

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE
ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'électronique

Mémoire de Fin d'Etudes
De MASTER ACADEMIQUE
Spécialité: électronique biomédicale
Filière: Génie Electrique

Présenté par :

Melle. Nadia KRICHANE et
Melle. Samira TAZEBOUDJT

Mémoire dirigé par **Mr. Y. AIT BACHIR**

Thème :

Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste

Mémoire soutenu publiquement le 1^{er} Octobre 2015

Remercîment :

Nous adressons nos remerciement au président de jurés ainsi qu'au membre de juré d'avoir accepté de jugé ce travail.

Nous remercions tout particulièrement Monsieur AIT BACHIR de nous avoir encadrés en étant toujours disponible et encourageant, pour son aide et conseils.

Nous adressons aussi nos remerciement a Monsieur HOCINI lotfi pour son aide et ses précieux conseils.

Enfin, nous tenons à remercier nos parents, nos familles, et nos amis pour leurs encouragements et leur soutien.

MERCI.

Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : Le cœur et l'électrocardiographie

- I. Introduction
 - II. Anatomie du cœur
 - III. Activité mécanique cardiaque
 - IV. La conduction électrique du cœur
 - V. L'Electrocardiogramme (ECG)
 - V.1. Le système de dérivations de l'ECG
 - VI. Analyse de l'ECG
 - VI.1 Ondes de L'ECG
 - VI.2. Les caractéristiques fréquentielles d'un ECG
 - VI.3. Les intervalles de l'ECG
 - VI.4. L'ECG normal
 - VI.5. Le rythme cardiaque
 - VI.6. La fréquence cardiaque
 - VII. Les arythmies cardiaques
 - VII.1. Extrasystoles supra-ventriculaires
 - VII.2. La tachycardie supra-ventriculaire
 - VII.4. La tachycardie ventriculaire
 - VII.3. La fibrillation auriculaire
 - VII.5. Fibrillation ventriculaire
 - VIII. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme
 - VIII.1. Bruits techniques
 - VIII.2. Artefacts physiques
 - IX. Conclusion
- Chapitre II : Le prétraitement des signaux ECG

- I. Introduction
- II. Les ondelettes

III. Définitions :

IV. Propriétés des ondelettes :

IV.1. Sélectivité en fréquence :

IV.2. Similarité :

IV.3. Symétrie :

IV.4. Orthogonalité :

IV.5. Régularité :

IV.6. Nombre de moments nuls :

IV.7. Facteur d'échelle minimal :

IV.8. Relation entre fréquence et échelle

V. La transformée en ondelette continue :

V.1. Définition :

V.2. Implémentation de la transformée en ondelettes continue (CWT) :

V.3. Reconstruction :

VI. La transformée en ondelette discrète :

VI.1. L'analyse multi résolution :

VI.2. Choix de l'ondelette :

VI.3. Les principaux filtrages de signal ECG :

VI.3.1. Filtrage de la dérive de la ligne de base :

VI.3.2. Filtrage du signal à 50 Hz (ou 60 Hz) :

VI.3.3. Filtrage du bruit de l'électromyogramme :

VI.3. Application : prétraitement des signaux ECG :

VI.3.1. Organigramme de prétraitement de signal ECG :

VI.3.2. Élimination de la fluctuation de la ligne de base : Filtrage à moyenne glissante et résultats:

Conclusion :

CHAPITRE III : Extraction des attributs de classification de l'ECG

III.1. Introduction :

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

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

III.2.2. Le seuillage :

III.2.2.1 Seuil de détection en amplitude :

III.2.2.2. Seuil de détection en temps :

III.2.3. L'organigramme de l'algorithme de seuillage :

III.2.3.3. Résultats de l'algorithme de seuillage:

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

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

Résultats de l'extraction des paramètres statistique :

Conclusion :

CHAPITRE IV : Application et interprétation des résultats

IV.1. Introduction :

IV.2. Neurone biologique :

IV.3. Neurone artificiel (formel) :

IV.4. Le perceptron :

IV.5. Règle d'apprentissage du perceptron :

IV.6.Architecture des réseaux de neurones :

a. Les réseaux de neurone non bouclé :

b. Les réseaux de neurone bouclé :

IV.7. Les différents types d'apprentissage des réseaux de neurones :

✚ L'apprentissage supervisé :

✚ L'apprentissage non supervisé :

✚ Les réseaux de neurones les plus utilisés :

✚ IV.8.Les Perceptrons :

✚ IV.8.1. Le perceptron mono-couche (Perceptron simple) :

IV.8.2. Le perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron) :

IV.8.3. Les réseaux à fonction radiale

IV.8.4. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)

IV.8.5. Les réseaux de Hopfield

IV.8.6. Les réseaux ART

IV.9. Utilisation des paramètres statistiques : détection d'une fibrillation auriculaire, une tachycardie ventriculaire et d'une activité cardiaque normale :

IV .9.1. L'apprentissage du réseau de neurones :

IV.9.2 Conception du réseau de neurones probabiliste (PNN)

IV.9 .3 . Les résultat :

* Phase d'apprentissage :

*phase de validation :

IV.9 .4. Interprétation :

V. Conclusion :

Conclusion générale:

Introduction générale :

Actuellement le domaine médical exige de nouvelles techniques et technologies, afin d'évaluer l'information d'une manière objective.

Les maladies cardiovasculaires constituent l'une des principales causes de mortalité dans le monde c'est pour cela que les chercheurs développent de nouvelles méthodes de prévention, de détection et de traitement de ces maladies. Dans ce travail on a utilisée un réseau de neurone pour la détection d'arythmie cardiaque a savoir la fibrillation auriculaire, et la tachycardie ventriculaire

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

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

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

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

Dans ce travail on opté a faire une détection de deux anomalie a savoir la fibrillation auriculaire et la tachycardie ventriculaire.

CHAPITRE I :

Le cœur et l'électrocardiographie

I. Introduction :

Le cœur est un organe musculaire creux en forme de poire situé entre les poumons, au milieu de la poitrine. Il assure la circulation du sang dans tout l'organisme, permettant aux cellules de recevoir oxygène et nutriments. Il est fixé au sternum par des tissus conjonctifs particuliers appelés ligaments. La taille d'un cœur adulte est comparable à celle du poing. Chez un individu moyen, il mesure environ 13 centimètres de long sur 8 centimètres de large, et pèse moins de 500 grammes. Le cœur, situé entre vos poumons au milieu du thorax est le moteur du système cardiovasculaire, dont le rôle est de pomper le sang qu'il fait circuler dans tous les tissus de l'organisme. Chaque jour, 100 000 battements pour pomper 8 000 litres de sang pour répondre aux besoins énergétiques du corps, ce qui rend cet organe une pompe extraordinaire essentielle pour la vie.

II. Anatomie du cœur

Grâce aux contractions de son tissu musculaire le cœur assure la circulation sanguine. C'est un muscle strié creux avec une épaisse cloison qui le divise en deux moitiés indépendantes (droite et gauche). Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et garantit la circulation pulmonaire; sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse dans tous les tissus. Chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui, à l'état normal, laissent passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces deux valves se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire respectivement. Voir la figure (1.1), où nous pouvons apercevoir l'anatomie du cœur et les vaisseaux associés. Les parois du cœur sont constituées par le muscle cardiaque, appelé myocarde, composé d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques ou cardiomyocytes.

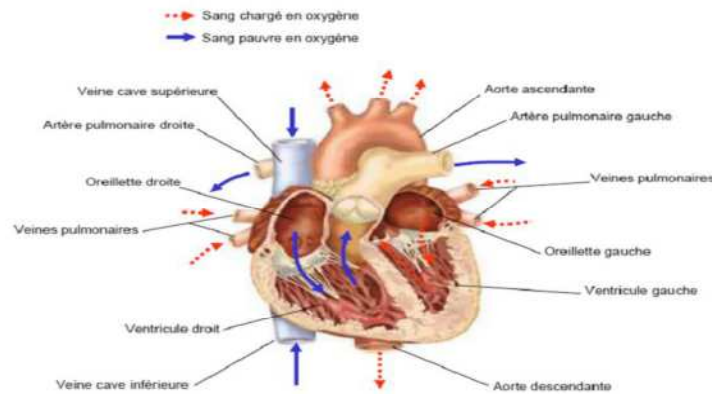


Figure 1.1. L'anatomie du cœur.

III. Activité mécanique cardiaque :

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes: la systole et la diastole.

La systole est la période correspondant à l'éjection du sang dans la grande et petite circulation. Elle se décompose en trois phases: la systole auriculaire, la contraction ventriculaire isovolumique et la systole ventriculaire.

- ✚ La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang.
- ✚ La contraction ventriculaire isovolumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent.
- ✚ La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang. Cette période est composée de deux phases: la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.

- ✚ La relaxation ventriculaire fait suite à la systole. Les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.
- ✚ La phase de repos est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes.

IV. La conduction électrique du cœur :

La contraction du muscle cardiaque (ou myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation et conduction électrique

comprend: le nœud sinusal, les voies spécialisées internodales, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de **His**, appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje, comme montré sur la figure (1.2). L'activité électrique normale du cœur suit la séquence d'activation suivante :

Le nœud sinusal (NS):

L'activité électrique est générée spontanément dans le nœud sinusal qui est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau où débouche la veine cave supérieure. L'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux oreillettes. Cette activation est facilitée au moyen des voies spécialisées internodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.

Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) :

Il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie (approximativement 100 ms) avant d'arriver au faisceau de His. Cette propriété physiologique du NAV permet de protéger les ventricules d'un nombre excessif d'activations du NAV et d'activations auriculaires et donne aux oreillettes un temps de vidange plus grand, ce qui optimise la contraction ventriculaire.

Le faisceau de His :

Il est situé dans la partie haute du septum interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux parties, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

Les fibres de Purkinje :

Les branches du faisceau de His finissent dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje terminent en anastomoses avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation.

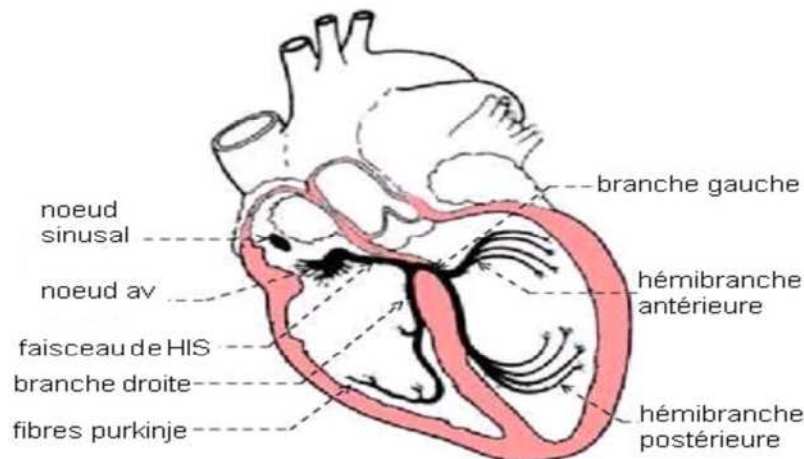


Figure 1.2. Le système spécialisé d'excitation.

V. L'Electrocardiogramme (ECG)[tal]

Le terme électrocardiogramme (ECG) désigne en général les techniques permettant de visualiser les différences de potentiel qui résultent de l'excitation du cœur. Ces potentiels naissent à la limite entre les zones excitées et celles non excitées du myocarde et sont mesurés entre deux points de la surface du corps. Une fibre cardiaque en cours de dépolarisation peut être assimilée à un dipôle électrique. A un instant donné le front de l'onde d'activation formé par l'ensemble des dipôles élémentaires crée un champ électrique qui est fonction des moments dipolaires. L'enregistrement de l'évolution temporelle du champ électrique résultant, effectué au moyen d'électrodes cutanées, est nommé l'électrocardiogramme de surface et appelé simplement ECG.

V.1. Le système dedérivations de l'ECG :

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond à une dérivation de l'ECG. Un système de dérivations consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En pratique, douze dérivations sont utilisées dans les plans frontal et transversal pour explorer l'activité électrique du cœur. On distingue :

✚ Trois dérivations bipolaires (ou dérivations standard) d'Einthoven : DI, DII, DIII.

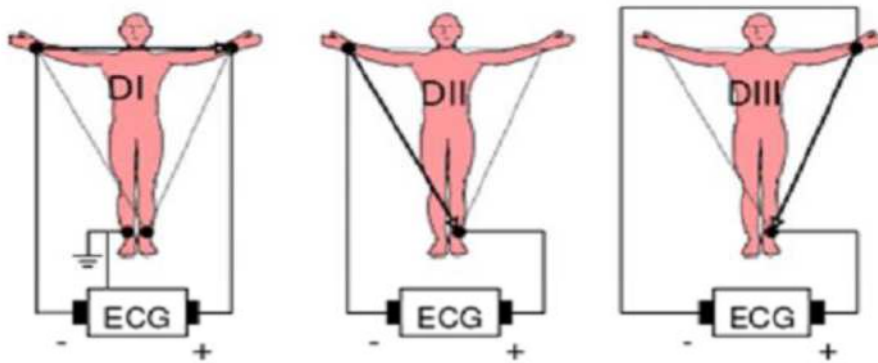


Figure 1.3. Les dérivations bipolaires

✚ Trois dérivations unipolaires augmentée de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL, aVF :

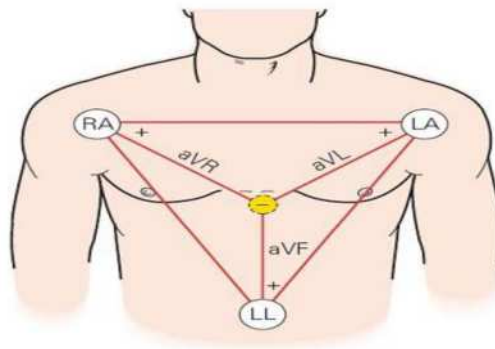


Figure 1.4. Dérivations unipolaires

✚ Six dérivations précordiales de Kossman :

V1, V2, V3, V4, V5, V6, Leur emplacement est représenté sur la figure (1.5)

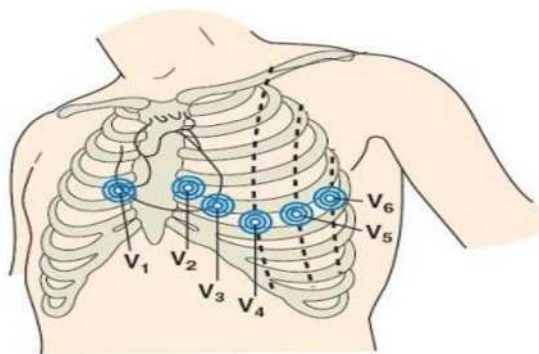


Figure 1.5. Dérivations thoraciques.

VI. Analyse de l'ECG :

VI.1 Ondes de l'ECG :

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives comme montré sur la figure (1.6).

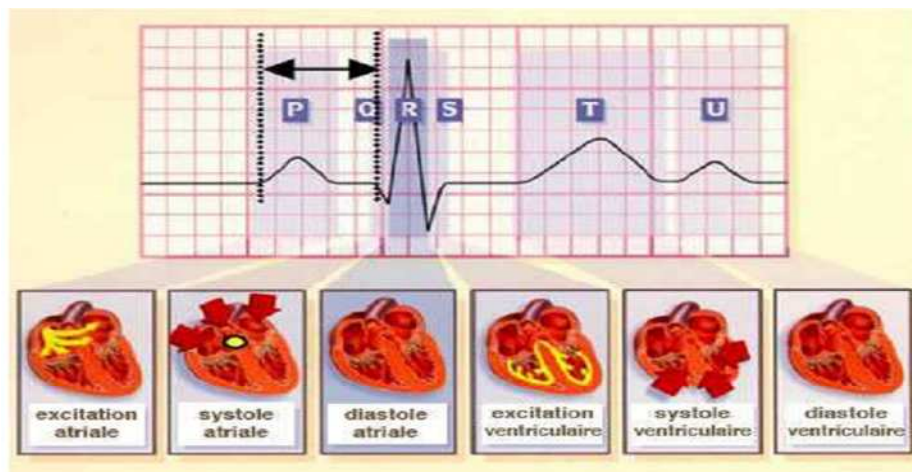


Figure 1.6 : Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, Q, R, S, et T

✚ L'onde P:

Elle représente la dépolarisation auriculaire. Cette onde peut être positive ou négative avec une durée de l'ordre de 90 ms. Généralement son observation est difficile, spécialement dans des conditions bruitées. Il faut noter que la repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante.

✚ Le complexe QRS:

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives :

L'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal et l'onde S qui est négative. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

✚ L'onde T:

Elle correspond à la repolarisation des ventricules, qui peut être négative, positive ou bi-phasique et qui a normalement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Bien que la dépolarisation et la repolarisation des ventricules soient des événements opposés, l'onde T est normalement du même signe que l'onde R, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques. L'ECG est aussi caractérisé par plusieurs intervalles comme on peut voir sur la figure (1.6):

VI.2. Les caractéristiques fréquentielles d'un 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 10 Hz.
- 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.

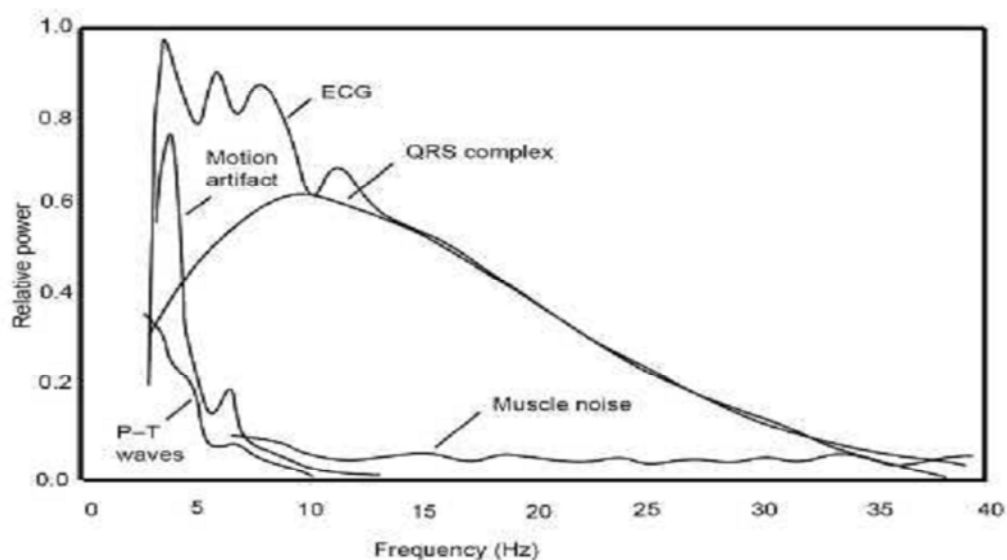


Figure 1.7 Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits d'origine musculaire ou respiratoire.

VI.3. Les intervalles de l'ECG :

Les intervalles et segments du trace électrocardiographique sont des paramètres importants, permettant d'évaluer la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques.

 L'intervalle RR:

Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.

 Le segment ST:

Il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Il est aussi défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

 L'intervalle PQ:

Il représente l'intervalle de temps entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS.

 L'intervalle QT:

Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervalle reflète la durée de la dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine.

VI.4.L'ECG normal :

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

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

VI.5.Le rythme cardiaque :

Lorsqu'on parle de rythme cardiaque, on parle 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 rythmesinusal régulier lorsqu'il est,

-  régulier : l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le trace, avec des complexesQRS 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) ;
- ✚ fonctionnel (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).

VI.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. Il permet aussi d'augmenter la capacité aérobie nécessaire au maintien d'un effort soutenu en plus de réduire le stress et l'anxiété.

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.

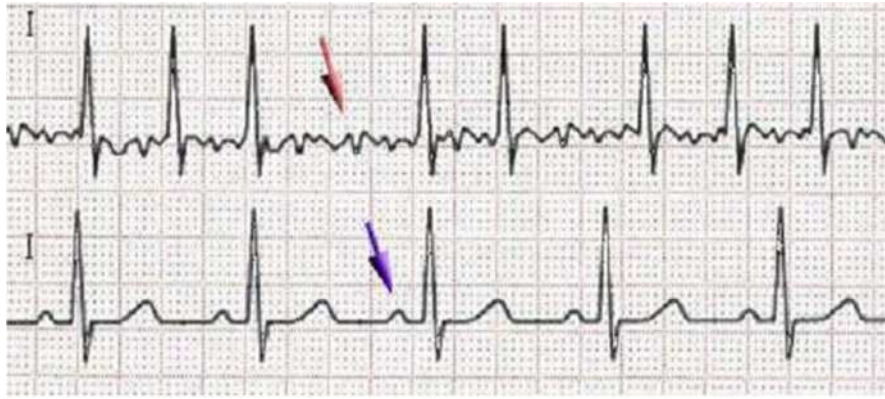


Figure (1.8).Présence de FA sur l'ECG. Fleche rouge : trémulations de la ligne isoélectrique (Fibrillation auriculaire) - Fleche violette : onde P (ECG normal, rythme sinusal).

VII. Les arythmies cardiaques :

Elles sont une cause majeure de mortalité et constituent une partie très importante de la problématique des maladies cardiovasculaires. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît hors du nœud sinusal, dans le nœudatrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qui en résulte s'écarte du rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque. Si le trouble se déclare dans les oreillettes ou le nœudatrio-ventriculaire, on parlera d'arythmie supra-ventriculaire; s'il apparaît dans les ventricules, on parlera d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parlera de tachycardie (tachy = rapide); si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (brady = lent).

VII.1.Extrasystoles supra-ventriculaires

Une extrasystole supra-ventriculaire est caractérisée par une stimulation cardiaque prématurée par rapport au rythme de base. Selon son origine, elle pourra être auriculaire (oreillettes) ou jonctionnelle (nœudatrio-ventriculaire). Souvent l'hypertension artérielle, en raison de sa surcharge pour le cœur, provoque une distension des oreillettes et leur contraction prématurée. La faiblesse du muscle cardiaque peut constituer une autre cause de ce type d'extrasystole.

✚ Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire) :

L'extrasystole ventriculaire est due à la présence d'une zone irritative dans le ventricule qui ne se soumet pas à l'harmonie de l'activation cardiaque. L'émotion, un déséquilibre de la teneur en sels minéraux, un état fébrile ou une infection peuvent démasquer une propension à cette

arythmie. Dans ces cas, celle-ci sera considérée comme bénigne, tandis que l'apparition d'extrasystoles accompagnant une maladie cardiaque peut dévoiler un problème qui nécessite un traitement. Si les extrasystoles se multiplient et que la stimulation électrique suit le mouvement, la fréquence cardiaque augmentera, on parlera alors de tachycardie.

VII.2. La tachycardie supra-ventriculaire :

Lors de tachycardie paroxystique, le cœur s'emballle soudainement et bat très rapidement, jusqu'à 150 à 220 fois par minute comme montré sur la figure (1.8). Ces épisodes peuvent durer quelques secondes ou se prolonger pendant plusieurs heures. Ils s'arrêtent aussi soudainement qu'ils sont apparus. Les tachycardies supra ventriculaires peuvent apparaître dès le très jeune âge et persister toute la vie. Après ces crises, le sujet se sent fatigué, mais ce type d'arythmie est rarement dangereux. Elles nécessitent néanmoins l'attention du médecin, car elles peuvent être gênantes et diminuer la qualité de vie.

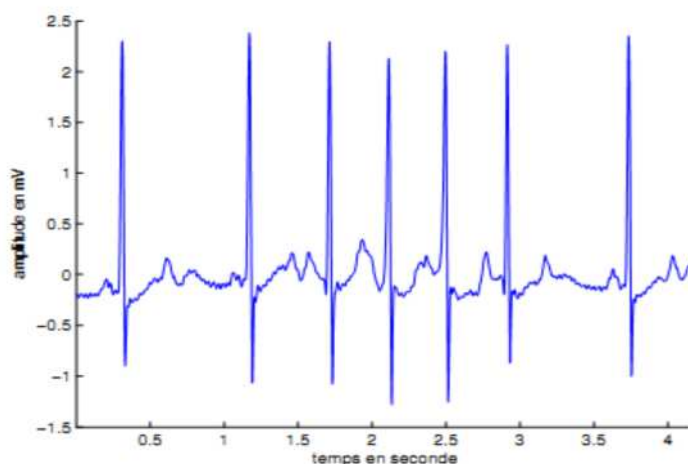


Figure 1.8. Tachycardie supra-ventriculaire.

VII.3. La fibrillation auriculaire

Une fibrillation auriculaire est définie comme la contraction anarchique des oreillettes, qui entraîne une contraction rapide et irrégulière des ventricules comme montré sur la figure (1.9). Il s'agit d'un trouble du rythme du cœur très fréquent, en particulier chez les sujets de plus de 60 ans. Le diagnostic est difficile car les symptômes de fibrillation auriculaire ne sont absolument pas ressentis.

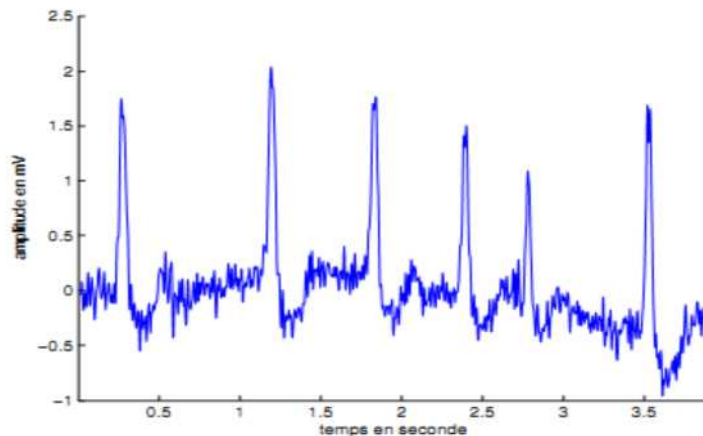


Figure 1.9. Fibrillation auriculaire.

VII.4. La tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est en général la manifestation d'un dysfonctionnement du muscle cardiaque. Elle peut apparaître à tout âge, mais elle est fréquemment la conséquence d'un infarctus du myocarde. Elle se manifeste par la désynchronisation des battements ventriculaires qui conduit à une diminution du pompage du sang voir figure (1.10)

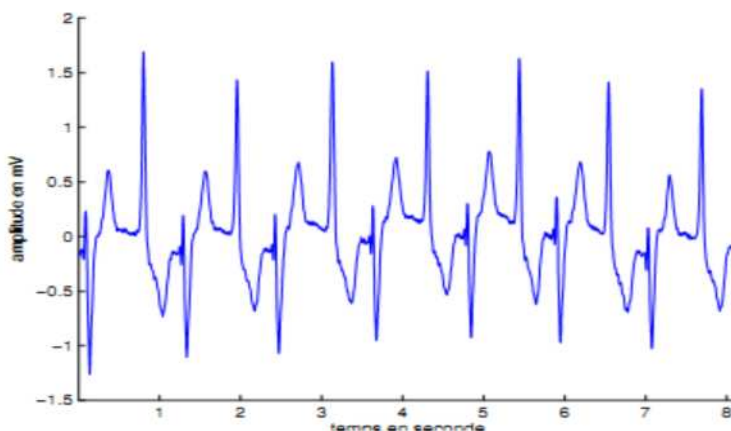


Figure 1.10. Tachycardie ventriculaire

VII.5. Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire (FV) est parfois inaugurale (mort subite), précoce (fibrillation ventriculaire primaire de bon pronostic), parfois tardive (fibrillation ventriculaire secondaire) accompagnant alors un anévrysme du ventricule gauche suite à un mauvais diagnostic. La fibrillation ne peut pas se produire dans un milieu homogène. En fait, la période réfractaire, l'excitabilité, ainsi que la vitesse de conduction n'ont pas des propriétés constantes partout dans le tissu ventriculaire comme montré sur la figure (1.11).

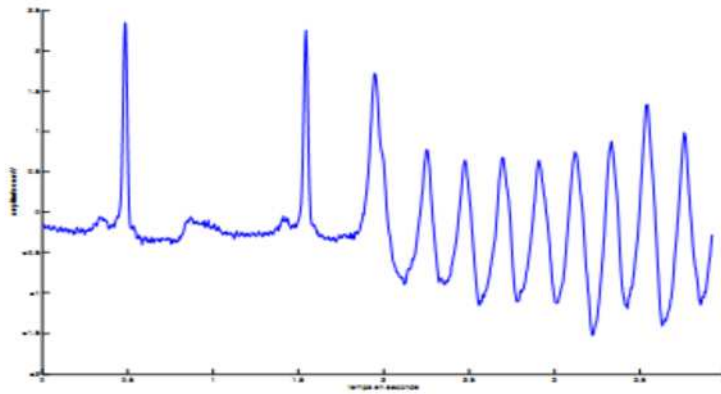


Figure 1.11. Fibrillation ventriculaire.

VIII. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme :

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques. Nous allons surtout développer l'aspect technique et physique des bruits et artefacts présents sur les tracés électrocardiographiques. En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont l'amplitude, la périodicité et la bande spectrale. Les artefacts prennent une place particulière puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes d'analyse automatique de l'électrocardiogramme.

IX.1. Bruits techniques :

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentes ci-dessous.

 Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la figure (1.12). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence a bande étroite.

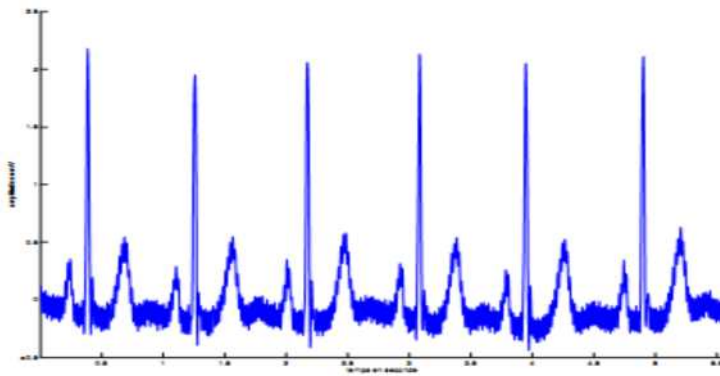


Figure 1.12. Interférence secteur 50 Hz.

Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur la figure (1.13). Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.

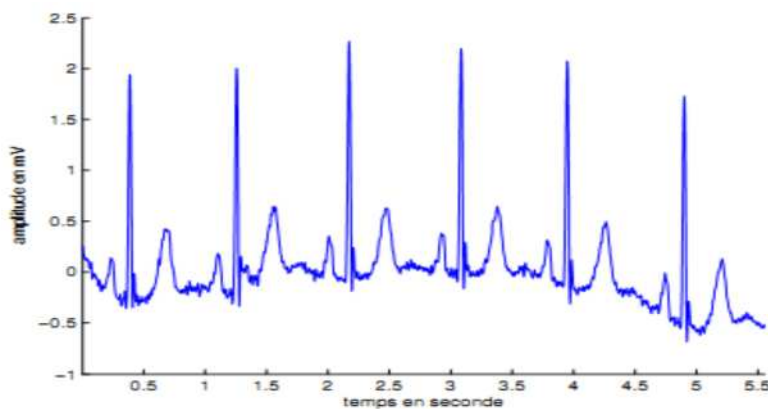


Figure 1.13. Bruit dû aux mouvements des électrodes.

Autres bruits courants :

Parmi les bruits courants on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, la saturation des instruments de mesure, les mauvais câblages, les artefacts dus au port de vêtements synthétiques, etc.

IX.2. Artefacts physiques :

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

✚ Mouvements de la ligne de base :

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la figure (1.14). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

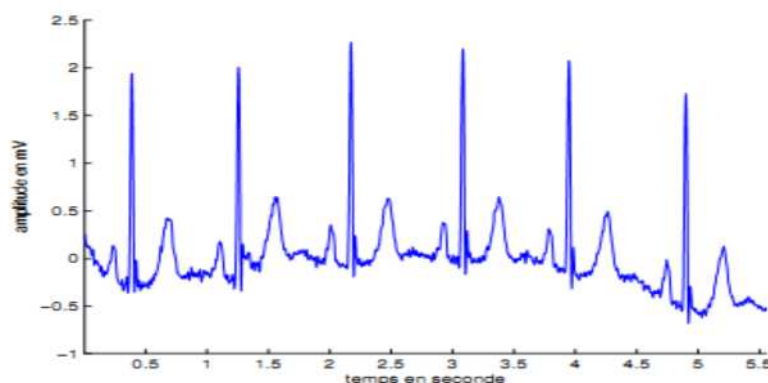


Figure 1.14. Dérive de la ligne de base.

✚ Bruit myoélectrique ou tremblement somatique

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques comme montré sur la figure (1.16). L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de

l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

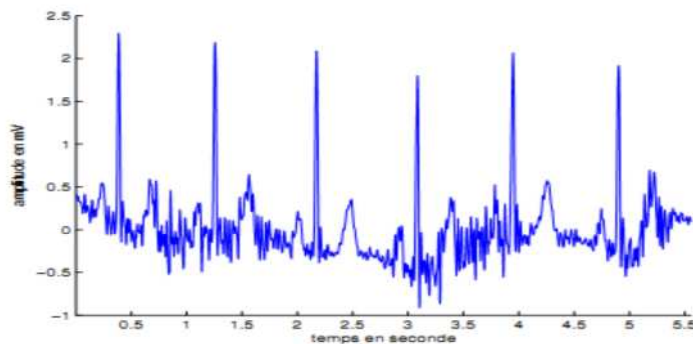


Figure 1.15. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.

IX. Conclusion :

A travers ce chapitre une description relativement détaillée de l'anatomie du cœur et du signal électrophysiologique s'y afférant ont été faits. En fait, le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques. Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et l'examen Holter lorsqu'il est effectué sur 24 heures. L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser. En effet, chaque couple de cavités (les oreillettes et les ventricules) possède sa propre signature électrique :

Onde P : systole auriculaire,

Ondes Q, R et S : systole ventriculaire,

Onde T : repolarisation ventriculaire.

En fait se sont ces signatures qui nous intéressent dans notre étude, car ils seront les paramètres primordiaux pour le développement d'un classifieur automatique des battements cardiaques et permettre ainsi une aide à la décision pour les médecins spécialistes.

CHAPITRE II :

Le prétraitement des signaux ECG

I. Introduction :

La classification de différents types de cardiopathies à partir de l'électrocardiogramme (ECG) représente une importance majeure dans le diagnostic des dysfonctionnements cardiaques. Mais avant de classifier le signal une série de traitement lui est appliqué obligatoirement afin d'éliminer les 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 fréquence 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 aisément traité, 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 la transformée en ondelettes pour comprendre ce qui suit dans la partie d'application, on commencera ce chapitre par une présentation générale de cette transformée et de ses principales caractéristiques.

II. Les ondelettes :

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

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

La principale caractéristique d'une fonction ondelette est son support compact, c'est-à-dire que la fonction d'ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence. [2].

III. Définitions :

Soit ψ une fonction choisie suffisamment régulière et bien localisée. Cette fonction ψ est appelée ondelette si elle vérifie la condition suivante :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (2.1)$$

Où Ψ désigne la transformée de Fourier de ψ .

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

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

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

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad \text{pour } k = 0, \dots, m. \quad (2.2)$$

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

A partir de cette unique ondelette ψ (appelée ondelette mère), on construit par translation et dilatation, une famille de fonctions qui sont les atomes de base (souvent appelées ondelettes filles), elles sont de forme constante, mais de taille variable (Figure 2.1 et figure 2.2) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.3)$$

Avec :

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

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

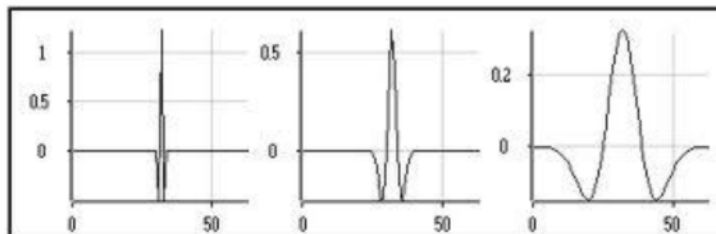


Figure 2.1. Ondelette avec différents facteurs d'échelles

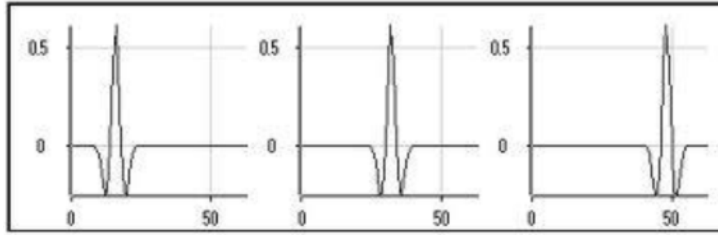


Figure 2.2. Ondelette avec différents facteurs de position b .

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

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

$$\Delta t_{\psi_a} = a \cdot \Delta t_{\psi} \quad (2.6)$$

$$\Delta f_{\psi_a} = \Delta f_{\psi} / a \quad (2.7)$$

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

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

$$\Delta t_{\psi_a} \cdot \Delta f_{\psi_a} = \Delta t_{\psi} \cdot \Delta f_{\psi} \quad (2.8)$$

Mais, ceux-ci se déforment et s'allongent le long de l'axe des temps et des fréquences (Figure.2.3). Ce mécanisme représente la richesse de l'analyse temps-échelle. Il permet, à une échelle petite, de réaliser un examen temporel précis du signal correspondant aux fréquences hautes. Bien au contraire, les basses fréquences sont examinées avec une très forte résolution fréquentielle, mais, leurs instants d'occurrence sont moins précis.

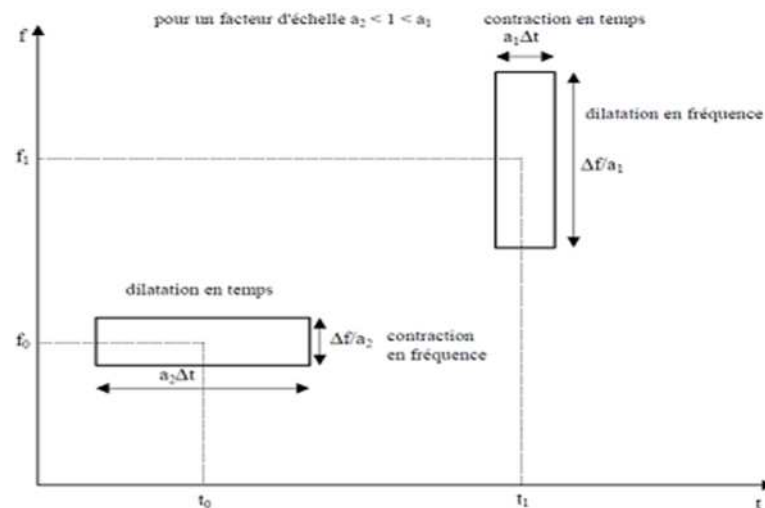


Figure 2.3. Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle $a_2 < 1 < a_1$.

IV. Propriétés des ondelettes :

IV.1. Sélectivité en fréquence :

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

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

IV.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.

IV.3. Symétrie :

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

IV.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.

IV.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

IV.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.

IV.7. Facteur d'échelle minimal :

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

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

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

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

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

IV.8. Relation entre fréquence et échelle

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

Il existe deux types d'ondelettes continues et discrètes.

V. La transformée en ondelette continue :

V.1. Définition :

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

Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction $CWT_{(\tau,a)}$ par l'équation suivante :

$$CWT_{(\tau,a)} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \Psi_{\tau,a}(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2.9)$$

Le signal $x(t)$ est alors décrit par ses coefficients d'ondelettes $WWT(\tau, a)$ qui mesurent les fluctuations à l'échelle $\ll a \gg$ du signal $x(t)$. l'ondelette ayant été déplacée pour être centrée sur $\ll \tau \gg$ qui le point autour duquel l'analyse se fait, $\ll a \gg$ 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 (haute fréquences) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grand échelle (basses fréquences). Cette d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse lui a valu la dénomination de "microscope mathématique".

V.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 translation puisque cela nécessiterait une circuiterie infinie. Néanmoins une transformée continue discrétisée ne doit pas être confondue avec une transformée discrète.

V.3. Reconstruction :

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue à la transformée de Fourier (TF) à fenêtre glissante, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes. La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{C_\Psi} \iint_{-\infty}^{\infty} WT(a, b) * \Psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (2.10)$$

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

VI. La transformée en ondelette discrète :

La transformée en ondelette 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 :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - k b_0) \quad (2.11)$$

Avec $a_0 > 1$ et $b_0 > 0$ fixés 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 :

$$a = a_0^j \quad \text{Et} \quad b = k b_0 a_0^j \quad (2.12)$$

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

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

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j} t - k) \quad (2.13)$$

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.

VI.1.L'analyse multi résolution :

On cherche à représenter un signal $x(t)$ par un ensemble de coefficients obtenues par projection de x sur une base orthogonale. Mallat a mis en avant une certaine catégorie de décomposition en ondelette discrètes qui peut être réalisé numériquement en un temps très court par une transformation en ondelette 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'allure 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 figure 2.4).

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 de 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 :

$$\varphi_{j,n} = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \varphi(2^j t - n) \quad (2.14)$$

Cependant, et dans ce cas-là, on peut transformer un signal en ondelette sans ondelette 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.

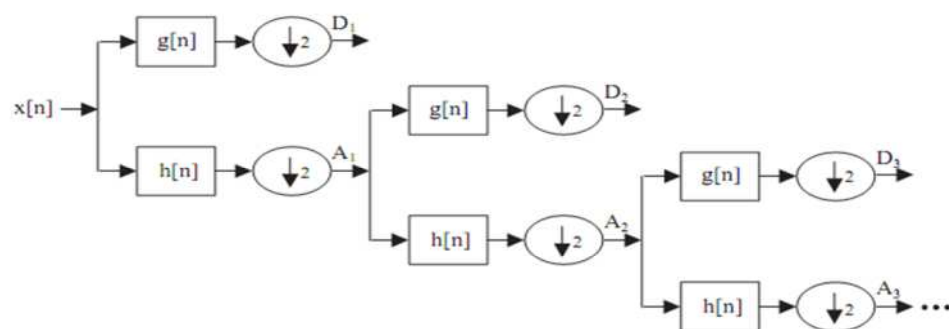


Figure.2.4. Décomposition de $X[n]$ basés sur l'analyse Multi-résolution de la transformée en ondelette orthogonale.

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).[3]

VI.2. 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 la transformée à utiliser (continue ou discrète). En analyse d'image, il est souvent utile d'utiliser une certaine redondance pour avoir plus d'information. L'utilisation de la transformée en ondelette continue est alors conseillé. Pour une analyse multi-résolution, on préférera une base d'ondelette ortho-normale et si on veut un calcul exact, alors les ondelette à support compact sont indiquées. On peut également avoir besoin d'une ondelette indéfiniment dérivable, il faudra 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. À 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'ondelette 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.

VI.3. Les principaux filtrages de signal ECG :

VI.3.1. 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 présentes 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. 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 dérive de la ligne de base. On montrera dans la partie pratique, comment éliminer ce bruit en éliminant les approximations de transformée en ondelette continue d'un signal ECG.

VI.3.2. Filtrage du signal à 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'autre pays), généralement accompagné de quelque harmonique. 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 toujours centrée sur 50 Hz. Pour remédier à ce type de problème, des méthodes basées sur du filtre adaptatif ont également été proposées. [4]

VI.3.3. 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 (notamment à l'effort). Ce type de filtre pour atténuer le bruit électromyographique n'est pas applicable lorsqu'on cherche des informations sur les ondes battement par battement. [5]

VI.3. Application : prétraitement des signaux ECG :

VI.3.1. Organigramme de prétraitement de signal ECG :

Le prétraitement de signal ECG correspond essentiellement à l'élimination de la dérive de la ligne de base et le débruitage. Dans cette présente application ces deux opérations seront appliquées sur un ensemble de signaux téléchargés sur la base de données mit-bih.

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

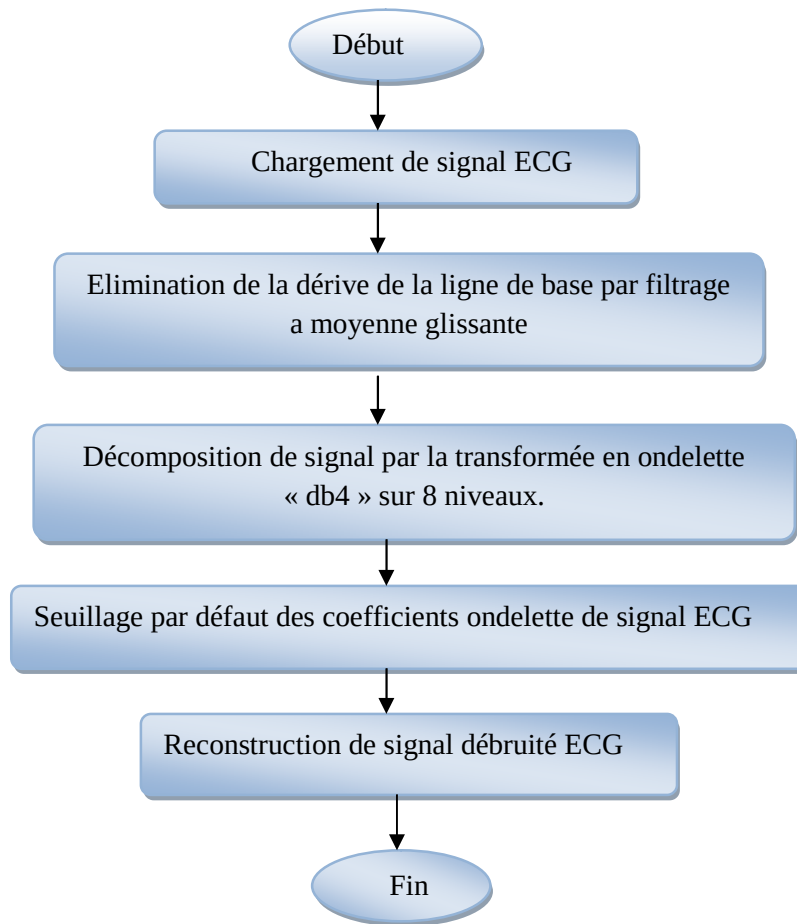


Figure.2.5. Organigramme de prétraitement de signal ECG.

VI.3.2.Élimination de la fluctuation de la ligne de base : Filtrage a moyenne glissante et résultats:

Une des tâches importantes en filtrage est celle concernant l'atténuation de la dérive de la ligne de base ; cela est nécessaire pour minimiser les déformations morphologique des ondes de l'ECG. Prennent comme exemple, l'onde 'T' qui pourrait être plus haute que l'onde 'R' donc elle sera détecter comme onde 'R'. cela est dû à la dérive de la ligne de base. les dérivation de basse fréquence sont causées en générale par la respiration ou les mouvements du patient. Plusieurs types de méthode ont été présentés dans la littérature dont le but de remédier ce type de perturbation. Ce travail est souvent réalisé a l'aide du filtre passe haut, généralement base sur des filtres a 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. Par contre in 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 pour le filtre doit présenter un compromis entre l'élimination de la

dérive de la ligne de base et la distorsion causée par le filtrage. Pour cela, il s'avère impossible de trouver les composantes fréquentielles les plus basses de l'ECG.

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

Pour ce travail on a opté pour le filtre à moyenne glissante. Ce filtre lisse les données en remplaçant chaque point de l'ECG échantillonné par la moyenne des points se trouvant 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 :

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

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 pratique, on a choisi : « spread »=150. Les résultats obtenus sont montres dans les figures qui suivent :

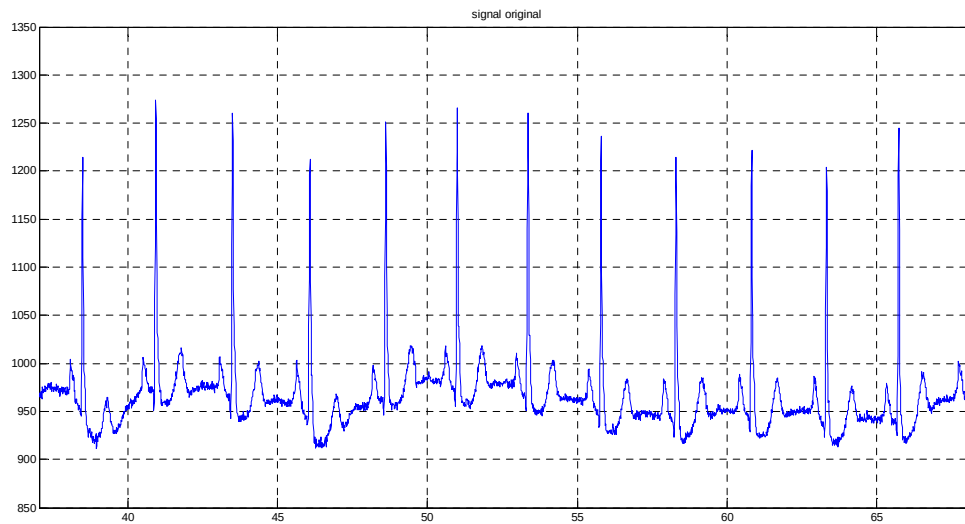


Figure.2.6. Signal original (101.mat)

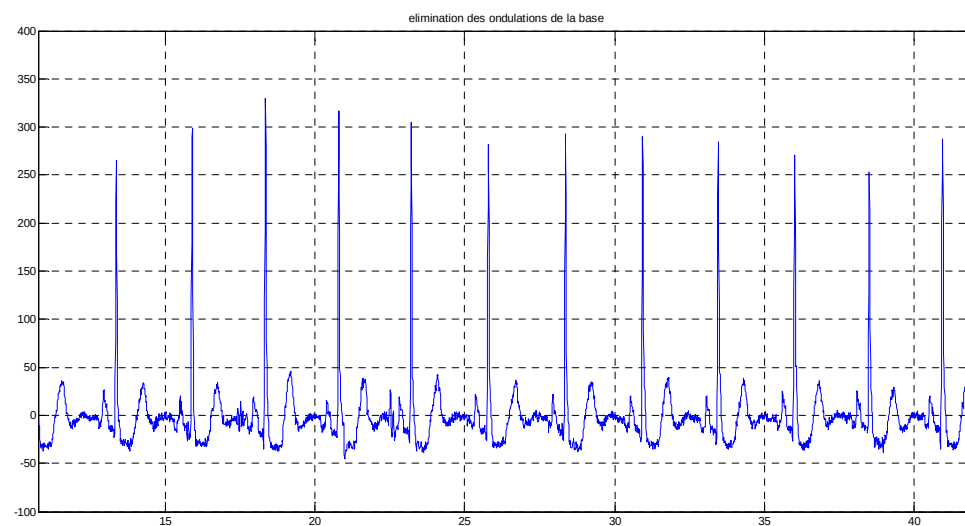


Figure.2.7. Elimination des ondulations de la ligne de base (101.mat)

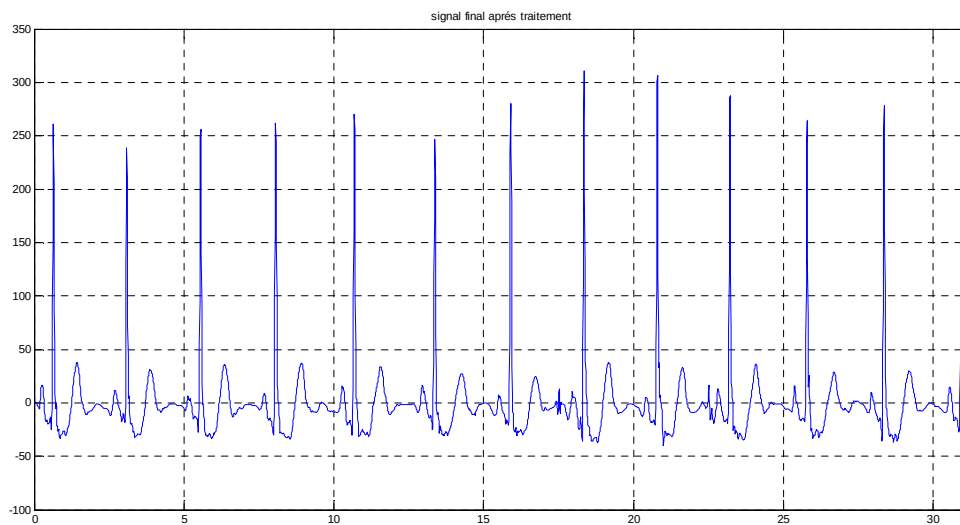


Figure.2.8.Signal final après filtrage (101.mat).

Conclusion :

Ce chapitre donne un aperçu sur la théorie de la transformée en ondelettes, ces propriétés et principales caractéristiques.

On trouve aussi les différents types de filtrage qui constitue l'étape de prétraitement du signal ECG.

On a terminé ce chapitre par une application du prétraitement des signaux ECG dont on a illustré l'organigramme et les résultats.

CHAPITRE III

Extraction des attributs de classification de l'ECG

III.1. Introduction :

Après le prétraitement du signal ECG, le deuxième stage en vue de sa classification est l'extraction de ses paramètres distinctifs. Ces paramètres qui représentent l'information utile contenue dans le signal, sont utilisés comme entrée à 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 comme l'étape de classification n'y pas incluse. On verra, cependant, deux principaux types de paramètres discriminants d'un signal ECG (paramètres temporelles et paramètres d'amplitudes) et leurs méthodes d'extraction correspondantes.

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

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. on présente ci-dessous ses caractéristiques les plus distinctives pour trois signaux différents.

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

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

 Paramètres de l'onde P :

- ✓ Amplitude=0.25mV
- ✓ Durée=0.09s

 Paramètre de l'onde Q :

- ✓ Amplitude=0.025mV
- ✓ Durée=0.066s

 Paramètre de l'onde R :

- ✓ Amplitude=1.6mV
- ✓ Durée=0.11s

 Paramètre de l'onde S :

- ✓ Amplitude=0.025mV
- ✓ Durée=0.066s

 Paramètre de l'onde T :

- ✓ Amplitude=0.35mV
- ✓ Durée=0.142s

 L'intervalle RR réguliers (voir figure suivante).

- Les caractéristiques des ondes d'un ECG correspondent à une extrasystole ventriculaire :

 Absence de l'onde P Un complexe QRS prématuré, large et déformé Une onde T qui sera géante et souvent inverse au QRS.

- 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. Irrégularité des intervalles RR

Afin de détecter ces paramètres on a utilisé la méthode de seuillage ; cette méthode est illustrée dans le paragraphe qui suit.

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 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 Rloc et leurs amplitudes Ramp.

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 0.02 secondes (voir section suivante) et a été calculé à partir de la fréquence d'échantillonnage de 360 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.2.2.2. 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 0.02 secondes et a été calculé à partir de la fréquence d'échantillonnage de 360 Hz des signaux ECG : $10/360 \cong 0.02s$

- ✚ 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 précédents 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.2.3. 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.

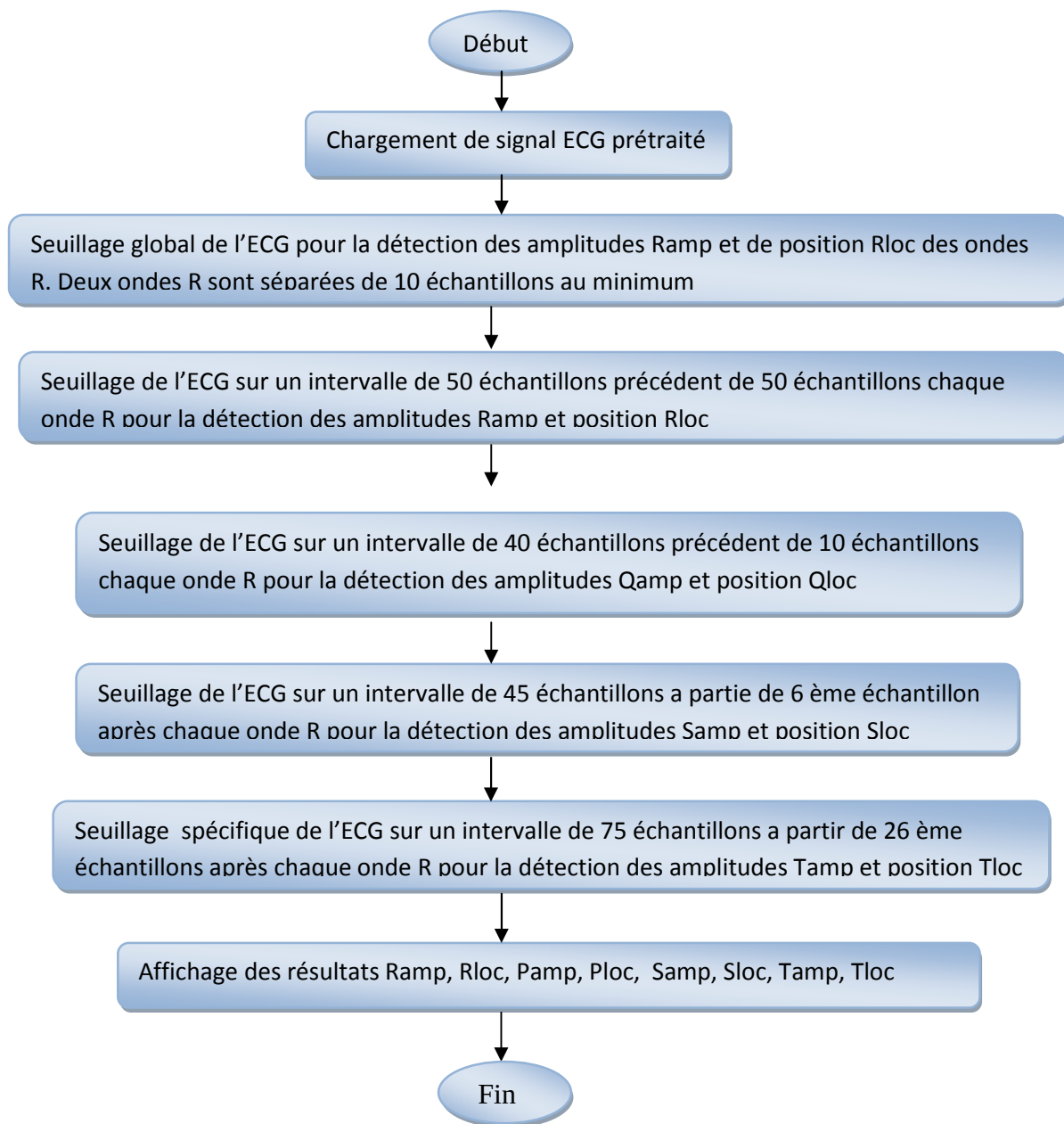
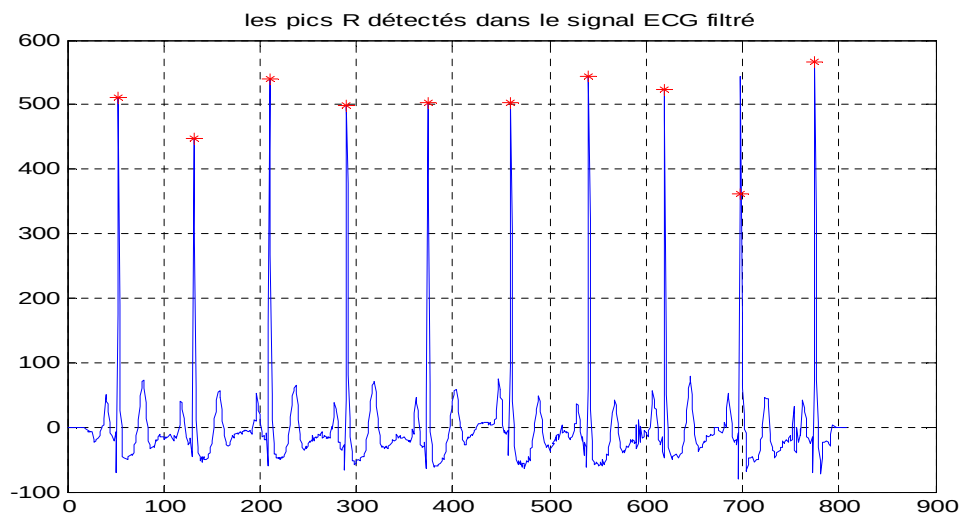


Figure III.1. Organigramme de l'algorithme de seuillage

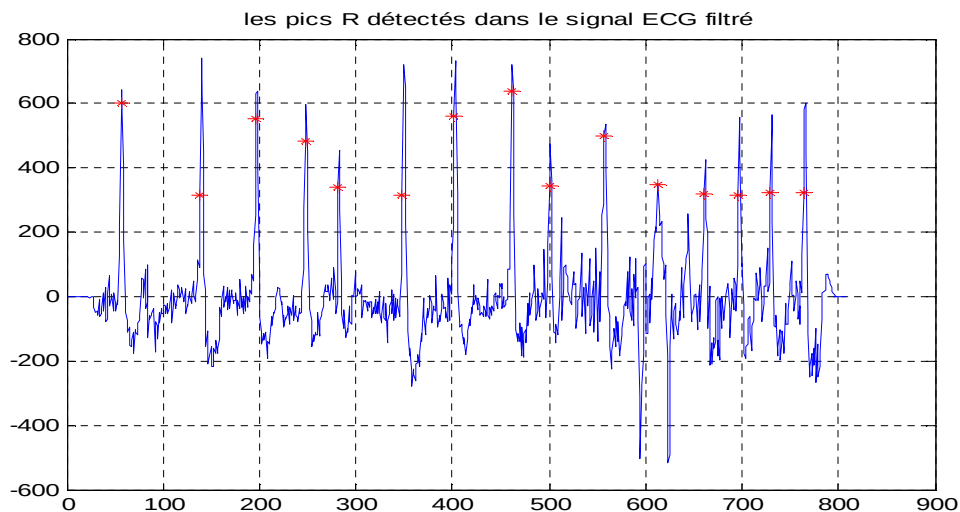
III.2.3.3. Résultats de l'algorithme de seuillage:

🚦 Détection de l'onde 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 notamment meilleur par rapport à la détection de leurs amplitudes Ramp. Les figures ci-dessous illustrent les ondes R détecté dans un ECG normal.....



Figure(III.1). Les pics R détecté dans l'ECG normal (101.mat)

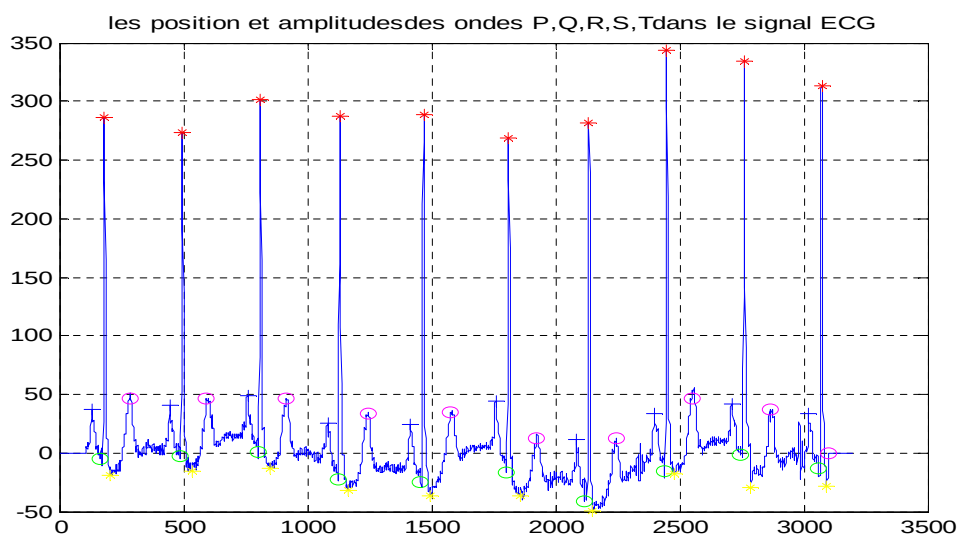


Figure(III.2). Les pics R détecté dans l'ECG correspondant a une tachycardie ventriculaire (203.mat)

✚ Détection des ondes P, Q, S, T :

La méthode de seuillage spécifique nous a permis la détection des ondes P, Q, S, T. Cependant, et comme montre les figures suivante, les résultats de la détection de ces ondes sont nettement bons.

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.



Figure(III.3).les positions et amplitudes des ondes P,Q , S, T dans un ECG normal

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

On note l'excellence détection de la position des ondes R d'où l'importance de 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 aussi un bon paramètre pour la détection de la fibrillation auriculaire à inclure dans le vecteur d'entrée de réseau de neurones.

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

En fin 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 de l'onde 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 aussi bons pour la détection des autres ondes P, Q, S et T.

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

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

$$A = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_n] = A[A(t_1), A(t_2), A(t_3) \dots A(t_n)]$$

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

Dans notre travail, on a opté pour l'extraction de ces paramètres à partir de la transformée en ondelette discrète (DWT) 'db6' de l'ECG et pas de l'ECG lui-même.

En effet, les détails ondelette de l'ECG représentent l'information haute fréquence de signal dans ces moindre détails d'où l'importance de considérer leurs paramètres statistique vu la finesse de leurs description des caractéristiques du signal.

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

L'organigramme ci-dessous présente les étapes qu'ont subits les signaux ECG de notre base de données sur laquelle ont porté notre étude. L'extraction des paramètres statistique 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 :

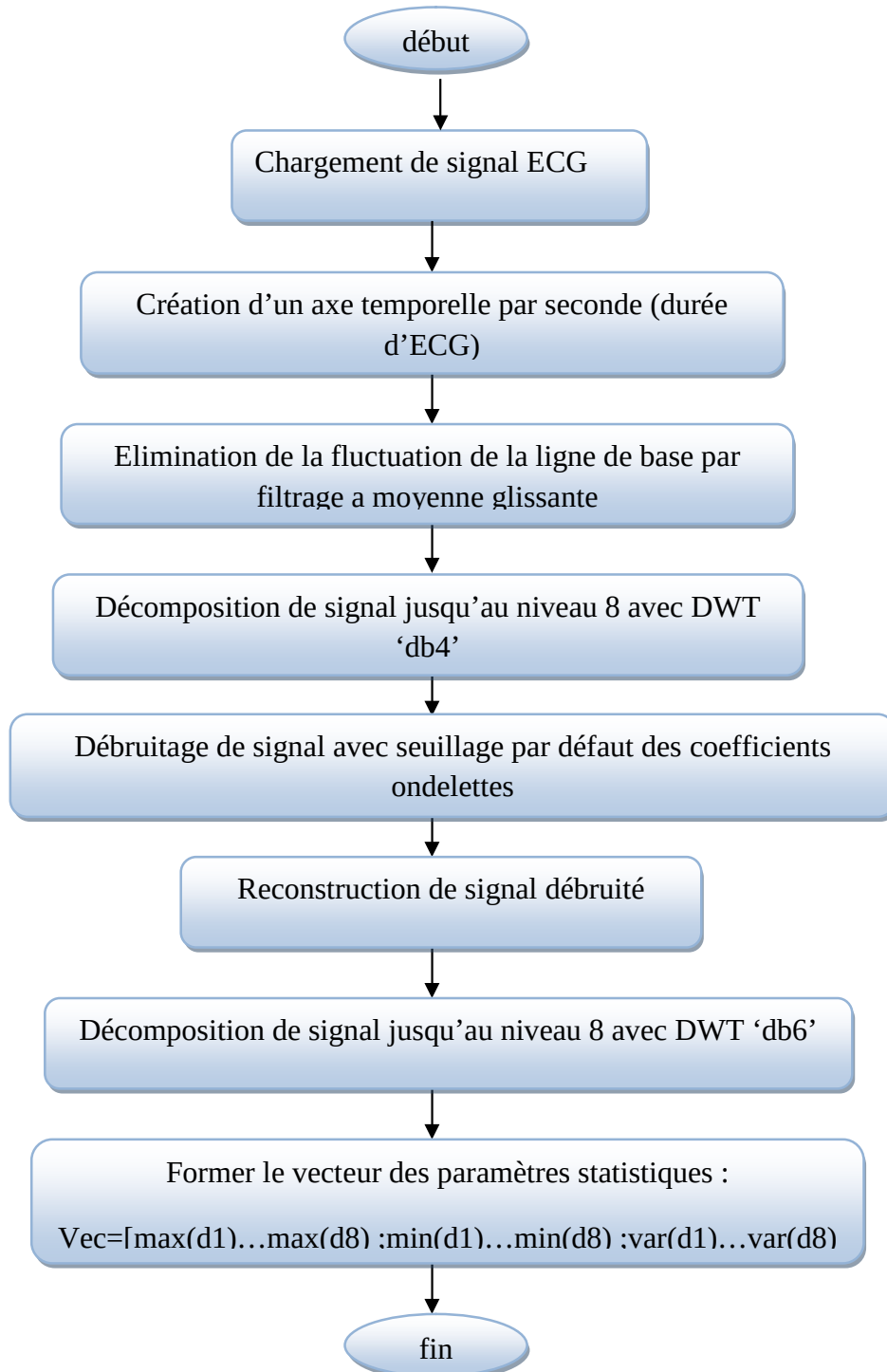
$$\text{Max}(di).$$

 Le minimum des coefficients ondelettes calculé avec la commande MATLAB :

$$\text{Min}(di).$$

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

$\text{Var}(d_i)$.



Figure(III.4). Organigramme d'extraction des paramètres statistique de l'ECG.

La fonction « hamidwt » se charge à la fois de prétraiter les signaux par la procédure citée précédemment puis former un vecteur de 24 éléments représentant respectivement les paramètres statistiques suivants :

- ✓ Les maxima des huit détails ondelettes des signaux ECG : $\max(d1) \dots \max(d8)$.
- ✓ Les minima des huit détails ondelettes des signaux ECG : $\min(d1) \dots \min(d8)$.
- ✓ Les variances des huit détails ondelettes des signaux ECG : $\text{var}(d1) \dots \text{var}(d8)$.

Résultats de l'extraction des paramètres statistique :

vec_entree_tv =

1.0e+005 *

0.0004

0.0009

0.0020

0.0054

0.0087

0.0187

0.0166

0.0062

-0.0005

-0.0010

-0.0018

-0.0048

-0.0087

-0.0177

-0.0167

-0.0032

0.0000

0.0005

0.0038

0.0812

0.4664

1.6452

1.5556

0.1456

vec_entree_fa =

1.0e+004 *

0.0005

0.0026

0.0124

0.0296

0.0470

0.0504

0.0365

0.0229

-0.0006

-0.0022

-0.0103

-0.0383

-0.0558

-0.0525

-0.0353

-0.0098

0.0000

0.0006

0.0167

0.3841

1.4677

4.6592

2.2590

0.3763

vec_entree_n =

1.0e+004 *

0.0014

0.0087

0.0376
0.0666
0.0648
0.0560
0.0316
0.0086
-0.0018
-0.0078
-0.0410
-0.0730
-0.0666
-0.0519
-0.0344
-0.0119
0.0002
0.0075
0.3120
1.9720
3.2970
6.4230
2.0308
0.1362

Conclusion :

Dans ce chapitre on a exploité deux approches pour l'extraction de deux types de paramètres, La méthode de seuillage globale des signaux ECG a permis de bons résultats pour la détection Des amplitudes et position des ondes R. et pour la détection des autre ondes (P Q S T) par le seuillage spécifique.

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

CHAPITRE IV

Application et interprétation des résultats

IV.1. Introduction :

Les réseaux de neurones sont une des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels, pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui montés en réseau, permettent de former des fonctions complexes très utiles. Par analogie aux neurones biologiques, les neurones artificiels ont pour but de reproduire des raisonnements intelligents d'une manière artificielle. Ces neurones peuvent adopter certaines qualités habituellement propres au biologique, c'est-à-dire, la généralisation, l'évolutivité, et une certaine forme de déduction. La structure d'un neurone artificiel est en fait inspirée de la structure des neurones biologiques. Les principales structures biologiques des neurones ont toutes leur équivalent artificiel, ceci ayant pour but de reproduire leur fonctionnement de la meilleure façon possible (avec une logique, simple et facilement représentable en informatique).

IV.2. Neurone biologique :

Le neurone biologique est un corps cellulaire composé entre autres de *dendrites* et d'un *axone*. Des informations électriques (provenant du système nerveux) arrivent par les dendrites qui sont les entrées du neurone. Un signal électrique (de type impulsion) peut être émis le long de l'axone si les signaux électriques arrivant par les dendrites excitent assez le neurone (c.-à-d. passage d'un seuil d'excitation). Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les *synapses*, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones, compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone. L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé. La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau. Le neurone biologique est schématisé dans la figure(IV.1)

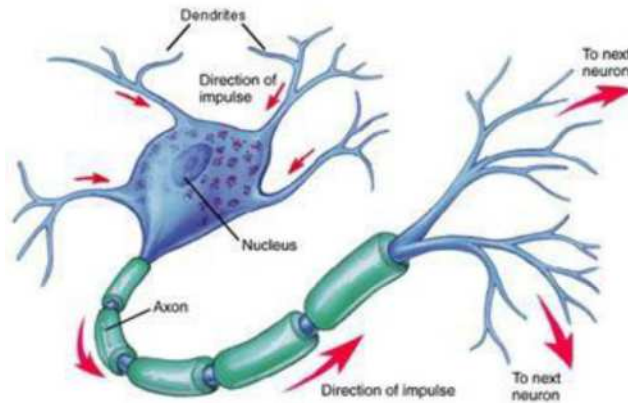


Figure IV.1. Neurone biologique.

IV.3. Neurone artificiel (formel) :

Un neurone formel est une minuscule structure qui traite les influx nerveux qui arrivent (*inputs*), chacun selon son importance relative, et qui émet un signal de sortie (*output*). Les neurones artificiels reproduisent le même procédé, recevant chaque signal d'entrée (*input*) pondéré par un poids (*weight*). Ces poids sont aussi appelés poids synaptiques, par analogie. Les intrants pondérés, habituellement (mais pas toujours) sommés, sont ensuite comparés à un seuil d'activation θ_1 puis transmis dans la fonction du neurone (habituellement une fonction très simple). Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées font appel aux fonctions mathématiques telles que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes. Elles sont schématisées sur la figure (IV.3). Elles produisent l'extrant (*output*) désiré. Dans les neurones biologiques, les intrants et extrants sont des influx électriques, représentés artificiellement par des valeurs numériques. Habituellement, les neurones sont reliés ensemble en réseaux, les neurones d'un niveau (les réseaux de neurones sont habituellement bâtis en niveaux hiérarchiques) passant leurs extrants aux neurones du niveau suivant (devenant les intrants des neurones suivants). D'une manière générale, un neurone constitue un minuscule processeur, capable de gérer une fonction simple voir la figure (IV.2) qui décrit le neurone formel. Le tableau (IV.1) illustre l'analogie de celui-ci avec le neurone biologique.

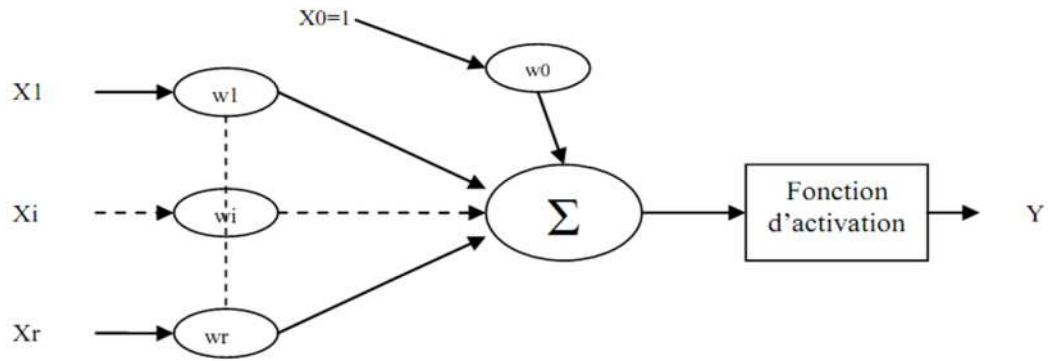


Figure IV.2. Neurone artificiel

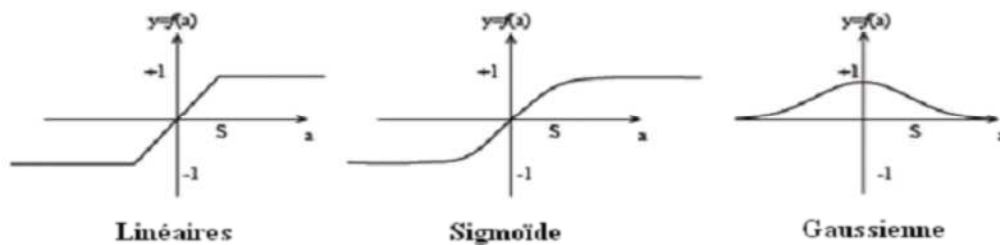


Figure 2.3. Fonction d'activation.

Tableau IV.1. Analogie entre les neurones biologiques et artificiels

Neurone biologique	Neurone artificiel	Représentation symbolique
Soma	Neurone	
Dendrite	Intrant (<i>Input</i>)	x_i , X (intrant net)
Axone	Extrant (<i>Output</i>)	Y
Synapse	Poids	w_i

IV.4. Le perceptron :

C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Ainsi ce perceptron est capable d'apprendre plusieurs fonctions booléennes. On peut par exemple lui faire apprendre la fonction AND ou bien la fonction OR. En fait un perceptron est capable d'apprendre un ensemble de points linéairement séparables. Si l'on se situe dans un cas en deux dimensions, le perceptron pourra apprendre à reconnaître deux types de points différents (valeurs de sortie : 1 et -1) si ces types de points peuvent être séparés dans le plan par une droite.

IV.5. Règle d'apprentissage du perceptron :

Faire apprendre un neurone, c'est régler ses poids de manière à ce que la sortie du neurone évolue dans le sens que l'on souhaite sans bien sûr changer les entrées. Il s'agit dans ce cas d'un apprentissage supervisé (on spécifie la sortie que l'on souhaiterait voir, et le neurone va adapter ses poids pour essayer de s'approcher de la valeur de la sortie. On appelle cette sortie la cible du neurone). La règle d'apprentissage du perceptron va donc faire évoluer les poids du neurone vers une cible que l'on a spécifiée, l'algorithme simple suivant nous montre comment.

Initialiser les poids du neurone w_i aléatoirement.

Fixer le coefficient d'apprentissage : $\eta=0.05$ (coefficient d'apprentissage Ou Learning rate)

Pour chaque x dans exemple :

Calculer la sortie du neurone $s=f(x)$ (f fonction d'activation).

Calculer la correction des poids : $\Delta w_i = \eta * (\text{cible} - s) * x_i$ mettre à jour les poids : $w_i = w_i + \Delta w_i$.

IV.6. Architecture des réseaux de neurones :

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurone : bouclé et non bouclé.

a. Les réseaux de neurone non bouclé :

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.

b. Les réseaux de neurone bouclé :

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. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires.

Cependant qu'un réseau soit non bouclé ou bouclé, dans la phase de son développement, une phase d'apprentissage est nécessaire. Différents types d'apprentissages sont connus dans la littérature.

IV.7. Les différents types d'apprentissage des réseaux de neurones :

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.

🚦 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 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'apprentissage non supervisé :

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.

🚦 Les réseaux de neurones les plus utilisés :

Les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature sont représentés sur la figure (2.4) ci-dessous. Cependant, dans ce qui suit, nous allons faire une description détaillée que des pnn compte tenu que ce sont les réseaux qui vont être appliqués dans ce travail.

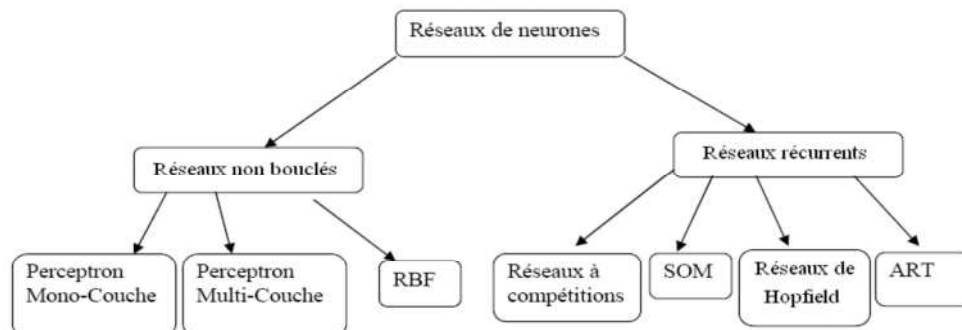


Figure (2.4) : les réseaux de neurones les plus utilisés.

IV.8. Les Perceptrons :

IV.8.1. Le perceptron mono-couche (Perceptron simple) :

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par Frank Rosenblatt [56]. 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.

IV.8.2. 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, ce réseau sera détaillé par la suite.

IV.8.3. Les réseaux à fonction 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 [43]. 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.8.4. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)

Les cartes topologiques ou cartes auto organisatrices ont été introduites pour la première fois par T. Kohonen [44] 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 certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation, ce réseau sera détaillé par la suite.

IV.8.5. Les réseaux de Hopfield

Les réseaux de Hopfield [45] 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.8.6. 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.9. Utilisation des paramètres statistiques : détection d'une fibrillation auriculaire, une tachycardie ventriculaire et d'une activité cardiaque normale :

IV .9.1. L'apprentissage du réseau de neurones :

Le réseau utilisé dans cette application est un réseau probabiliste (PNN) .

Qu'est une variante des réseaux à fonction de base radiale et peut être utilisé pour les problèmes de classification

*Classe 1 : ECG normale de sortie désirée : [1 ; 0]

*Classe 2 : fibrillation auriculaire de sortie désirée : [0 ; 1]

* Classe 3 : tachycardie ventriculaire de sortie désirée : [1 ; 1]

La base d'apprentissage utilisé comporte :

*ECG normaux : 15 signaux.

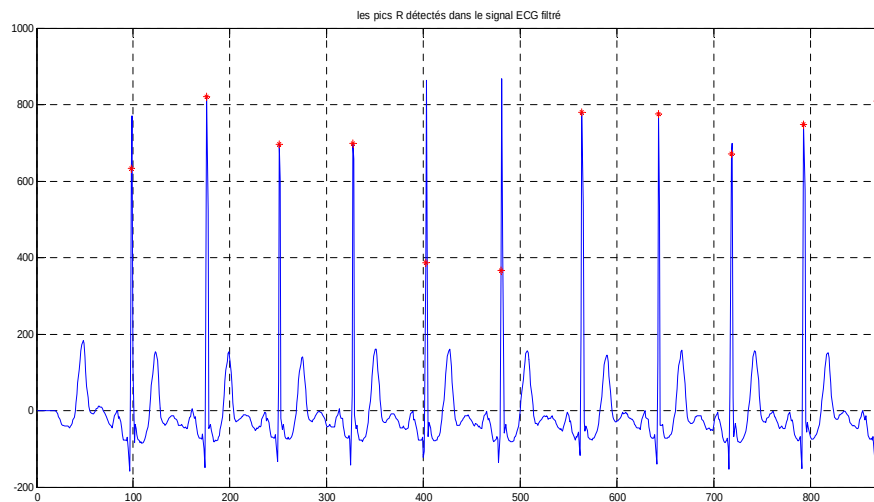
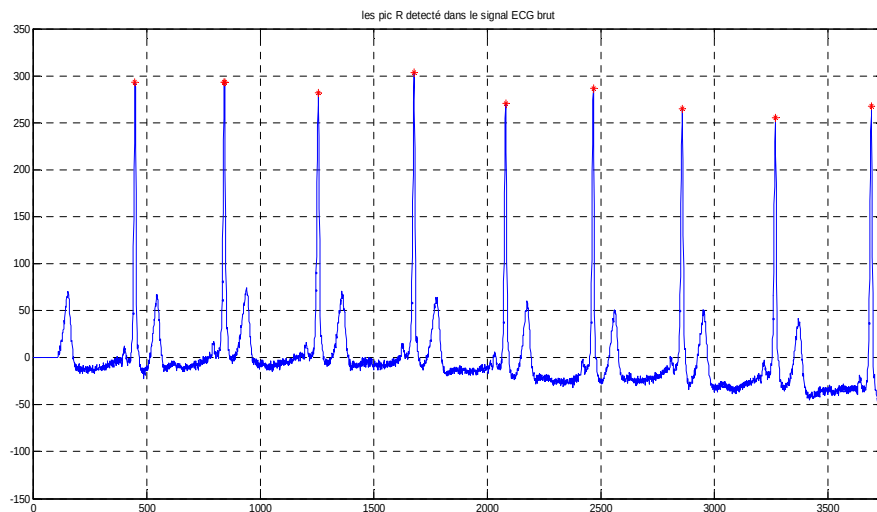
* fibrillation auriculaire : 15 signaux.

* tachycardie ventriculaire : 15 signaux

Un exemple de chaque type de ces signaux est donné dans les figures (2.5), (2.6) et (2.7).

L'entrée du réseau de neurones est une matrice de 45 vecteurs (vecteurs d'attributs) comportant chacun 26 valeurs : les huit valeurs maximales, les huit valeurs minimales et les huit variances de chacun des huit détails de la transformée en ondelette du signal ECG et la moyenne et la variance des distance R-R.

La sortie de ce réseau est un vecteur de 45 valeurs désignant les étiquettes des signaux : '1' pour les signaux normaux, '2' pour les fibrillations auriculaires et '3' pour les tachycardies ventriculaires.

**Figure (2.5)** .signal ECG normal**Figure (2.6).** Signal d'une fibrillation auriculaire

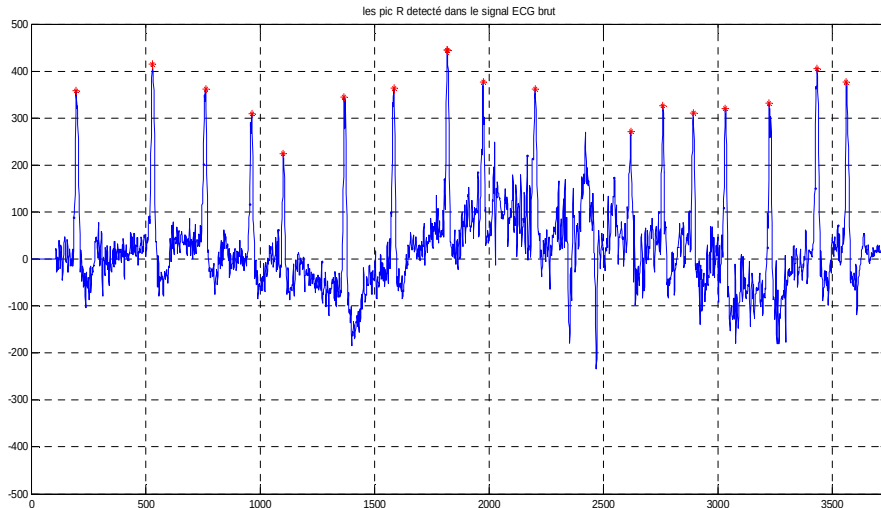


Figure (2.7) .signal d'une tachycardie ventriculaire

IV.9.2 Conception du réseau de neurones probabiliste (PNN)

Pour la conception de notre réseau, nous avons utilisé le ToolBox du réseau de neurones sous Matlab. Et pour se faire, nous avons extrait, en premier lieu, le vecteur d'attributs pour chaque signal de la base d'apprentissage pour obtenir 45 vecteurs d'attributs (feature vectors en anglais). Ensuite nous avons défini un vecteur cible (target vector en anglais) qui comporte les étiquettes correspondants à chaque type de signal, comme expliqué dans le titre précédent. Pour faciliter l'extraction des attributs, nous avons écrit une fonction `extraire_attribut(sig)`, où l'argument 'sig' désigne le signal duquel on veut extraire les attributs. Nous avons réitéré plusieurs fois cette fonction. Et enfin, nous avons sauvegardé les attributs et les étiquettes. Voici un le code Matlab qui permet d'extraire tous les attributs contenus dans la base d'apprentissage :

```
clc;
clear all;
close all;
addpath('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\normal\')
noms=dir('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\normal\');

addpath('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\atrial\')
noms_2=dir('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\atrial\');

addpath('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\tachy\')
noms_3=dir('C:\Users\SAMIRA\Desktop\final\tachy\');

n=15;

for i=1:n
    sig=load (noms(i+2).name, '-ASCII');
    att_n(i,:)=extraire_attribut(sig);
```

```

sig=load (noms_2(i+2).name, '-ASCII');
Att_trial(i,:)=extraire_attribut(sig');

sig=load (noms_3(i+2).name, '-ASCII');
Att_tachy(i,:)=extraire_attribut(sig');
end
Attributs=[att_n; Att_trial; Att_tachy];

etiq_1=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1];
etiq_2= [ 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2];
etiq_3=[3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3];

Etiquettes= [etiq_1 etiq_2 etiq_3]';
save Attributs.txt Attributs -ascii
save Etiquettes.txt Etiquettes -ascii

```

Après l'extraction des attributs et la définition du vecteur cible vient l'étape de l'apprentissage du réseau de neurones. Au départ, la matrice des attributs et le vecteur cible sont chargés dans le workspace de matlab. Ensuite, nous avons effectué l'apprentissage du réseau de neurones probabiliste. Le code matlab de cet apprentissage est donné comme suit :

```

clc
close all
clear all
Entree = load('Attributs.txt');
Entree=Entree';

Etiq= load('Etiquettes.txt');
Entree

Etiq'
Etiquettes=ind2vec(Etiq');
Etiquettes

net =newpnn(Entree,Etiquettes);% apprnitissage du reseau
% % %teste sur les donnees d'apprnitissage;

y=sim(net,Entree);
yc=vec2ind(y)

```

Pour valider nos résultats, nous avons effectué un test sur 10 signaux : 4 normaux, 3 fibrillations auriculaires et 3 tachycardies ventriculaires.

IV.9 .3 . Les résultat :

* Phase d'apprentissage :

Etiquettes =

Columns 1 through 27

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

2 2 2 2

Columns 28 through 45

2 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3

*Apprentissage avec 20 signaux pour chaque type :

Columns 1 through 40

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

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2

Columns 41 through 60

3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3

Tester les données d'apprentissages :

En premier lieu nous avons obtenus les résultats suivants :

Columns 1 through 27

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

2 2 2 2

Columns 28 through 45

2 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3

Puis on a testé les données d'apprentissage (60 entrées) les résultats sont les suivants :

Columns 1 through 40

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

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2

Columns 41 through 60

3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3

Sur les données d'apprentissage notre réseau de neurone n'a pas d'erreur (taux d'erreur est de 0%).

***phase de validation :**

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

ans=

1 1 1 1 2 2 2 3 3 3

Après injection de ces données sur le premier réseau (45 entrées) on obtient les résultats suivants

Columns 1 through 12

1 1 1 1 2 2 2 3 3 3

Le taux d'erreur est de 0%(Le réseau a bien appris).

Après injection de ces données sur le premier réseau (60 entrées) on obtient les résultats suivants

Columns 1 through 12

1 1 1 1 2 2 1 3 1 3

Le taux d'erreur est de 20%.

IV.9 .4. Interprétation :

Les résultats de premier test sont très bons et le réseau a reconnu tous les signaux déjà appris. Ensuite on a lui a injecté d'autre données, et là on constate que le deuxième réseau (60 entrées) a fait un taux d'erreur plus élevé que le premier réseau, cela est peut-être dû à un apprentissage de mauvais exemple

V. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a exploité les réseaux de neurones probabilistes pour la détection de deux anomalies à savoir la fibrillation auriculaire et la tachycardie ventriculaire.

Dans un premier lieu les réseaux de neurone à donner des résultats très satisfaisant concernant la phase d'apprentissage.

Mais lorsqu'on a testé d'autres signaux notre réseau a commis un taux d'erreurs plus au moins élevée.

Conclusion générale :

Dans ce travail, nous avons abordé le problème de classification des signaux ECG en utilisant le réseau de neurones probabiliste. Celui-ci a révélé son efficacité à bien distinguer les classes de signaux.

La première étape s'est portée sur la collecte de trois classes différentes de signaux (normaux, tachycardie ventriculaire et fibrillation auriculaire) ;celles-ci constitue la base d'apprentissage.

Dans la deuxièmeétape, nous avons effectué un prétraitement sur chaque signal de cette base qui consiste à l'élimination des lignes de base par filtrage à moyenne glissante. Ensuite, nous avons appliqué la transformée en ondelette pour la décomposition de signaux en 8 niveaux sur lesquels nous avons effectué un seuillage. Enfin, ces signaux ont été reconstruits pour obtenir enfin des signaux dépourvus de bruits et de lignes de base.

Dans la troisièmeétape, par la méthode de seuillage global, nous avons pu détecterles positions des ondes R. ensuite, par décalage à gauche et à droite par apport à ces positions et par seuillage spécifique, nous avons détecté les positions des autres ondes P, Q, S et T.

A partir de ces positions nous avons extrait quelques attributs comme les moyennes et les variances des distances RR, PR, PT, ST, QT...etc. D'autres attributs extraits à partir des détails des coefficients des ondelettes ont été pris en compte pour construire au final des vecteurs d'attributs qui sont injectés au réseau de neurones qui apprendra de ces exemples.

Après l'apprentissage du réseau, nous avons effectué des tests sur d'autres signaux, et nous avons vu que le réseau donne de bon résultats.Nous avons, aussi remarqué que lorsque nous avons fait l'apprentissage avec 60 exemples, le résultat de classification obtenu était moins bon, ceci est dû peut être à une présence de mauvais exemple lors de l'apprentissage, par exemple, un signal anormal qui a été étiqueté comme signal normal.

Comme perspective, nous pouvons avancer celle d'appliquer d'autres méthodes de classification supervisée, comme les SVM, et les comparer avec la méthode de classification que nous avons utilisé, et aussi d'utilisé d'autres techniques d'extraction des attributs et de leur réduction (PCA) pour de meilleur résultats en évitant les redondances de données.

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] :** " CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES PATIENTS A RISQUE DE FIBRILLATION AURICULAIRE". « École Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, département SC, L.A.T.I.M, BP832, 29285 Brest CEDEX, France
CHU de la Cavale Blanche, service de Cardiologie, L.A.T.I.M, Brest. »
- [2] :** ‘ ‘ Analyse du signal ECG par réseau adaptif d’ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques’’«Université Abou BEKR BELKAID
LABORATOIRE DE GENIE BIOMEDICAL TLEMCEN».
- [3] :** GRARADJI KAMEL et SADOUD AREZKI. « Filtrage de l’ECG par seuillage de coefficients d’ondelettes » mémoire d’ingénieur en électronique, Université MOULOUD MAMMERI TIZI-OUZOU, 2009.
- [4] :** ABDELLICHE FAYCAL. « Contribution au diagnostic des signaux ECG en utilisant les concepts des fractals ». Thèse de doctorat en électronique, université de Constantine 2011.
- [5] :** ALINE GABASSON. « Estimation et analyse des intervalles cardiaque », Thèse de doctorat en automatique, Traitement de signal et des images, Université de Nice, 2008.
- [6] :** ITA SUZANA BTE MAT JAIS. «Atrial fibrillation detection algorithm of AF recorder», Thèse de master en ingénierie biomédicale, SIM University, 2010.
- [7] :** MOHAMED LAMINE TALEBI. « Analyse et traitement du signal électrocardiographique », Thèse de doctorat en traitement de signal, Université de Constantine, 2011.