REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Département du **G**énie **E**lectrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : électronique

Spécialité : Instrumentation

Conception d'un système expert de prédiction des maladies cardiaques à base des signaux électrocardiographiques (ECG)

Présentés par :

Brik Imene

Aziz Hadjer

Proposé et Dirigé par :

Dr. HENINI Noureddine

Promotion 2022



Remercient :

Nous tenons à remercier avant tous (Allah) qui nous a donné la force, la capacité et la patience d'effectuer ce projet de fin d'études.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre Encadreur Monsieur N.Hanini pour ses conseils, l'assistance qu'il nous a accordée, son soutien et pour nous avoir permis de réaliser ce modeste travail on lui exprimer tous nos respects.

Nous profitons aussi de ce mémoire pour exprimer nos plus vifs remerciements envers tous les enseignants qui nous ont apporté du soutien durant nos études. Enfin nous adressons nos remerciements les plus sincères à tous ceux qui nous aident par leurs encouragements et conseils, ceux qui ont contribué de près ou de loin pour réaliser ce travail

«MERCI ÉNORMÉMENT ».

Dédicace :

Je dédie ce modeste travail, en première lieu, aux êtres qui me sont les plus chers ; Mes parents qui ont toujours aimé me voir réussir.

A ma mère :

Ange de l'âme, source de l'espoir et de la tendresse, pour ton amour, pour tous ce que tu as sacrifié pour moi, Tu es maman idéale

A mon père :

Pour son soutien moral et financier, leurs énormes sacrifices et leurs Encouragements qu'ils m'ont apportés tout au long de ces six années d'études.

A mes chères frères « **Fares** », « **Sohaib Issam**» et mes chères sœurs « **Bouchra** », «**Yasmin** » Pour tous les bons moments passés avec vous.

« Je vous souhaite une vie joyeuse pleine de succès dans tous les domaines »

A ma petite princesse «**Israa**» et mon petit héros « **Mohamed Zakaria** »

A mon binôme «**Aziz Hadjer**»

A tous mes amies et tous mes collègues de l'étude sans exception.

Imene

Dédicace :

Merci Allah de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et du bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire

"الحمد لله"

Je dédie ce modeste travail:

Mon père,

A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, le lui qui son corps n'est plus là mais son âme me soutient depuis toujours, celui qui m'a appris comment écrire, comment sentir, comment dire, et comment faire, celui qui je n'oublierai jamais, mon papa, que dieu te garde dans son vaste paradis.

Ma mère,

La plus merveilleuse des mères, l'école de la vie qui m'a enseigné mes premiers pas. Maman, je ne connais pas une personne aussi adorable, tendre que toi, tu as toujours été à mes côtés comme un ange, me couvrant de ta tendresse et de ton amour éternel. Tes prières m'ont été d'une aide précieuse et m'ont permis d'atteindre le but désiré. Tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que je te porte Puisse Dieu le tout puissant.

A mes frères **Rabah** et **Walid** et **Issam Eddine** à ma sœur **Assinet.**

A mes meilleurs et mes chéris amis.

A mon binôme **Brik Imene.**

Et enfin à tous ceux qui m'ont aidé dans ce travail de près ou de prés et à toute la promo IM 2021/2022.

Hadjer

Résumé :

L'électrocardiogramme (ECG) est une représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes à la surface de la peau. L'électrocardiogramme est le tracé papier de l'activité électrique dans le cœur.

La détection du complexe QRS présente un intérêt majeur dans le diagnostic pathologique et le traitement ultérieur du signal ECG. Une fois détecté, nous pouvons calculer la fréquence cardiaque, repérer les ondes P et T, étudier la morphologie de ces ondes, L'ECG est un signal non stationnaire et non linéaire généré par un système non linéaire ; le cœur. Sa modélisation nécessite des techniques non linéaires. Nous avons utilisé dans ce mémoire un algorithme de détection des ondes QRS.

Les mots clés: ECG classification, extraction, réseau de neurones, QRS, arythmie.

ملخص:

مخطط كهربائي للقلب (ECG) هو تمثيل بياني للإمكانات الكهربائية التي تتحكم في نشاط عضلات القلب. يتم جمع هذه الإمكانيات بواسطة أقطاب كهربائية على سطح جلد. مخطط القلب الكهربائي هو تتبع النشاط الكهربائي في القلب.

يعد اكتشاف QRS ذا أهمية كبيرة في التشخيص المرضي و المعالجة اللاحقة لإشارة مخطط الكهربائي لقلب. بمجرد اكتشافها يمكننا حساب معدل ضربات القلب , و تحديد موقع موجات P و T و دراسة مورفولوجيا هذه الموجات , وECG عبارة عن إشارة غير ثابتة و غير خطية تم إنشاؤها بواسطة نظام غير خطي . تتطلب نمذجة تقنيات غير خطية في هذه الأطروحة استخدمنا خوارزمية اكتشاف موجة QRS.

الكلمات المفتاحية :ECG، التصنيف ، الاستخراج ، الشبكة العصبية، (م ك ق)،عدم انتظام ضربات القلب

Abstract :

The electrocardiogram (ECG) is a graphical representation of the electrical potential That controls muscle activity in the heart. This potential is collected by electrodes on the surface of the skin. The electrocardiogram is the paper tracing of the electrical activity in the heart

The detection of the QRS complex is of major interest in the pathological diagnosis and the subsequent processing of the ECG signal. Once detected, we can calculate the heart rate, locate the P and T waves, study the morphology of these waves, The ECG is a non-stationary and non-linear signal generated by a non-linear system; the heart. Its modeling requires nonlinear techniques. In This thesis, we have used a QRS wave detection algorithm.

Keywords: ECG, classification, extraction , neural network, QRS, Arythmia

Table des matières

Remercient : ..... *I*

Dédicace : ..... *II*

Résumé : ..... *IV*

Listes des figures ..... *í*

Liste des tableaux : ..... *ííí*

Introduction générale : *1*

Chapitre I Généralité sur l'ECG *1*

I.1 Introduction **:** **4**

I.2 Cœur : **4**

I.2.A) Anatomie du cœur : 4

I.2.B) Activité mécanique cardiaque : 5

I.2.C) Activité électrique de cœur : 6

I.3 Électrocardiographie : **8**

I.3.A) Le signale électrocardiogramme (ECG) 8

I.3.B) Les ondes et intervalles de l'ECG : 8

I.3.C) Système de dérivation standard : 10

I.3.C.1 Loi d'Einthoven : 10

I.3.C.2 Dérivation dipolaires : 11

I.3.C.3 Dérivations unipolaires : 12

I.3.D) Pathologies cardiaque : 12

I.3.D.1 Diagnostic à partir du rythme : 13

I.3.D.2 Diagnostic à partir des ondes : 16

I.4 Enregistrement de l'électrocardiogramme : **18**

I.5 Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme : **20**

Bruits techniques 21

Artefacts physiques : 22

I.6 Conclusion : **24**

Chapitre II Acquisition et traitement des signaux *1*

II.1 Introduction : **26**

II.2 Structure d'une chaine d'acquisition ECG : **27**

Table des matières

II.2.A) Les électrodes :.....28
II.2.A.1 Le choix des électrodes :.....28
II.2.A.2 La position des électrodes :.....28
II.2.A.3 Les caractéristiques des électrodes :.....29
II.2.B) Chaine d'acquisition :.....30
II.2.B.1 Capteur :.....30
II.2.B.2 Préamplificateur : [3].....30
II.2.B.3 Filtrage : [3].....32
II.2.B.4 Amplificateur :.....33
II.2.C) La carte d'acquisition : [3].....33

II.3 Filtrage du signal ECG /prétraitement : [11].....34
II.3.A) Les types de bruit présent dans l'ECG :.....34
II.3.A.1 Bruits d'origine technique :.....35
II.3.A.2 Bruits physiques :.....36
II.3.B) Méthodes de filtrage de l'ECG : [18].....38
II.3.B.1 Les principaux filtrages :.....38
II.3.B.2 Les prétraitements appliqués :.....39

II.4 Détection du complexe QRS :.....44
II.4.A) Algorithmes de détection :.....44
II.4.A.1 Benitez :.....46
II.4.A.2 Gritzali :.....46
II.4.A.3 Algorithme de R Chuey LEE.I- chi chou :.....47

II.5 Conclusion :.....48

Chapitre III Classification des signaux ECG.....49

III.1 Introduction :.....50

III.2 La classification :.....50

III.3 Les techniques de classification :.....50
III.3.A) La classification par la logique floue :.....50
III.3.A.1 Représentation d'un ensemble flou :.....51
III.3.B) La Classification par la machine à vecteur de support (SVM) :.....52
III.3.B.1 Définition :.....52
III.3.B.2 Principe et fonctionnement général de SVM :.....52
III.3.C) La Classification par les réseaux de neurones artificiels (RNA) :.....55
III.3.C.1 Définition :.....55
III.3.C.2 Neurone biologique :.....56

Table des matières

III.3.C.3 Neurone formel :[1] 57
III.3.C.4 Fonction d'activation : [25], [1].....58
III.3.C.5 Architecture des réseaux de neurones :.....60
III.3.C.6 Apprentissage :.....64
III.3.C.1 Applications des réseaux de neurones artificiels :.....66

III.4 Évaluer le réseau d'entrainement : 67

III.4.A) Analyse résulta d'entraînement :.....67
III.4.B) Matrices de confusion :.....68

III.5 Conclusion :.....70

Conclusion générale :.....71

Bibliographie.....72Error! Bookmark not defined.

Listes des figures

Figure I.1 : anatomie du cœur 5
Figure I.2 : Les phases du potentiel d'action d'une cellule myocardique et échange ioniques. 7
Figure I.3: ondes du signale ECG 8
Figure I.4: Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven. 10
Figure I.5: Dérivations bipolaires 11
Figure I.6: Dérivations unipolaire 12
Figure I.7: le cycle cardiaque 13
Figure I.8: Exemples d'ECG : (a) normal et (b): bloc de branche gauche. 14
Figure I.9: Tachycardie ventriculaire 15
Figure I.10: Extrasystole Ventriculaire(ESV). 15
Figure I.11: Extrasystoles Auriculaires (ESA) 15
Figure I.12: Fibrillation auriculaire 16
Figure I.13: Fibrillation ventriculaire 16
Figure I.14: Paramètres d'intérêt pour la description d'un battement 17
Figure I.15: Système d'enregistrement de l'ECG. 19
Figure I.16: Schéma bloc d'un enregistreur d'ECG actuel 20
Figure I.17: Signal électrocardiographique perturbé par le secteur 21
Figure I.18: Bruit dû aux mouvements des électrodes 22
Figure I.19: Mouvements de la ligne de base 23
Figure I.20: Bruit musculaire 23
Figure II.1: Schéma général d'une chaine acquis 27
Figure II.2: présentation des électrodes 28
Figure II.3: Position des électrodes électrocardiographiques 29
Figure II.4: Etage de préamplificateur à base de l'AD620 31
Figure II.5: Signal ECG après amplification 32
Figure II.6: Etage de filtrage 32
Figure II.7: Schéma bloc de la Daboard1000 34
Figure II.8: Bruit dû au mauvais contact électrode-peau 35

Listes des figures

Figure II.9: Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG; et (d) les artefacts dus aux mouvements du patient *37*

Figure II.10: Signal ECG réel enregistré *40*

Figure II.11: Signal ECG filtré passe-haut et estimation de la position des pics R. En rouge, le signal de modulation d'amplitude. *40*

Figure II.12: ECG démodulé et ré-estimation de la position des pics R. *41*

Figure II.13: Ligne de tendance avant traitement. *42*

Figure II.14: Exemple de segments P-R alignés sur le pic R suivant. *43*

Figure II.15: Exemple de segments P-R alignés sur le pic R précédent. *44*

Figure II.16: Schéma bloc d'un détecteur de QRS. *45*

Figure II.17: Diagramme des étapes de l'algorithme de Benitez et coll. *46*

Figure III.1: Schéma synoptique d'un classificateur flou supervisé *52*

Figure III.2: Exemple d'un hyperplan séparateur *53*

Figure III.3: Exemple de vecteurs de support *53*

Figure III.4: Exemple de marge maximal *54*

Figure III.5: classification par SVM. *54*

Figure III.6: Diagramme du Réseau de neurones. *56*

Figure III.7 : Neurone biologique *57*

Figure III.8 : Neurone formel. *58*

Figure III.9: Les réseaux de neurones non bouclés. *60*

Figure III.10 : Schéma d'un réseau de neurones monocouche. *61*

Figure III.11: Schéma d'un réseau de neurones Perceptron multicouches. *62*

Figure III.12: Schéma d'un réseau de neurones à connexions locales. *62*

Figure III.13: Schéma de réseau de neurones bouclé. *63*

Figure III.14 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé *64*

Figure III.15: Apprentissage non supervisé. *65*

Figure III.16: Apprentissage supervisé. *65*

Figure III.17: graph de Progress d'entraînement *68*

Figure III.18:matrice de confusion *69*

Liste des tableaux

Liste des tableaux :

Tableau I-*1(a) et (b): Valeurs habituelles des différents paramètres caractérisant Un battement cardiaque*.....*18*

Tableau III-1 Différentes fonctions d'activations utilisées dans les RNA. *59*

Introduction générale :

Le corps humain est un système qui contient un ensemble d'appareils et d'organes aux différents fonctionnements physiques, mentales, biologiques. Le système cardiovasculaire, où le cœur joue un rôle très important, constitue une grande et importante partie.

Parmi les systèmes qui sont dans le corps humain, on a le système cardiovasculaire, aussi appelé l'appareil circulatoire. Il est composé par le cœur et les vaisseaux (les veines et les artères). Il permet la circulation de sang qu'il assure d'une manière continue dans l'organisme. Il transporte l'oxygène et les nutriments pour les tissus cellulaires, les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons.

La conduction des influx à travers le cœur, produit des courants électriques qu'on peut détecter à la surface du corps. Un enregistrement des modifications électriques qui accompagnent la révolution cardiaque est un électrocardiogramme (ECG). L'ECG est donc un ensemble de potentiels d'action, produits par l'activité électrique durant chaque battement. L'ECG est donc un moyen représentatif de l'activité électrique du myocarde.

L'ECG est formé de plusieurs ondes qui correspondent à l'activation électrique des diverses parties du cœur. Il regroupe trois ondes importantes, l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, qui sont recueillies par des électrodes placées à des endroits spécifiques dans le corps. Pour la visualisation de ces ondes, nous avons besoin d'un dispositif électronique qui contient un ensemble d'étages (amplification et filtrage).

L'objectif de ce travail est conception d'un système expert de prédiction des maladies à base des signaux électrocardiographiques (ECG).
Nous avons divisé notre mémoire en trois chapitres. Le premier chapitre est consacré à des généralités sur l'ECG, ainsi nous présentons l'électrocardiogramme et ses différentes caractéristiques.

Dans le second chapitre, on va étudier l'acquisition et le traitement des signaux électriques cardiaques dans le corps humain suivant une chaîne d'acquisition. Ainsi, on va citer les différents types des capteurs biomédicaux (les électrodes) et des généralités sur la mise en forme d'un signal ECG (amplification). . Puis on explique le prétraitement de signale ECG.et la méthode de filtrage pour éliminer les bruit. Enfin présenté quelque algorithme de détection le complexe QRS.

Dans le troisième chapitre on va présenter les classifications des signaux et les résultats obtenus avec le logiciel de simulation MATLAB et les signaux recueillis dans les différents étages constituants la carte d'acquisition.

Chapitre 1

Généralité sur l'ECG

I.1 Introduction :

L'électrocardiogramme (ECG) est la représentation graphique du courant électrique créé dans le cœur au cours d'un cycle cardiaque. Les mouvements du courant sont subdivisés en différentes parties désignées par une lettre alphabétique dans l'ECG.

Chaque battement cardiaque commence par une impulsion provenant du stimulateur cardiaque du cœur (le nœud sinusal ou sino-auriculaire). Cette impulsion active les cavités supérieures du cœur (oreillettes). L'onde P correspond à l'activation des oreillettes.

Le courant électrique se dirige alors vers les cavités cardiaques inférieures (ventricules). Le complexe QRS correspond à l'activation des ventricules.

Les ventricules doivent subir un changement électrique pour se préparer au battement cardiaque suivant. Cette activité électrique est appelée onde de repolarisation, représentée par l'onde T.

De nombreux types d'anomalies sont souvent visibles sur l'ECG. Elles comprennent une crise cardiaque (infarctus du myocarde) antérieure, un trouble du rythme cardiaque (arythmie), un apport insuffisant de sang et d'oxygène au cœur (ischémie), et un épaississement excessif (hypertrophie) des parois musculaires du cœur.

Certaines anomalies visibles sur l'ECG peuvent aussi suggérer des renflements (anévrismes) qui se produisent dans les parties plus faibles des parois cardiaques. Les anévrismes peuvent provoquer un infarctus du myocarde. Si le rythme est anormal (trop rapide, trop lent, ou irrégulier), l'ECG peut aussi indiquer dans quelle partie du cœur le rythme anormal a son origine. Ces informations permettent aux médecins d'en déterminer la cause.

I.2 Cœur :

I.2.A) Anatomie du cœur :

Le cœur est un organe musclé constitué de quatre chambres. Les deux chambres supérieures sont appelées les oreillettes, tandis que les deux chambres inférieures sont appelées les ventricules. Le cœur est aussi séparé en deux parties : le cœur droit et le cœur gauche. Chacune de ces deux parties comprend donc une oreillette et un ventricule. L'oreillette droite collecte le sang qui a parcouru tout le corps et l'envoie vers le ventricule

droit afin qu'il soit éjecté dans les poumons pour y être ré-oxygéné. De la même façon, l'oreillette gauche collecte passivement le sang qui a traversé les poumons et l'achemine au ventricule gauche qui éjecte le sang fraîchement oxygéné dans l'ensemble du corps comme montré sur la figure I.1 [1]

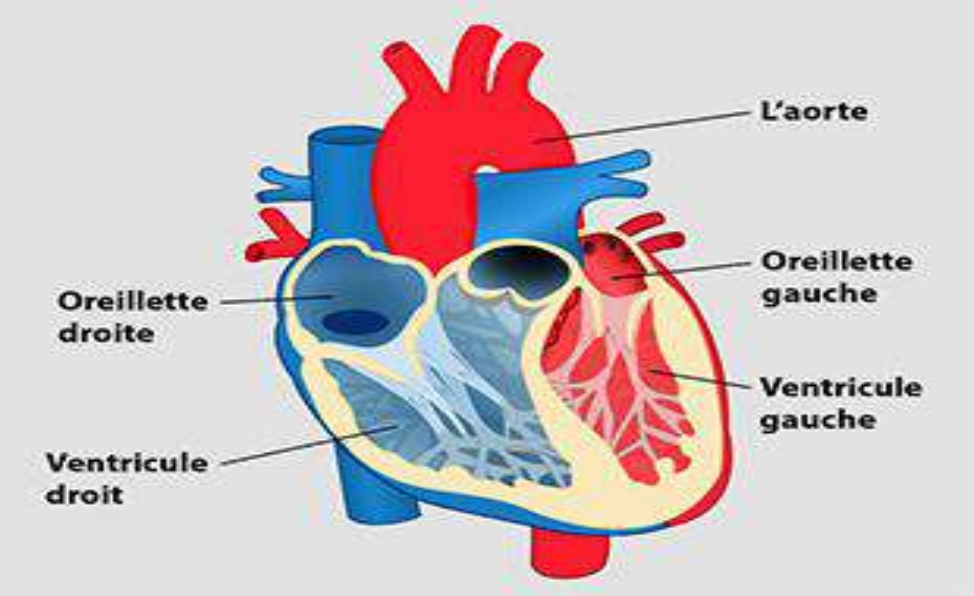


Figure 0.1: anatomie du cœur

I.2.B) Activité mécanique cardiaque :

Celle-ci consiste en trois étapes majeures: la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole.

Dans la systole auriculaire, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes.

La systole ventriculaire implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules, pulmonaire à droite et aortique à gauche se ferment.

Enfin, la diastole est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage passif des ventricules et l'arrivée de nouveau sang.

Les phases de contractions harmonieuses des oreillettes et des ventricules sont commandées par la propagation d'une impulsion électrique. Lorsque la fréquence cardiaque

change, la diastole est raccourcie ou rallongée tandis que la durée de la systole reste relativement stable [5]

I.2.C) Activité électrique de cœur :

Comme tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. En effet, le cœur comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction. Lors d'une activité cardiaque normale, la stimulation électrique du myocarde naît du nœud sinusal, le pacemaker naturel du cœur. Pendant la période d'activité (liée à la systole) et de repos (liée à la diastole), les cellules cardiaques sont le siège de phénomènes électriques complexes membranaires et intracellulaires, qui sont à l'origine de la contraction. [2]

Les cellules cardiaques sont entourées d'une membrane qui permet le passage de différents ions, ce qui engendre des différences de concentration de part et d'autre de cette membrane cellulaire [2].

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

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

Au repos, l'intérieur de la cellule est chargé négativement avec une différence de potentiel de -90mV ce qui est connu par le potentiel de repos. Lorsque la cellule est excitée par un stimulus électrique, mécanique ou chimique, des modifications transitoires de la membrane vont aboutir à une entrée brutale de sodium, suivie d'une entrée de calcium et d'une sortie de potassium. La différence de potentiel passe alors de -90mV à environ +20mV. C'est le potentiel d'action [2].

Lors de la contraction des cellules cardiaques, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure I.2, qui comprend 5 phases successives :

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

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

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

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

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

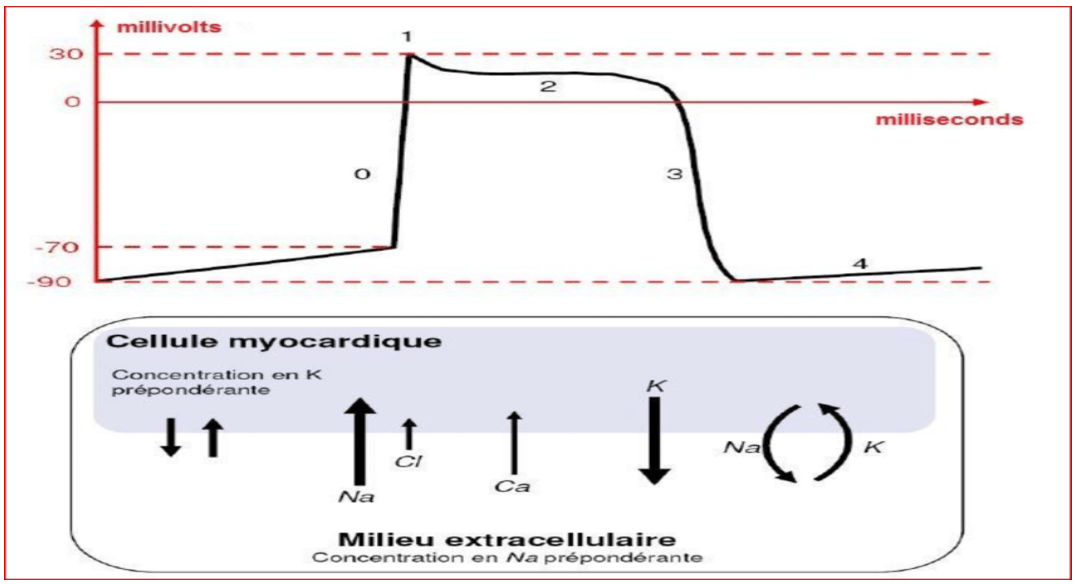


Figure 0.2 : Les phases du potentiel d'action d'une cellule myocardique et échange ioniques.

I.3 Électrocardiographie :

I.3.A) Le signale électrocardiogramme (ECG)

Le signal électrocardiogramme ECG est l'enregistrement de l'activité électrique du cœur. Ce signal électro physiologique est sous forme d'une série d'ondes électriques, aux formes et durées particulières, qui se répètent à chaque cycle cardiaque. En réalité, ces ondes traduisent les différents phénomènes mécaniques et électriques relatifs au parcours du potentiel d'action et dont les étapes sont successives comme illustré dans la figure I.3 [6]

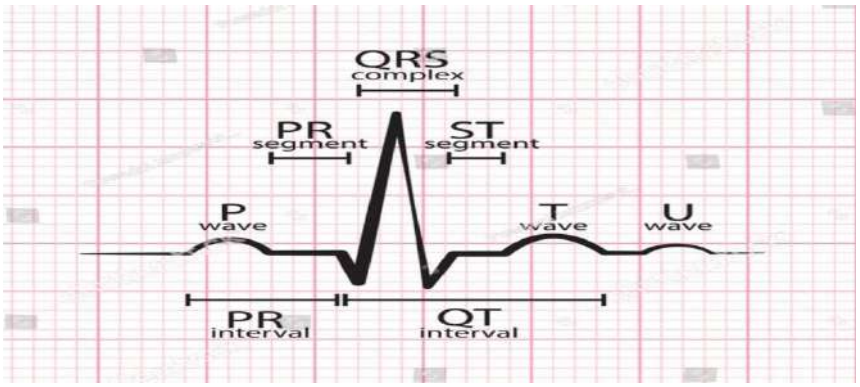


Figure 0.3: ondes du signale ECG

I.3.B) Les ondes et intervalles de l'ECG :

Les ondes :

Pour chaque battement cardiaque, l'électrocardiogramme enregistre quatre ondes successives

L'onde P : c'est la première déflexion positive de l'ECG, elle représente la dépolarisation auriculaire (oreillettes droite et gauche), c'est une onde d'amplitude inférieure `a 0.2mV et sa durée est de l'ordre de 90ms.

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

Il est constitué de trois ondes :

L'onde Q : première déflexion négative

L'onde R : première déflexion positive.

L'onde S : défection négative qui suit l'onde R.

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

L'onde T : correspond à la fin de la repolarisation ventriculaire. Elle est normalement de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement mécanique. C'est un phénomène purement électrique, pendant lequel les ventricules redeviennent stimulables. Elle est habituellement dissymétrique.

L'onde U : suit parfois l'onde T. Si elle est présente, elle correspond à la repolarisation tardive de quelques régions du myocarde

Intervalles temporels :

Cinq intervalles temporels sont observés sur l'ECG : R-R, P-R, QRS, S-T et Q-T. Ces différents intervalles

Intervalle R-R : cet intervalle représente l'espacement entre deux ondes R consécutives et dont la durée détermine la fréquence cardiaque instantanée FC (nombre de battements/min) donnée par la formule suivante :

$$\mathbf{fc} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{période}} \times \mathbf{60} \qquad \textbf{(I.1)}$$

Intervalle QRS : cet intervalle représente le temps total de dépolarisation ventriculaire. Sa durée est de 70 à 100 ms

Intervalle S-T : c'est le temps qui sépare la fin du QRS du début de l'onde T. Il correspond au "plateau" du potentiel d'action élémentaire. Il est normalement isoélectrique. Sa durée est comprise entre 50 et 150 ms.

Intervalle Q-T : cet intervalle est mesuré depuis le début du complexe QRS jusqu'à la fin de l'onde T. Il représente la durée totale de la dépolarisation et de la repolarisation ventriculaire. Sa valeur dépend de la fréquence cardiaque FC. Il est normalement compris entre 350 et 440 ms.

I.3.C) Système de dérivation standard :

I.3.C.1 Loi d'Einthoven :

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

- L'activité électrique du cœur est équivalente un dipôle, dont la direction, l'orientation et le moment varient au cours de la systole, mais dont l'origine reste fixe.

- Les membres sont de simples conducteurs linéaires.

- Le corps constitue un milieu résistif homogène.

Einthoven a proposé trois dérivations, appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes : DI, DII et DIII. Elles sont obtenues à partir des potentiels au niveau des bras respectivement (gauche (L), droite R) ainsi que le potentiel de la jambe du gauche (F), de la manière suivante [7] :

DI=VL-VR

DII=VF-VR

DIII=VF-VL **avec DI + DIII = DII.**

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

Ce système de référence est schématisé par un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven, dont les sommets représentent les localisations des électrodes. Ces dérivations explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal. [7]

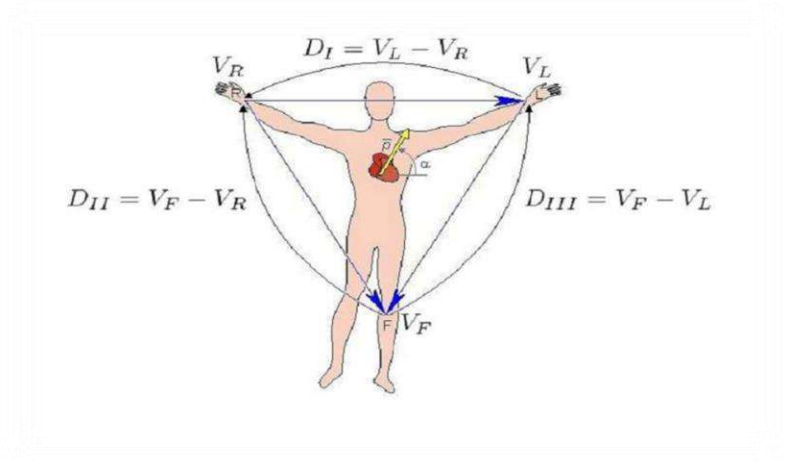


Figure 0.4: Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.

I.3.C.2 Dérivation dipolaires :

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

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

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

Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (figure I.5). [6]

Les trois dérivations sont :

– DI (dérivation I) avec DI = VL –VR.

– DII (dérivation II) avec DII = VF – VR

– DIII (dérivation III) avec DIII = VF – VL.

Avec :

VL : le potentiel sur le bras gauche.

VR : le potentiel sur le bras droit.

VF : le potentiel sur la jambe gauche.

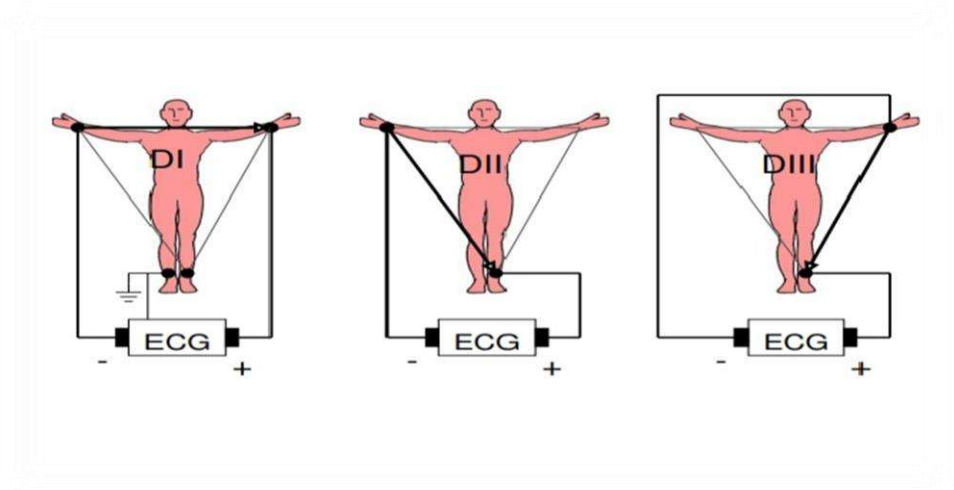


Figure 0.5: Dérivations bipolaires

I.3.C.3 Dérivations unipolaires :

Les dérivations unipolaires des extrémités enregistrent la différence de potentiel entre un point théorique au centre du Triangle de Einthoven, ayant une valeur de 0 et l'électrode de chaque extrémité, permettant ainsi de connaître le potentiel absolu dans ladite électrode.

Dans un premier temps, on a nommé ces dérivations VR, VL et VF. Le V signifiant vecteur et R, L, F : droite, gauche et pied (en anglais). Plus tard, on a ajouté le 'a' minuscule qui signifie amplifiée (les dérivations unipolaires actuelles sont amplifiées par rapport aux premières). [1]

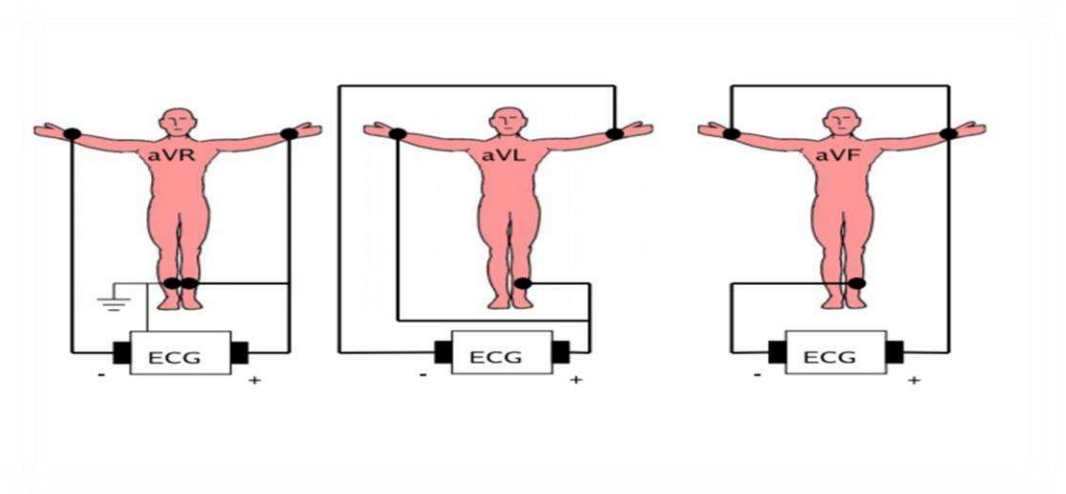


Figure 0.6: Dérivations unipolaire

I.3.D) Pathologies cardiaque :

La figure I.7 représente le cycle cardiaque complet qui veut dire un système décrivant une succession des ondes (P, Q, R, S, T) dans le signal électrocardiogramme (ECG), où P représente la dépolarisation auriculaire, le complexe QRS correspond à la dépolarisation ventriculaire et l'onde T correspond à la repolarisation des ventricules.

L'électro cardiologie est une discipline qui a pour objectif de décrire les anomalies de fonctionnement du cœur en étudiant la forme, la fréquence et l'évolution des signaux électriques cardiaques.

Cette section décrit brièvement les différentes pathologies cardiaques susceptibles d'être repérées en étudiant le signal ECG. L'objectif, ici, n'est pas d'analyser précisément leurs origines et leurs conséquences sur le fonctionnement cardiaque, ni de décrire les traitements que ces pathologies nécessitent, mais simplement de mettre en relation certaines observations

anormales du tracé ECG avec les pathologies les plus courantes. Il s'agit ainsi, d'effectuer un diagnostic à partir de l'étude des caractéristiques des ondes P, Q, R, S et T (formes, durée relatives…), au-delà d'une simple analyse de rythme.

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT… [14]

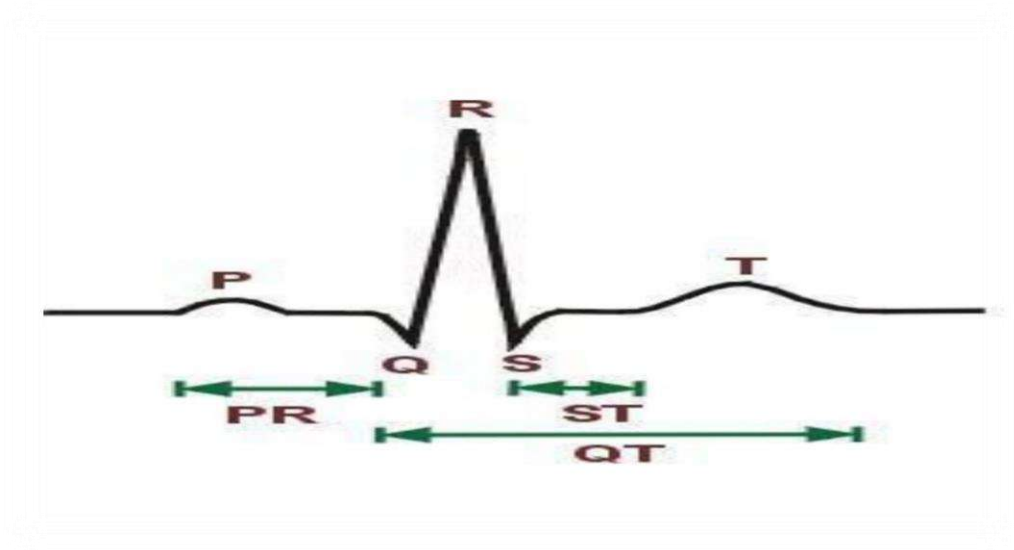


Figure 0.7: le cycle cardiaque

I.3.D.1 Diagnostic à partir du rythme :

Le repérage des ondes R permet d'analyser le rythme qui fut l'un des premiers traitements automatiques du signal cardiaque. Cette technique est basée sur l'extraction des deux paramètres caractéristiques: la fréquence des battements et leur régularité.

Les deux sections suivantes traitent respectivement des troubles de la fréquence et de la régularité, sachant que certaines pathologies induisent ces deux anomalies rythmiques.

I.3.D.1.i : **LA Fréquence :**

Un rythme cardiaque est dit normal s'il est en moyenne de 70 BPM chez l'adulte (en journée: entre 60-100 BPM et entre 40-80 BPM pendant la nuit). Hors de ces limites [14] ,

On parle de bradycardie lorsqu'il est trop lent, et de tachycardie lorsque qu'il est trop rapide voir [15]

I.3.D.1.ii : **Troubles du rythme et de la conduction cardiaque :**

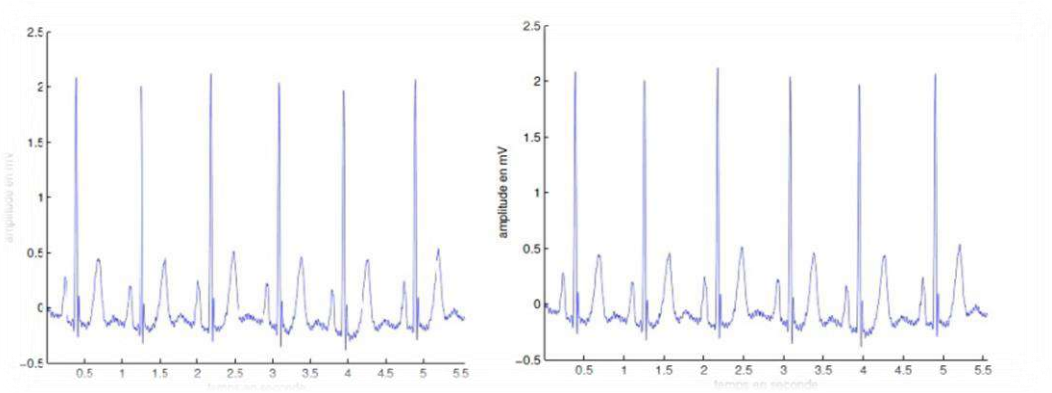
Sous cette dénomination on regroupe les arythmies cardiaques et les blocs cardiaques. Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur L'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique [8].

Rythme sinusal (NSR):

Le rythme sinusal est le rythme normal cardiaque. Il correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules, à partir du nœud sinusal. Son rythme est compris entre 60 à 80 battements par minute avec un intervalle régulier entre des battements normaux.

Blocs cardiaques :

Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction du myocarde qui altère la dépolarisation. Ces ruptures peuvent être plus ou moins sévères: freinâtes (allongement du temps de parcours), intermittentes (le blocage de la conduction se fait aléatoirement), ou complète (aucune conduction) [5]



(a) (b)

Figure 0.8: Exemples d'ECG : (a) normal et (b): bloc de branche gauche.

L'arythmie est une perturbation du rythme cardiaque qui affecte sa fréquence, l'intensité de ses contractions et sa régularité [16]. On parle également d'arythmie quand le cœur bat à moins de 60 pulsations ou à plus de 100 pulsations par minute sans cause apparente. On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque [5].

Il existe plusieurs types d'arythmie, avec un degré de gravité extrêmement variable [15]:

La bradycardie : diminution soudaine et passagère du rythme cardiaque (inférieure à 60 BPM).

La tachycardie : accélération du rythme cardiaque (supérieure à 100 BPM).

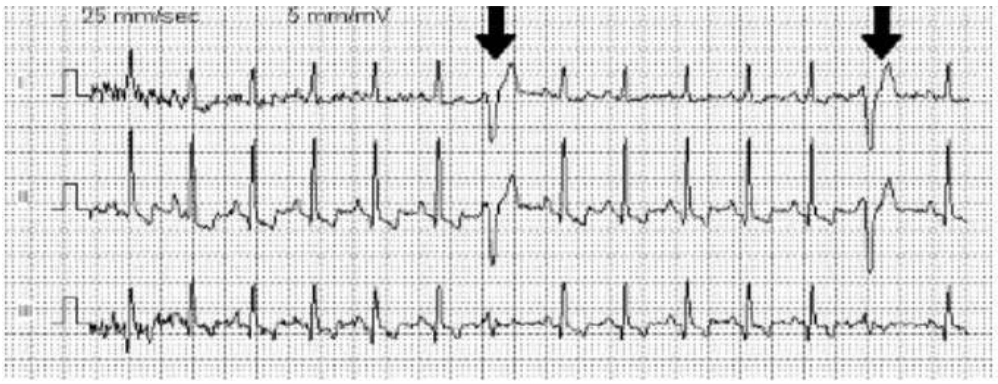
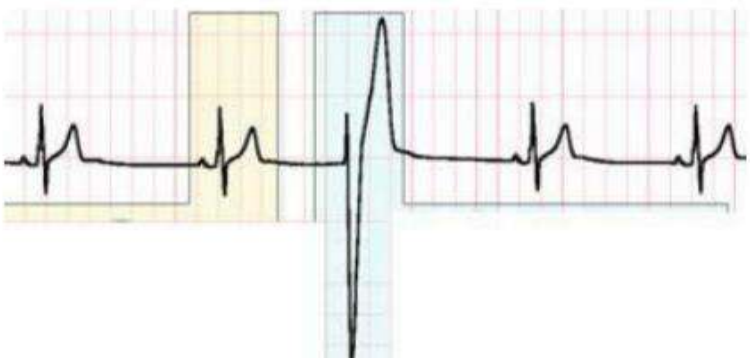


Figure 0.9: Tachycardie ventriculaire

L'extrasystole : légère irrégularité du rythme cardiaque, Elle peut atteindre un ventricule ou une oreillette.



: Extrasystole Ventriculaire(ESV).

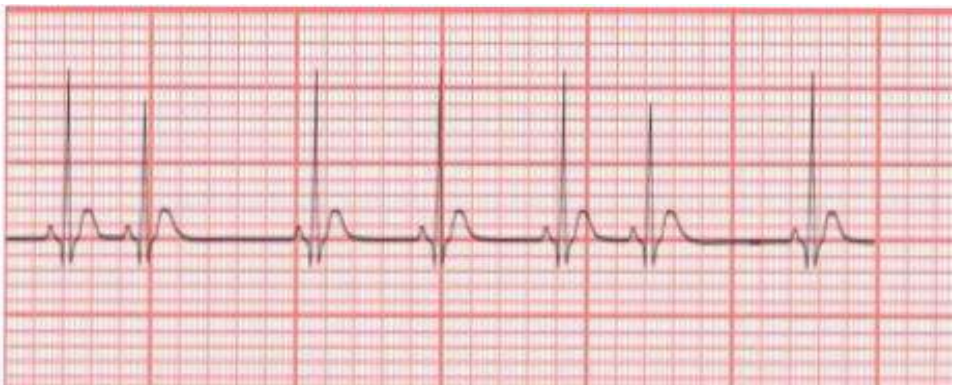


Figure 0.10: Extrasystoles Auriculaires (ESA)

Le flutter auriculaire (AFL): le rythme des oreillettes est régulier mais rapide alors que¬ les ventricules fonctionnent normalement.

La fibrillation auriculaire (AFIB) : contraction rapide et désordonnée des oreillettes du¬ cœur qui empêche le cœur de fonctionner normalement et de bien faire circuler le sang dans le corps. Ce trouble est parfois passager mais peut devenir chronique. En favorisant la formation de caillots, il peut représenter un danger.

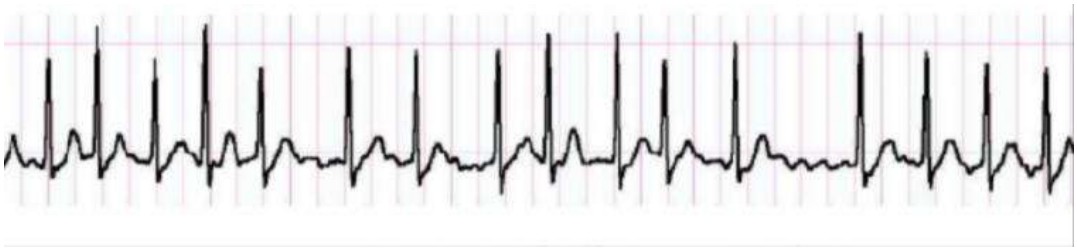


Figure I.0.11: Fibrillation auriculaire

La fibrillation ventriculaire (VT) : contraction très rapide et anarchique des ventricules : il s'agit d'une urgence vitale.

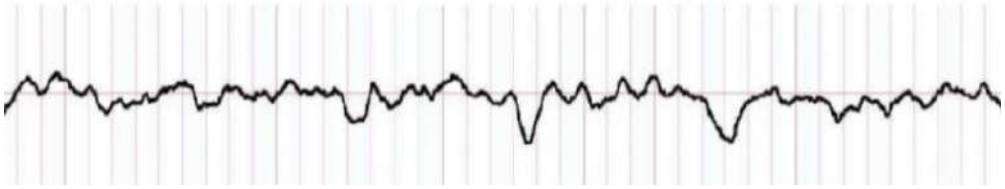


Figure 0.12: Fibrillation ventriculaire

I.3.D.2 Diagnostic à partir des ondes :

L'analyse (outre le rythme) de la forme des ondes de chaque battement a vu le jour grâce à la puissance des calculateurs modernes et les nouvelles techniques de traitement du signal. Ce type d'analyse reste pour l'instant essentiellement limité à la forme de l'onde R. L'étude individuelle de chacune des ondes permet de réaliser un véritable pré diagnostic. Ce diagnostic est effectué sur la base de la connaissance experte, grâce à la localisation de l'origine du problème lorsque les battements cardiaques, le complexe QRS et l'onde T, ne sont pas normaux [14].

Ainsi, les méthodes, que nous cherchons à proposer, permettent un repérage précis et continu de la plupart des ondes caractéristiques (Q, R…) du battement. Elles devront

permettre de localiser plus précisément les zones du signal susceptibles de porter la trace d'un comportement anormal du cœur sur les 24 heurs d'enregistrement.

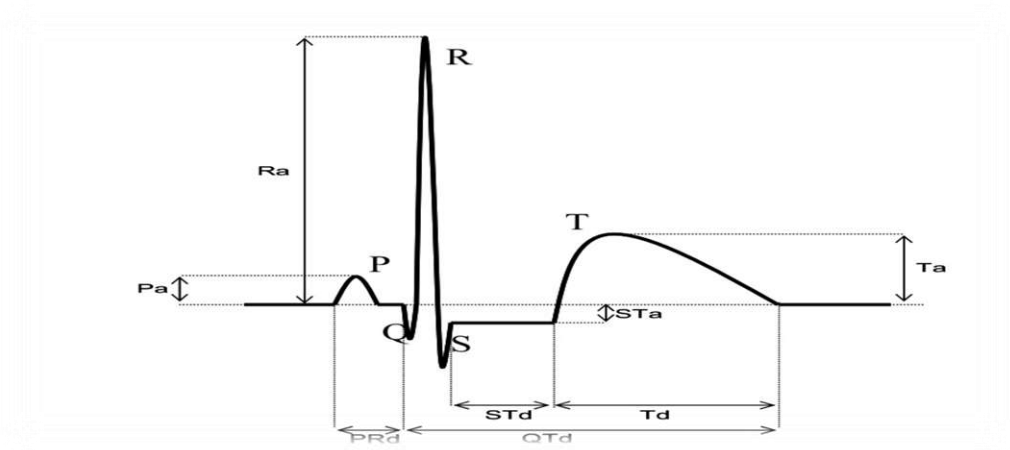


Figure 0.13: Paramètres d'intérêt pour la description d'un battement

Les valeurs des paramètres de la figure (Figure I.14) couramment constatées chez l'adulte en bonne santé sont présentées dans la TAB. I.1 (a et b) :

(a)

	Onde P	*Intervalle PQ*	*Complexe QRS*	*Intervalle ST*	*Intervalle QT*	*Onde T*
Durée (s)	*(Pd) 0,08-0,1*	*(PQd) 0,12-0,2*	*0,08*	*(STd) 0 ,20*	*(QTd) 0,36*	*0,2*
Amplitude (mV)	*(Pd) 0,25*	*Isoélectrique : 0*	*Qa <0, Ra>0 Sa<0*	*Isoélectrique : 0*	_	*Ta>0*

(b)

Type d'onde	*Origine*	*Amplitude (mV)*	*Durée (sec)*
L'onde P	*Dépolarisation articulaire*	*<=0,2 mV*	*Intervalle P-R : 0,12-0,22*
L'onde R	*Repolarisation et dépolarisation ventriculaire*	*1,60*	*0,07-0,1*
L'onde T	*Repolarisation de ventricules*	*0,1-0,5*	*Intervalle Q-T : 0, 37-0,44*
Intervalle S-T	*Contraction ventriculaire*		*Intervalle S-T : 0,015-0,5*

Tableau I-1(a) et (b):

Valeurs habituelles des différents paramètres caractérisant Un battement cardiaque

Cet outil de diagnostic permet de détecter les pathologies cardiaques rythmiques, musculaires, les problèmes extracardiaques métaboliques, médicamenteux, hémodynamiques et autres [16].

I.4 Enregistrement de l'électrocardiogramme :

La figure I.15 montre le système d'enregistrement de l'électrocardiogramme qui comporte principalement les éléments suivants [12] :

• des électrodes de surface ;

• un amplificateur ;

• un enregistreur ou un moniteur (oscilloscope).

Le signal représenté sur le papier de l'enregistreur ou visualisé sur l'écran du moniteur est l'électrocardiogramme. L'enregistreur utilise du papier millimétré et divisé en grandes divisions (5 mm × 5 mm) et petite divisions (1 mm × 1 mm). Une déflexion de 2 grandes divisions ou 10 mm correspond à une tension de 1 mV. L'échelle du temps dépend de la vitesse de défilement du papier. Celle-ci est normalement de 25 mm/s, ce qui fait correspondre 0.2 s à une grande division et 0.04 s à une petite division. La vitesse de 50 mm/s

est aussi utilisée pour mieux examiner les complexes QRS lorsque la fréquence cardiaque est trop élevée ou des détails particuliers de l'électrocardiogramme sont nécessaires.

Les quatre électrodes des membres permettent d'obtenir les trois dérivations frontales DI, DII et DIII. L'électrode jaune correspond au bras gauche, la rouge au bras droit, la verte à la jambe gauche et la noire à la jambe droite. La plupart des appareils comportent un schéma, et certains ont les initiales anglaises des membres : RA (pour "Right Arm" ou bras droit), LA (pour "Left Arm" ou bras gauche), RL (pour "Right Leg" ou jambe droite), LL (pour "Left Leg" ou jambe gauche).

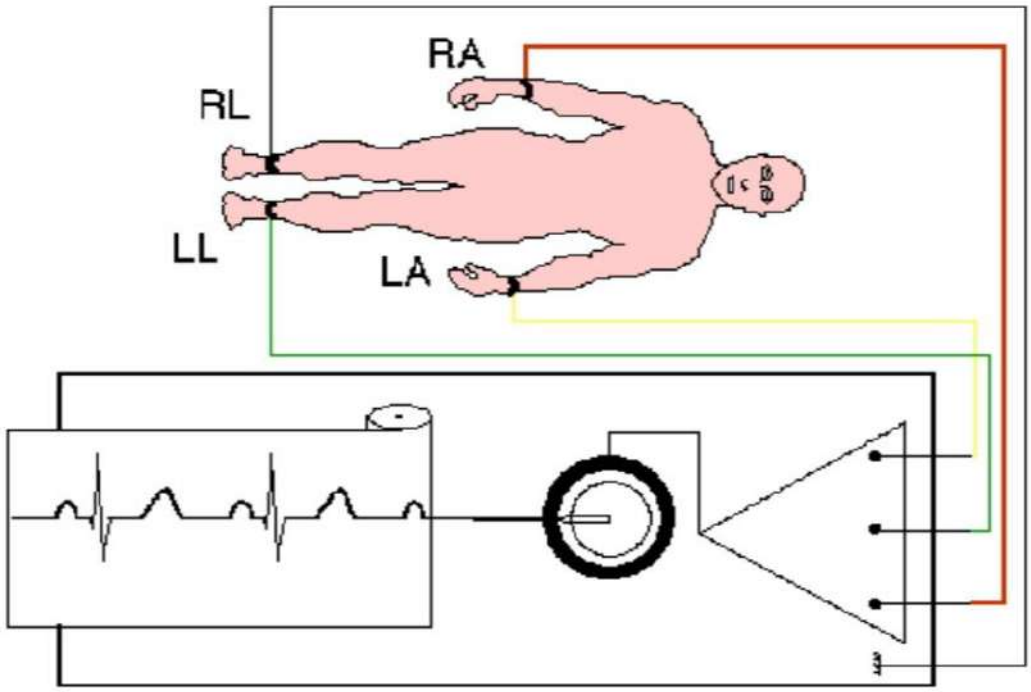


Figure 0.14: Système d'enregistrement de l'ECG

Que l'appareil soit manuel ou automatique, à une ou à trois pistes, les principes restent les mêmes. Il faut :

- régler le défilement sur 25 millimètres par seconde ;

- enregistrer un étalonnage, qui trace un rectangle d'un centimètre de haut ;

- demander au patient de ne pas bouger et de respirer calmement ;

- enregistrer au moins trois complexes par dérivation et un DII assez long pour l'étude du rythme cardiaque ;

- inscrire le nom, le prénom, la date de naissance ou l'âge du patient et la date et l'heure de l'ECG.

La figure I.16 présente le schéma fonctionnel d'un enregistreur d'électrocardiogramme récent. Dans ce schéma, on distingue [13] :

1. Le circuit de protection qui limite l'amplitude des signaux captés afin de prévenir le système de surtensions nuisibles.

2. Le sélecteur de dérivation qui détermine quelle paire d'électrodes est nécessaire pour un enregistrement donné et connecte cette paire d'électrodes au reste du circuit. Ce bloc est contrôlé soit par l'opérateur, soit par le microprocesseur du système. En mode automatique, chaque dérivation est enregistrée pendant dix secondes.

3. L'auto calibreur qui délivre un signal de 1 mV momentanément introduit dans l'électrocardiographe pour chaque canal enregistré.

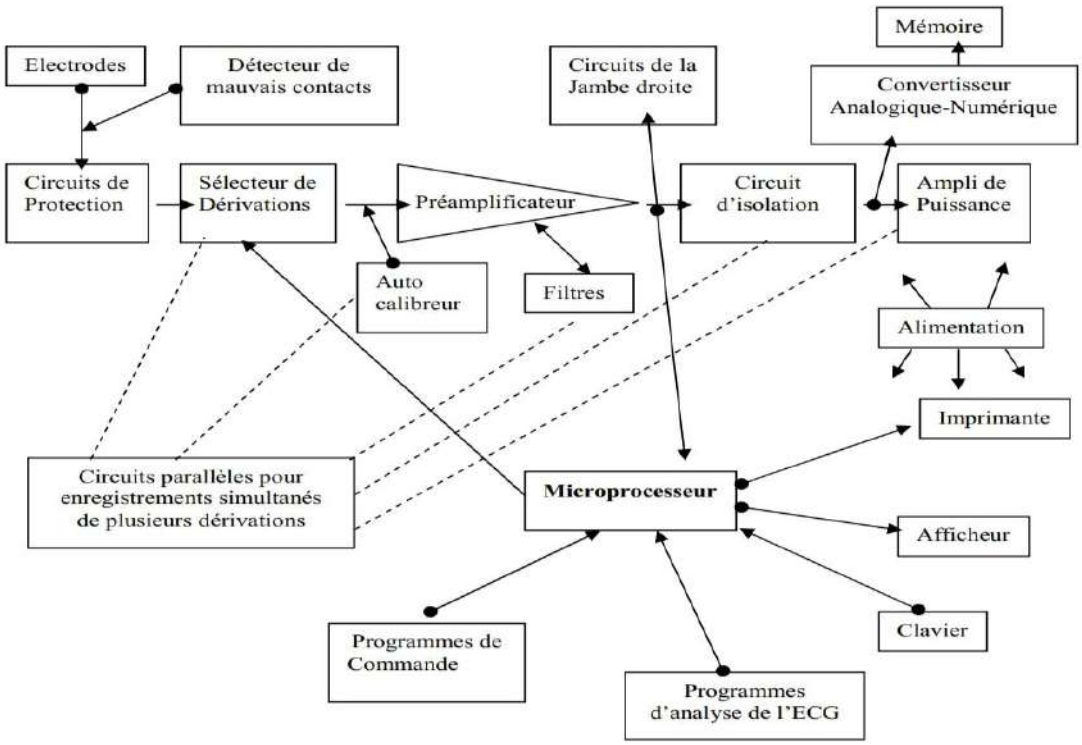


Figure 0.15: Schéma bloc d'un enregistreur d'ECG actuel

I.5 Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme :

Sur tout enregistrement électrocardiographique, il peut apparaitre des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final [12].

Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Ces perturbations ont fait l'objet de plusieurs études et restent, pour certaines, encore difficiles à traiter de manière automatique. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources : techniques, physiques, pathologiques, ou pharmacologiques. Nous allons surtout développer l'aspect technique et physique des bruits et artefacts présents sur les tracés électrocardiographiques notamment sur les tracés Holter. En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont l'amplitude, la périodicité et la bande spectrale. Les artefacts prennent une place particulière dans le traitement de l'ECG puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes chargés de l'analyse automatique. Parmi ces artefacts, on peut citer les plus importants [13] :

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 présentés 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 50Hz. La figure I.17 montre ce type de bruit qui apparait 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 à bande étroite.

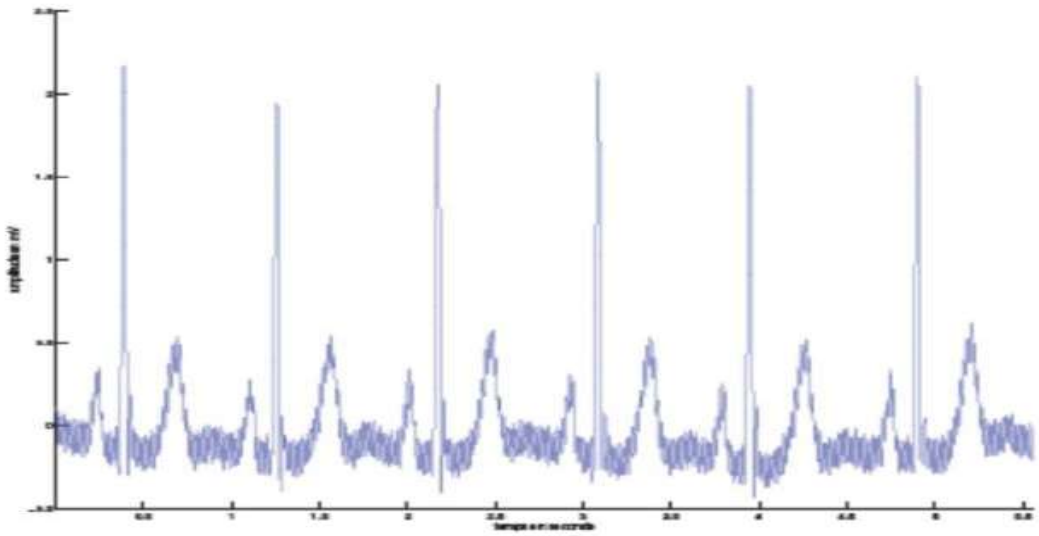


Figure 0.16: Signal électrocardiographique perturbé par le secteur

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 sonten

contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme le montre la figure I.18. 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.

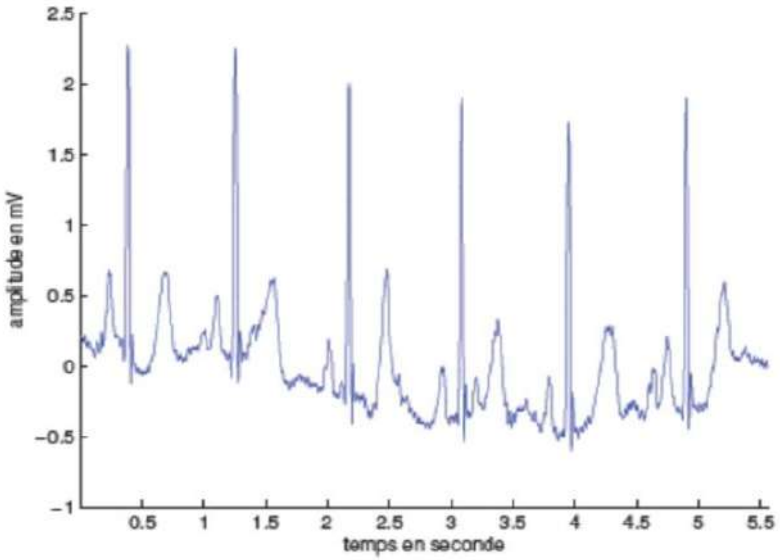


Figure 0.17: Bruit dû aux mouvements des électrodes

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.

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 (voir figure. I.19). 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.

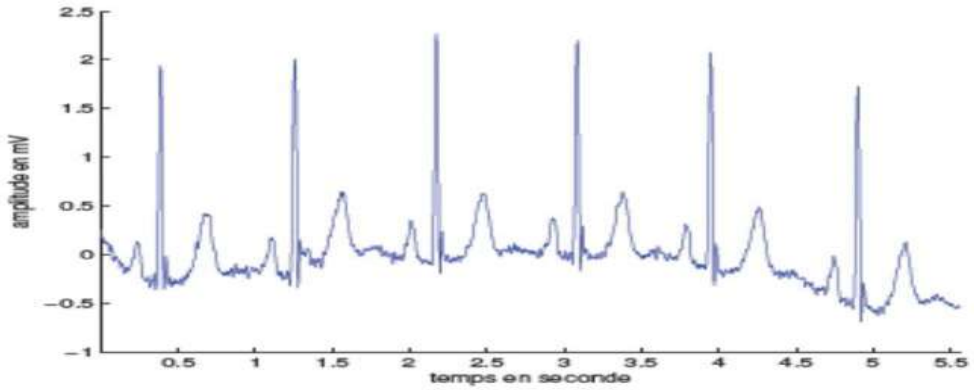


Figure 0.18: Mouvements de la ligne de base

Bruit myoéletrique 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 on peut le voir sur la figure I.20, l'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement d'étendu.

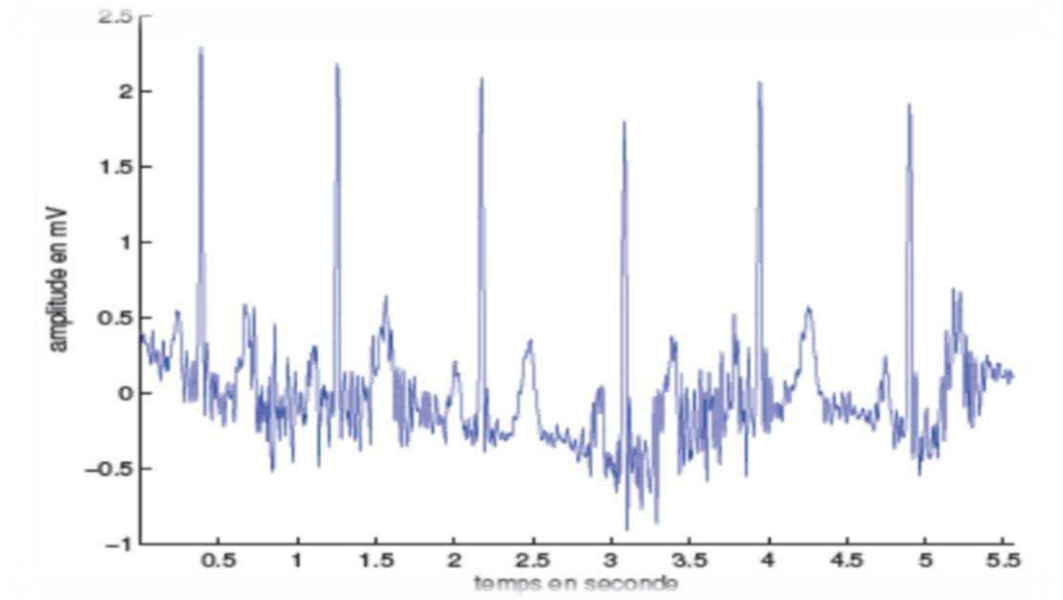


Figure 0.19: Bruit musculaire

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.

Autres artefacts alternants l'ECG : certaines maladies généralisées peuvent affecter le tracé électrocardiographique. L'hyperthyroïdie, l'ischémie, l'hypokaliémie (prolongement de l'intervalle QT, onde T aplatie), modifient l'électrocardiogramme. L'usage de médicament, notamment la digoxine pour bloquer la conduction AV et ralentir la fréquence cardiaque, a aussi son effet sur le tracé. La digitaline provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT.

I.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons abordé la morphologie du cœur et la fonction de chaque partie de cet organe qui avec ses contractions et décontractions constituent une activité électrique par la libération de tension, cette activité est traduite par l'électrocardiogramme qui sera le but de notre projet.

Chapitre II

Acquisition et traitement des signaux

II.1 Introduction :

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

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

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

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

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

L'objectif de ce chapitre est justement d'y apporter des solutions pour cette problématique.

II.2 Structure d'une chaine d'acquisition ECG :

En général, les systèmes d'extraction d'ECG sont basés sur un schéma d'électrodes ; trois au minimum et dans la plupart des cas douze électrodes (selon le type de dérivation utilisée).

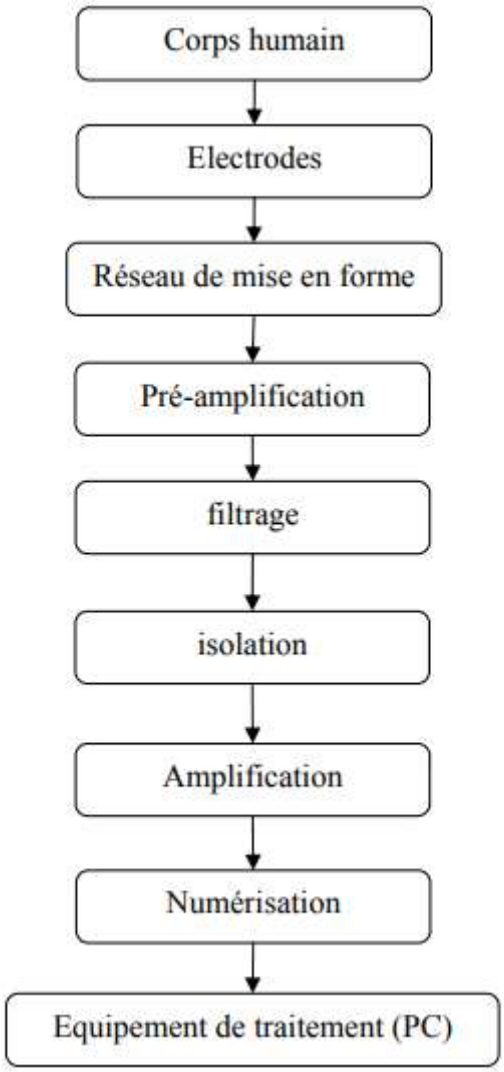


Figure 0.1: Schéma général d'une chaine acquis

Nous avons représenté à la figure II.1.Sous forme de blocs, le schéma général d'une chaine acquisition de signaux électrophysiologiques [3].

II.2.A) Les électrodes :

II.2.A.1 Le choix des électrodes :

Le choix des électrodes constitue un enjeu clé pour la mesure de l'activité électrodermale. Ainsi, les électrodes doivent respecter deux contraintes principales :

- Un faible potentiel de polarisation entre les deux électrodes utilisées pour la mesure.
- L'électrode ne doit pas être polarisée par le passage du circuit.

Les électrodes utilisées pour la mesure de l'activité électrodermale sont généralement des électrodes (réversibles) constituées en Argent / Argent-chlorure (Ag/Ag Cl) suivant les recommandations de Fowles et al [17]. La figure II.2 présent un exemple des électrodes utilisées.



Figure 0.2: présentation des électrodes

II.2.A.2 La position des électrodes :

La pose de toute électrode (FigureII.3) nécessite une préparation de la peut afin de réduire l'impédance naturelle de celle-ci. Il faut tout d'abord l'abraser en frottant avec un gel d'argile, pour éliminer les cellules mortes. Puis un dégraissage, à l'aide d'une solution d'ether alcool acétone, permet d'éliminer la couche de sécrétion protectrice de la peau (ainsi que les grains d'abrasif).

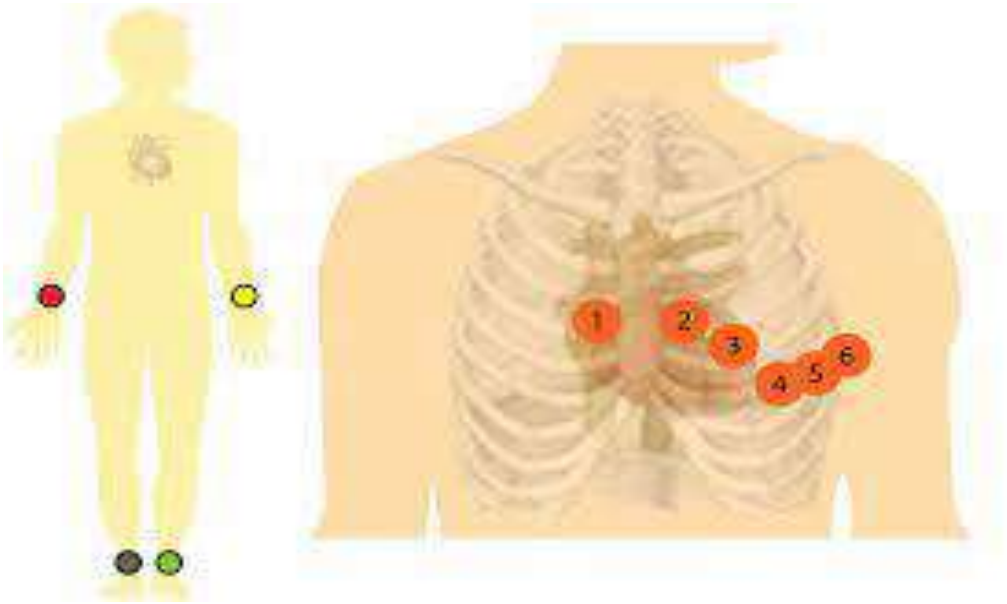


Figure 0.3: Position des électrodes électrocardiographiques .

Pour le recueil de nos ECG nous avons choisi d'utiliser 2 électrodes placées à la base et à l'apex du cœur, afin de recueillir la différence de potentiel entre ces deux points, les plus proches du cœur. Cette position limite le bruit lié aux muscles . L'utilisation d'électrodes à pinces posées aux poignets ou au pied est aussi possible pour recueillir l'ECG mais leur position éloignée du cœur entraine la présence de parasites. Elles ne sont donc pas pertinentes dans notre contexte.

Nous n'avons utilise que deux électrodes, ce qui signifie que nous avons mesuré une seule dérivation. Cela suffit pour recueillir le tracé électrique du cour et l'évolution dans le temps de la différence de potentiel existant entre ces deux points

II.2.A.3 Les caractéristiques des électrodes :

Une aptitude à capteur les basses amplitudes dans la gamme de 0,05 mV à 10 mV.

Une impédance d'entrée très élevée

Un courant d'entrée très bas, inférieur à 1Ma

II.2.B) Chaine d'acquisition :

II.2.B.1 Capteur :

Toutes information biologique doit se présent sous forme de signaux compréhensibles, enregistrables, et mesurables en valeurs normalisées. Le rôle joué par le capteur biomédical est l'un des aspects techniques que l'on rencontre.

Le capteur médical est constitué d'électrodes de recueil plates, métalliques, inoxydables et adhésives dont le contact d'électrique est assuré par une pate conductrice.

II.2.B.2 Préamplificateur : [3]

Vu que le signal issu des électrodes est de l'ordre de 5mV pour un sujet adulte, et de 10µV dans le cas d'une fœtus, donc une préamplificatin s'impose pour porter le signal à un niveau d'énergie appréciable pour de futurs amplification ou traitement .

Le préamplificateur de l'ECG doit avoir en plus des caractéristiques une grande impédance d'entrée de manière à isoler l'individu de la chaine de mesures.

L'AD620 est un amplificateur d'instrumentation associant plusieurs amplificateurs différentiels et des composants nécessaires à leurs bons fonctionnements, il est caractérisépar sa grande précision et son faible bruit, ce type d'amplificateur est conçu pour l'usage avec des capteurs des signaux faibles comme le cas du signal ECG. Une combinaison de faible

bruit et un bas coefficient de température de gain et de taux de rejection élevé rendent l'AD620 idéal pour les systèmes d'acquisition de donnée.

Ce dispositif n'a besoin que d'une seule résistance RG pour régler le gain, cette résistance doit être connectée entre la patte 1 et la patte du circuit et sa valeur en fonction du gain est données par :

$$R_G = \frac{49{,}4}{G-1}\,\mathrm{K\Omega} \qquad \textbf{(II.1)}$$

Ci-dessous le circuit de préamplificateur, pour notre cas qui comporte trois électrodes.

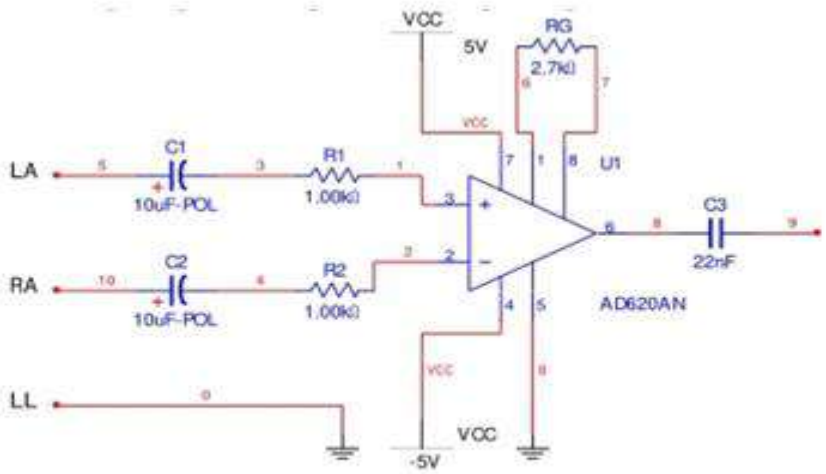


Figure 0.4: Etage de préamplificateur à base de l'AD620

Les principales caractéristiques de l'AD620 sont :

Impédance d'entrée : 10.

Précision du gain est =0.4.

Taux de rejection en mode commun : de 90 à140dB selon le gain et la fréquence.

Gain linéaire jusqu'à 10KHz (pour un gain de 1000).

Ces caractéristiques sont conformes aux normes exigées par les organismes de standardisation et normalisation de l'électrocardiographie (AAMI/ANSI).

Nous avons vu que l'amplitude du signal ECG à la surface de la peau est de quelques millivolts. Nous avons prévu un gain de 50 afin de ne pas saturer l'amplificateur.

Le signal issu de l'ampli est d'une amplitude qui varie entre 500 mV à 800 mV.

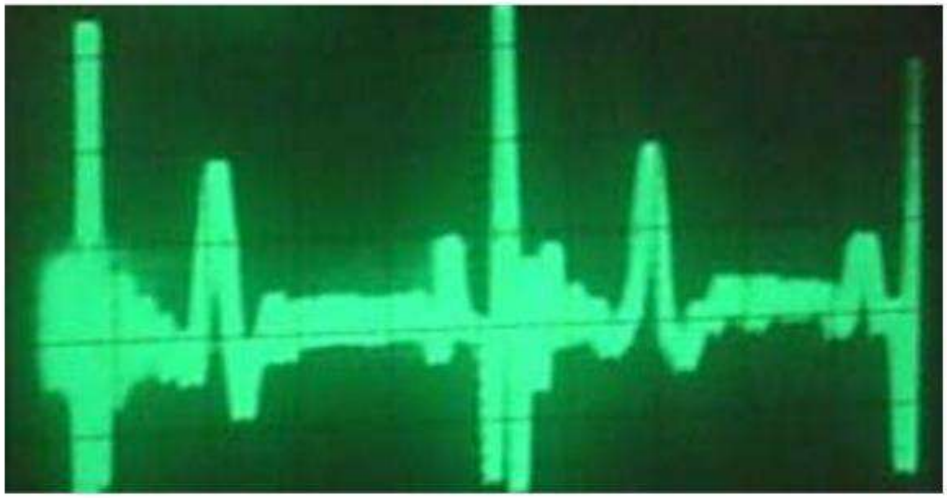


Figure 0.5: Signal ECG après amplification

II.2.B.3 Filtrage : [3]

Le signal cardiaque a une étendue fréquentielle qui peut aller jusqu'à 600Hz, mais la totalité des informations se suite à des fréquences inférieures à 250Hz.

Pour cela l'utilisation d'un filtrage passe-bas nous limitera l'étendu d'étude, ce qui a fait qu'on a choisi un filtre de fréquence de coupure égale à 350Hz.

Le filtre choisi est un passe bas.

Le type est de Butterworth d'ordre quatre.

Sa structure est c'elle de Sallen Key, car elle est la plus adaptée pour un passe bas.

Le schéma du filtre est donné ci-dessus :

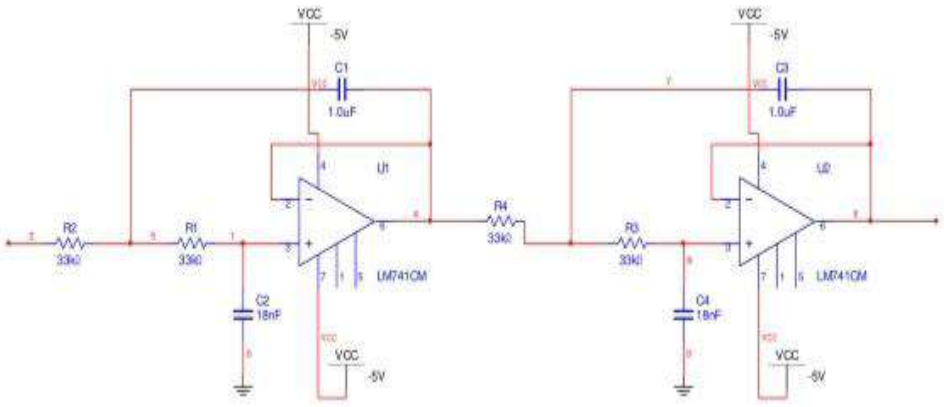


Figure II.0.6: Etage de filtrage

Le filtre se construit autour d'un amplificateur opérationnel, monté en amplificateur non inverseur (ce qui va déterminée le gain et la réponse du filtre). Auquel on ajoute des cellules RC (dont le nombre va être déterminé par l'ordre du filtre).

Pour obtenir un filtre du quatrième (4éme) ordre, nous allons mettre en cascade deux (02) filtres du second ordre.

Par ailleurs, pour conserver la linéarité de la réponse de Butterworth (et ne pas basculer ni vers une réponse de Bessel, ni vers une réponse de Tchebychev) on a pris des gains en boucle fermée.

La fréquence de coupure du filtre est donnée par :

$$f_c = \frac{1}{2\pi\sqrt{R_1 R_2 C_1 C_2}} \qquad \textbf{(II.2)}$$

II.2.B.4 Amplificateur :

Permet d'accroitre l'intensité du signal pour le rendre plus perceptible moins sensible aux bruits parasites. L'amplificateur propre à cette chaine d'acquisition est un amplificateur d'instrumentation. Il destiner à extraire les signaux issus du capteur ayant des amplitudes faibles et des amplificateurs avec un gain ajustable, précis et stable.

II.2.C) La carte d'acquisition : [3]

On est doté d'une carte d'acquisition (daqboard1000) de la firme IOTECH, qui peut être reliée au port parallèle d'un PC. Cette carte assure la fonction d'échantillonnage et de quantification du signal électrique avec un temps d'ouverture de 100PS et un temps d'acquisition de 2µs, à la sotie de l'échantillonneur bloqueur on attaque un CAN d'une résolution de 16bits sous un temps de conversion de 5µs ainsi le signal sera codé sur 16bits

Le schéma bloc de la carte d'acquisition est le suivant :

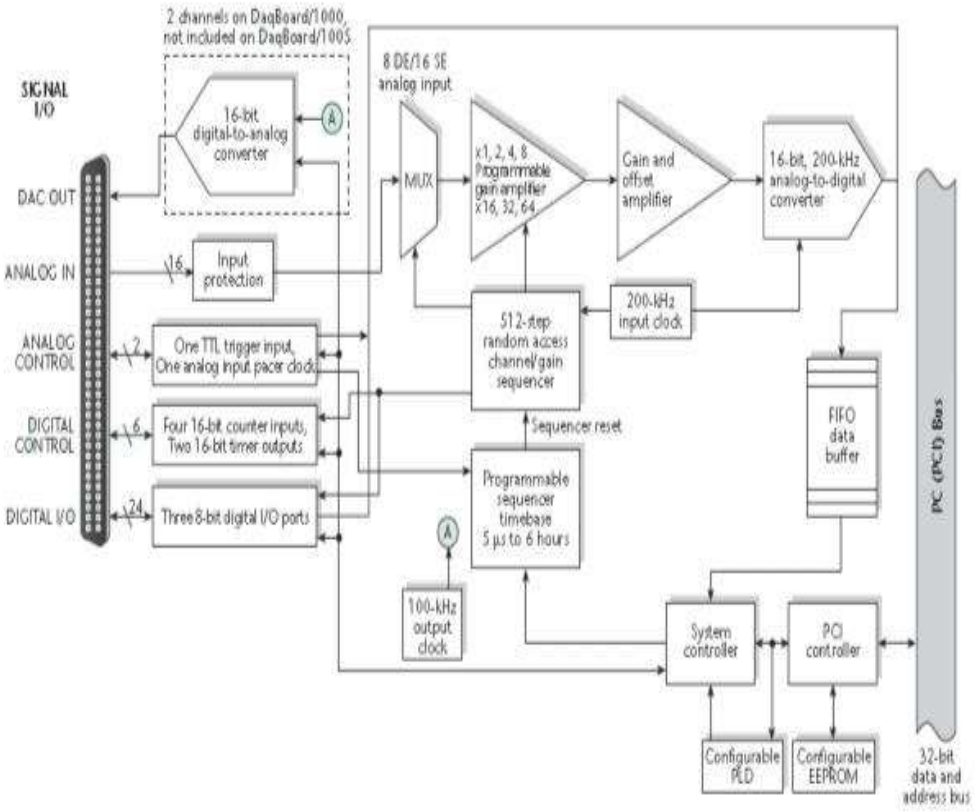


Figure 0.7: Schéma bloc de la Daboard1000

II.3 Filtrage du signal ECG /prétraitement : [11]

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

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

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

II.3.A) Les types de bruit présent dans l'ECG :

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

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

Ces bruits peuvent être classés selon leurs origines en deux grandes catégories, les bruits d'origine technique et les bruits d'origine physique.

II.3.A.1 Bruits d'origine technique :

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

II.3.A.1.i : **Le Bruit du réseau 50Hz :**

Le bruit 50Hz est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. Il contamine le signal électrocardiographique ECG avec des oscillations dont l'harmonique fondamentale est à 50 Hz. Généralement, ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective. Ce type de bruit est illustré dans la figure II.9.a.

II.3.A.1.ii : **Les bruits dus au mauvais contact électrode-peau :**

Lorsque les électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG se détachent ou le gel entre l'électrode et la peau se sèche, cela peut provoquer un bruit qui provoque des changements brusques de l'amplitude du signal d'ECG (voir figure II.8), ainsi que de faibles changements de fréquence de référence.

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

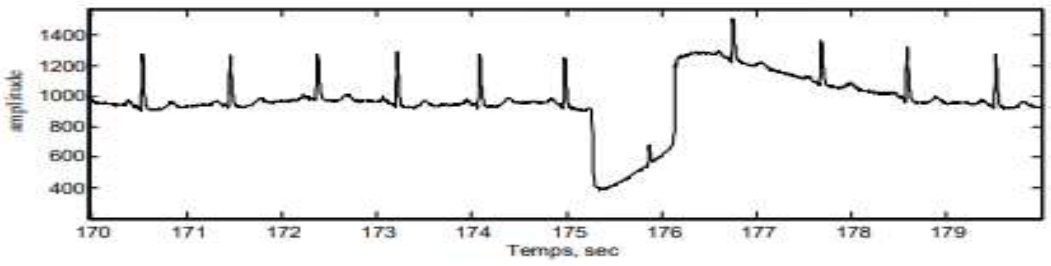


Figure 0.8: Bruit dû au mauvais contact électrode-peau

II.3.A.1.iii : **Autres bruits :**

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

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

II.3.A.2 Bruits physiques :

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

II.3.A.2.i : **Fluctuations de la ligne de base :**

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

Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration. En effet Pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Un tel bruit est visible sur la figure II.9.b Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences.

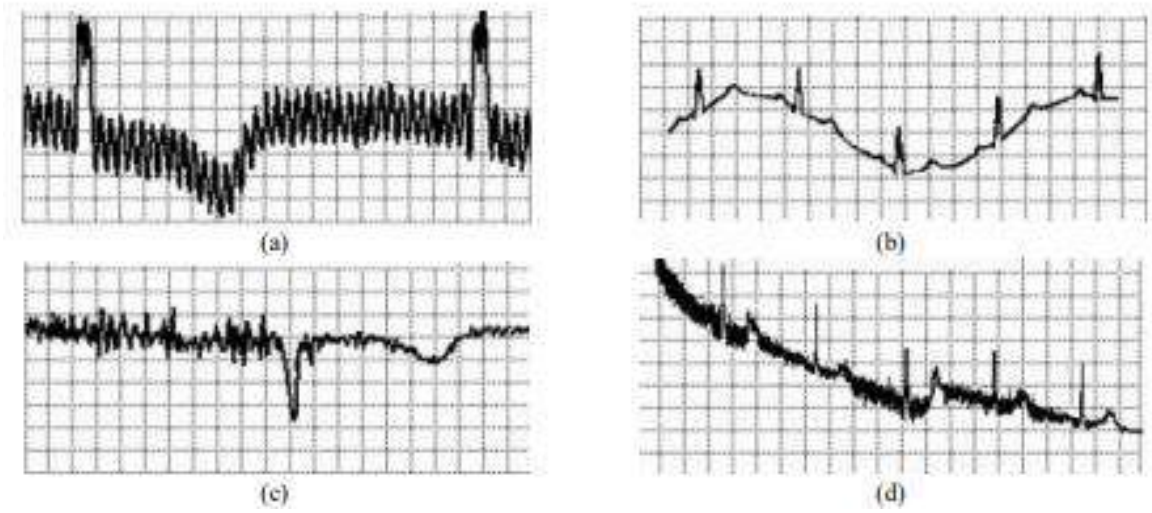


Figure 0.9: Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG; et (d) les artefacts dus aux mouvements du patient

II.3.A.2.ii : **Bruits dus au signal électromyogramme EMG :**

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

Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R. Un exemple de tel bruit est représenté sur la figure II.9.c.

II.3.A.2.iii : **Autres artefacts d'origine physique :**

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

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

II.3.B) Méthodes de filtrage de l'ECG : [18]

Pour pouvoir segmenter efficacement les battements cardiaques, et ce sans altérer l'information clinique, un certain nombre de prétraitements sont nécessaires. La finalité de cette étape est d'atténuer, ou au mieux d'éliminer, les bruits présents dans le signal ECG brut tels que la ligne de base ou les interférences du secteur à 50 Hz. Malheureusement, le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre du bruit et celui de l'ECG. Nous introduirons dans cette partie quelques méthodes clés de la littérature, puis nous présenterons les prétraitements que nous avons appliqués dans notre travail en vue de l'estimation des intervalles cardiaques.

II.3.B.1 Les principaux filtrages :

II.3.B.1.i : Filtrage de la dérive de la ligne de base :

Pour l'analyse d'un enregistrement ECG, un œil exercé fait abstraction de cette ligne :

Elle est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques ; néanmoins, dans l'objectif d'un traitement automatique d'un tel signal, il est impératif de la repérer précisément pour fixer le "zéro". L'élimination de cette ligne de base est nécessaire pour limiter les déformations morphologiques des ondes de l'ECG. Plusieurs types de méthodes ont été présentés dans la littérature an d'éliminer ce type de bruit.

Les méthodes s'appuient souvent sur un filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à réponse impulsionnelle nie. 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. An de résoudre ces problèmes de chevauchement de spectres, un filtre avec des caractéristiques variantes dans le temps est proposé dans ; le filtre est implémenté comme un banc de filtres linéaires passe-bas où les fréquences de coupure sont alors contrôlées par les propriétés basses fréquences du signal ECG. Cette méthode nécessite de connaître les instants d'apparition des complexes QRS au préalable. Dans la dérive de la ligne de base est estimée à partir d'un modèle polynomial. Le filtrage de la ligne de base peut être basé sur des splines.

Dans ce cas, pour trouver les points d'ancrage placés sur les niveaux isoélectriques, il faut pré-détecter les pics R au préalable.

II.3.B.1.i : **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'autres pays) généralement accompagné de quelques harmoniques. Une méthode simple permettant de réduire ce type de bruit consiste à éliminer une fréquence particulière ou une ne gamme de composantes fréquentielles ; le filtre qui convient alors est appelé filtre Notch ou filtre à bande étroite. Lorsque la fréquence des perturbations n'est pas stable sur 50 Hz, la variation de fréquence, considérée de type gaussienne, n'est pas toujours centrée sur 50 Hz. Pour remédier à ce type de problème, des méthodes basées sur du filtrage ‘adaptatif ont également été proposées.

II.3.B.1.ii : **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.

II.3.B.2 Les prétraitements appliqués :

Pour pouvoir segmenter efficacement les battements électrocardiographique, on est amené à réaliser, lorsque cela est nécessaire, un certain nombre de prétraitements. A ce stade, nous travaillons sur le signal ECG brut dont un exemple est présenté par la figure II.11 Les signaux sur lesquels nous travaillons sont peu bruités grâce aux soins pris lors du protocole d'enregistrement. Ils subissent néanmoins les effets de la dérive de la ligne de base et une modulation dues à la respiration. On présente alors les prétraitements envisagés dans notre étude, an d'estimer au mieux les intervalles R-R, P-P, P-R et Q-T, soit :

1. une atténuation des effets de la ligne de base

2. une suppression de la modulation d'amplitude pour une meilleure détection des pics.

II.3.B.2.i : **Prétraitement pour la détection des ondes R :**

Notre but est d'estimer au mieux les instants d'apparition $t_k$des ondes R. La majorité des méthodes existantes utilise le calcul de la dérivée, puis un seuillage. De nombreuses variantes existent faisant intervenir la dérivée seconde, l'amplitude, etc. ont répertorié et comparé plusieurs méthodes de détection des complexes QRS.

Depuis, d'autres méthodes ont vu le jour basées par exemple sur l'utilisation des ondelettes ou des réseaux de neurones pour la reconnaissance du QRS. Avec la méthode Pan et Tompkins basée sur les dérivées première et seconde du signal, la localisation précise du pic R n'est pas toujours assurée : parfois on repère le début du complexe QRS, d'autres fois la n.

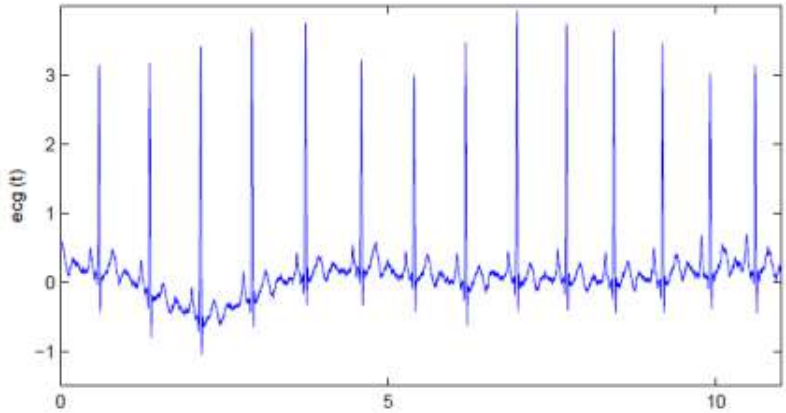


Figure 0.10: Signal ECG réel enregistré

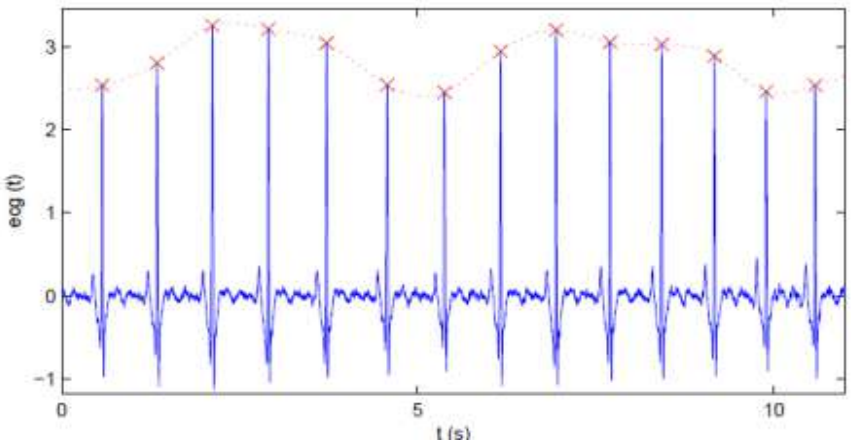


Figure 0.11: Signal ECG filtré passe-haut et estimation de la position des pics R. En rouge, le signal de modulation d'amplitude.

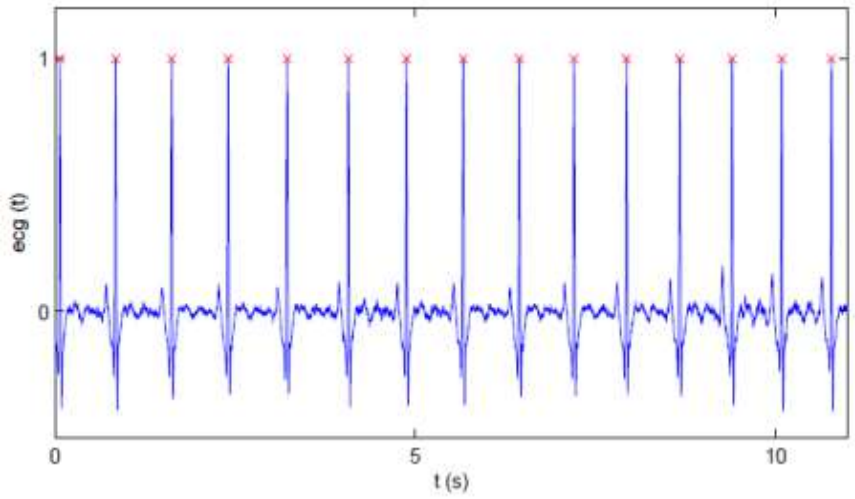


Figure 0.12: ECG démodulé et ré-estimation de la position des pics R.

Nous choisissons alors une méthode plus simple, basée sur une méthode de seuillage, qui est précise et robuste au bruit. La première étape du traitement consiste à filtrer le signal ECG à l'aide d'un filtre passe-haut de fréquence de coupure 5 Hz pour supprimer les fluctuations éventuelles de la ligne de base.

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 récupère alors les temps d'apparition t_k des ondes R et leurs amplitudes. A partir de ces coordonnées, une interpolation polynomiale spline permet de créer le signal de modulation d'amplitude pour tous les temps d'échantillonnage, c'est à dire la courbe régulièrement échantillonnée qui passe par tous les pics des ondes R, présentée sur la figure II.12 Pour démoduler le signal, il suffit alors de diviser le signal ECG par cette modulation pour obtenir les ondes R de même poids comme cela est présenté sur la figure II.13 An d'afin au mieux les mesures des instants d'apparition des pics R, on réitère la méthode de seuillage sur le signal démodulé.

On obtient finalement une meilleure estimation des temps d'apparition t_k . La segmentation de l'ECG pour obtenir l'évolution de la période cardiaque, autrement dit des intervalles R-R, s'effectue tout simplement à partir des instants t_k .

II.3.B.2.ii : **Prétraitement pour l'étude des ondes P :**

Comme cela est présenté sur la figure II.13 le signal ECG s'ajoute à une ligne de base .An d'étudier au mieux les ondes P et les intervalles P-R par exemple, il nous faut la retirer du signal ECG bruit.

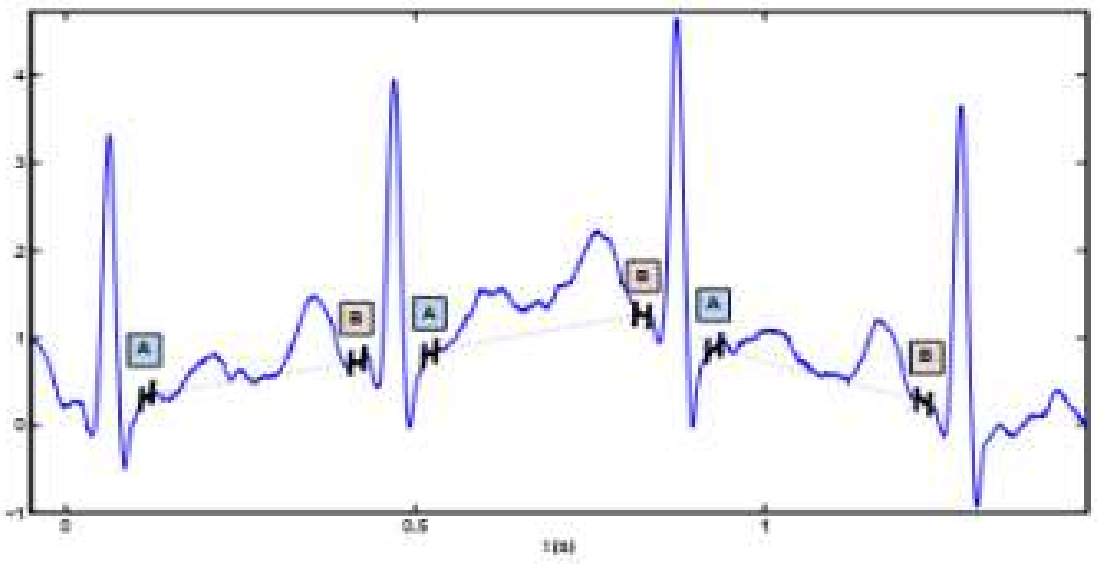


Figure 0.13: Ligne de tendance avant traitement.

Les méthodes de suppression de la ligne de base qui sont basées sur un filtrage passe haut, entraînent une distorsion du signal sans réussir pour autant à supprimer complètement cette interférence. Dans le cadre de l'étude de l'onde P, ces filtres introduisent une distorsion de l'onde d'intérêt. En et, le filtrage passe-haut utilisé ci-dessus pour la détection des ondes R présente le défaut de superposer la réponse impulsionnelle du filtre avec les ondes P. Nous choisissons alors une méthode plus appropriée à l'étude des ondes P. Comme le montre la figure II.13,

La définition des intervalles A et B sur la ligne de base nous fournit quatre indices temporels correspondants aux bornes de ces intervalles. On segmente le signal ECG de façon à travailler sur des segments R-R déterminés avec la première méthode d'élimination de la ligne de base. On ajuste la droite qui passe conjointement au mieux au sens des moindres carrés par les intervalles A et B pour chaque segment R-R.

Pour enlever la ligne de base sur le signal ECG, il suffit alors de soustraire les droites estimées sur chacune des fenêtres correspondantes aux segments R-R.

II.3.B.2.iii : **Segmentation de l'ECG pour l'estimation des intervalles d'intérêt :**

A partir d'une fenêtre d'étude arbitraire, on segmente le signal ECG an d'obtenir dans notre fenêtre d'observation les intervalles d'intérêt. Par exemple, les figures II.14 et II .15 présentent un exemple de segmentation de l'ECG au repos.

La longueur de la fenêtre d'observation est choisie arbitrairement à 300 ou 340 échantillons, soit 300 ou 340 ms, la fréquence d'échantillonnage étant de 1 kHz. Cette longueur de fenêtre est choisie de façon arbitraire pour chacun des signaux ECG traités an de capter dans la fenêtre d'observation l'onde considérée. La figure II.14 montre un exemple de segmentation d'ECG au repos, où toutes les ondes P sont incluses dans les fenêtres alignées à droite par rapport à leurs ondes R suivantes. Parallèlement, la figure II. 14 présente un exemple de segmentation d'ECG au repos, où toutes les fenêtres contenant les ondes T sont cette fois-ci alignées à gauche suivant leurs ondes R respectives précédentes. Après avoir prétraité et segmenté les signaux ECG, nous pouvons alors commencer l'étape d'estimation des intervalles proprement.

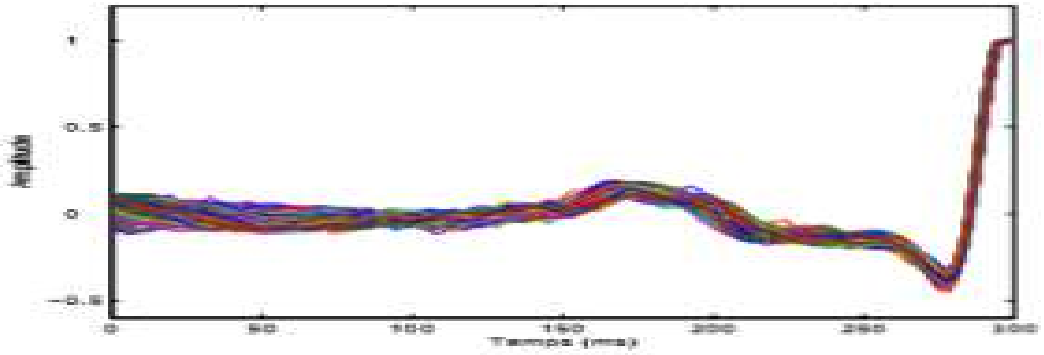


Figure 0.14: Exemple de segments P-R alignés sur le pic R suivant.

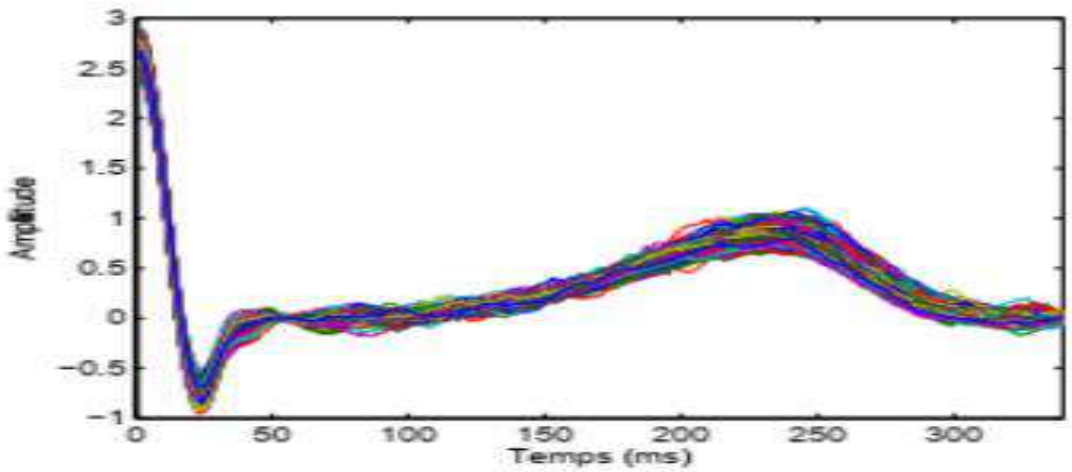


Figure 0.15: Exemple de segments P-R alignés sur le pic R précédent.

II.4 Détection du complexe QRS :

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

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

1. Plusieurs autres signaux dans l'enregistrement de l'ECG, tel qu'une onde T élevée Peuvent être morphologiquement semblables à un complexe QRS.

2. Les divers types de bruit (provoqués par un stimulateur, une interférence de ligne de puissance, ou le mouvement du patient) interfèrent dans la détection du QRS.

3. La qualité et la largeur de bande de fréquence du signal ECG enregistré peuvent changer de manière significative, et celles-ci dépendent fortement des conditions de l'enregistrement (diagnostic ou surveillance) et de l'environnement d'enregistrement (ambulance, salle, pendant l'exercice ou au repos). [07]

II.4.A) Algorithmes de détection :

Le choix du détecteur de QRS est très important pour réaliser un système d'analyse de l'ECG. Un détecteur de QRS est généralement composé de quatre modules représentes Figure (II.16) [12].

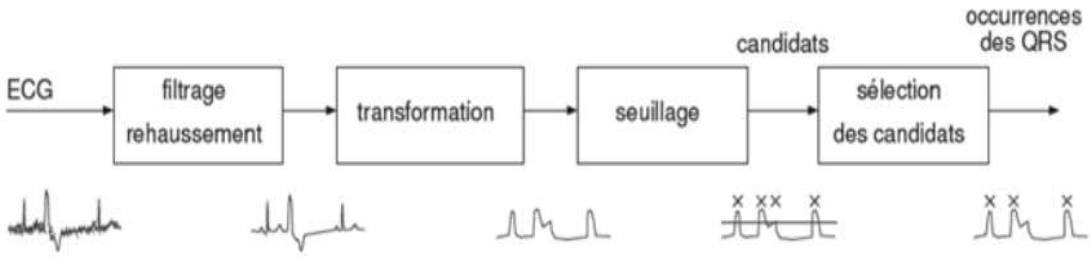


Figure 0.16: Schéma bloc d'un détecteur de QRS.

Le signal ECG est d'abord filtré puis transformé pour mettre en exergue les informations qui concernent le QRS. Ensuite, la transformée est seuillée puis un étage de décision sélectionne les occurrences de QRS parmi les candidats.

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

- des filtres numériques.
- des analyses temps-fréquence et ondelettes.
- des transformations linéaires et non-linéaires.
- des analyses statistiques (réseaux de neurones).
- des grammaires de formes (tem- plate matching),
- des méthodes évolutionnaires.
- de la fusion multi source, Cette recherche est toujours active et plusieurs nouvelles méthodes de détection ont été proposées récemment. Parmi cet ensemble de détecteurs, l'objectif a été de constituer une base de détecteurs. Comme il est impensable de tous les mettre en œuvre dans le système, seuls sept ont été sélectionnés selon les critères suivants :

✓ capacité à travailler en temps réel.
✓ facilité de mise en œuvre
✓ robustesse au bruit.

II.4.A.1 Benitez :

Cet algorithme récent est présenté dans. Il utilise la dérivée et la transformée de Hilbert pour rehausser les QRS de l'ECG. La figure (II.17) montre les différentes étapes de ce détecteur.

Le filtre passe-bande est formé par un filtre à réponse impulsionnelle finie avec une fenêtre de Kaiser-Bessel. La dérivée est ensuite calculée puis les passages à zéro sont rehaussés par la transformée de Hilbert. Après le seuillage, une recherche de QRS concurrents dans une fenêtre est effectuée. Les QRS sont ensuite choisis en fonction de l'amplitude des points dans l'ECG original et en fonction de l'intervalle RR précédent. Le seuil est calculé à partir de l'échantillon d'amplitude maximum et de la valeur efficace du signal qui représentent respectivement l'amplitude des QRS et l'amplitude du bruit. Après le seuillage, une recherche de QRS concurrents dans une fenêtre est effectuée. Les QRS concurrents sont départagés en fonction de l'amplitude des échantillons dans.

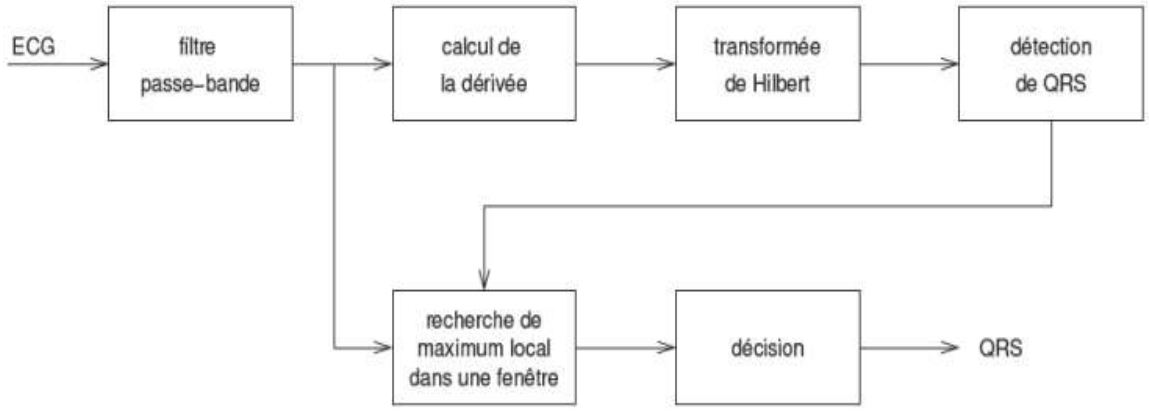


Figure 0.17: Diagramme des étapes de l'algorithme de Benitez et coll.

II.4.A.2 Gritzali :

L'algorithme de détection, développé par Gritzali, a permis de généraliser la plupart des détecteurs de QRS. Celui-ci est basé sur l'analyse de la longueur d'un signal ECG représente par un ou plusieurs canaux. En pratique, pour un seul canal, on choisit une fenêtre temporelle de taille q, à l'intérieur de laquelle on somme toutes les longueurs :

$$\mathbf{L(q,i) = \sum_{i}^{i+q} \left(1 + \left(x(i + retard) - x(i)\right)^2\right)} \qquad \mathbf{(II.3)}$$

Sur n canaux, la fusion est obtenue en calculant la norme des longueurs en chaque point :

$$\mathbf{L(n,q,i)} = \sum_{\mathbf{i}}^{\mathbf{i+q}} \sqrt{\sum_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{n}} \left(\mathbf{1} + \left(\mathbf{x_k(i + retard)} - \mathbf{x_k(i)}\right)^{\mathbf{2}}\right)} \qquad \textbf{(II.4)}$$

La méthode de seuillage proposée n'est pas valide en pratique car elle est destinée uniquement aux données utilisées dans l'expérience originale. Dans notre application, la méthode développée utilise un seuillage du même type que benitez.

II.4.A.3 Algorithme de R Chuey LEE.I- chi chou :

L'apnée du sommeil se caractérise par des pauses dans répétitif débit respiratoire d'au moins 10 secondes qui peuvent se produire jusqu'à 600 fois en une nuit, et affecte également VRC pendant le sommeil. En outre, les apnées sont répétitives s'accompagne d'une variation marquée augmenté dans rythme cardiaque qui est suffisamment solide pour supporter le diagnostic.

Par conséquent, le motif caractéristique de la bradycardie et tachycardie lors de l'apnée du sommeil est important de l'information.

Cette étude vise à algorithme de détection des ondes R l'électrocardiogramme (ECG) de signaux pour les patients atteints l'apnée du sommeil, puis à analyser et à obtenir l'information de la VFC (la fréquence cardiaque et la variabilité), qui peut aider les médecins à diagnostiquer et donner un traitement approprié pour les patients.

Par ailleurs, le dispositif de téléassistance pour les patients atteints d'OSA peut être développé avec une complexité de calcul de la lumière méthode pour la détection des ondes R, l'algorithme proposé peut exécuter dans les micro-contrôleurs pour cet effet.

En règle générale, l'couramment utilisés automatique ECG des techniques de reconnaissance comprend deux parties: classement extraction des caractéristiques, et de forme d'onde et la reconnaissance, l'algorithme de détection des ondes QRS est utilisée comme les caractéristiques techniques d'extraction. L'onde R est la plus exceptionnelle de forme d'onde caractéristique de signaux ECG car il a généralement la valeur maximale ou minimale du QRS d'onde complexe. La détection des ondes R est étroitement liée la discrimination de l'ECG du cycle normal et calcul de la VFC.

La technique de détection des ondes R utilisée dans le présent document est modifiée de façon Chan et de l'onde R de détection algorithme (algorithme MSC). qui combine et modifié à partir de So et Chan et Tompkins algorithmes. Le plus avantageux de le MSC algorithme est

la combinaison d'un filtrage numérique et inverser les techniques de détection d'ondes R à mettre en œuvre en système portatif de surveillance de l'ECG [19].

Cette méthode peut être divisée en 6 étapes comme suite :

1- passe-bande numérique filtrage.
2- calcul de pente du signal.
3- Calcul le seuil de pente.
4- détection apparition d'onde QRS.
5- recherche de lieu d'onde R.
6- mise à jour seuil de pente.

Pour notre étude, nous avions besoin d'une méthode efficace pour détecter les complexes QRS, la méthode de Pan et Tompkins possède ces caractéristiques et sa rapidité d'exécution convient parfaitement pour notre application. Les étapes de cette méthode présentée dans le chapitre suivante.

II.5 Conclusion :

Les étapes de prétraitements du signal ECG sont très importantes pour les étapes futures de segmentation et d'analyse des intervalles. Comme nous l'avons vu, les conditions d'enregistrements bruitent l'ECG. Les différents bruits associés au signal ECG peuvent en altérer plus ou moins l'information clinique, méthode de filtrage pour chaque type de bruit, il est donc important de les traiter.

Par ailleurs, une segmentation préalable du signal ECG autour des ondes d'intérêt, est nécessaire pour appliquer les méthodes d'estimation d'intervalles décrites par la suit

Chapitre III

Classification des signaux ECG

III.1 Introduction :

La reconnaissance et la classification précise de divers types d'arythmies sont essentielles pour le traitement correct du patient cardiaque. Par conséquent, la détection automatique d'arythmie à partir d'un enregistrement électrocardiographique a été un sujet très important. Plusieurs techniques de classification ont été développée dans la littérature, dans ce chapitre on va présenter les notions de base relatives à la classification ainsi quelques techniques de classification.

III.2 La classification :

Après la phase d'extraction des caractéristiques il reste donc que la phase de la classification à l'aide de vecteur de caractéristiques qui est trouvé. Le but principal de la phase de classification est de classer les battements cardiaques automatiquement selon le type d'arythmie. Les méthodes de classification peuvent être supervisées ou non supervisées. Les méthodes supervisées demandent à l'utilisateur une description des classes tandis que celles non supervisées sont indépendantes de l'utilisateur. Elles sont plutôt des méthodes de groupement statistique qui trient les objets selon leurs propriétés et forment des ensembles ayant des caractéristiques similaires. [20]

III.3 Les techniques de classification :

III.3.A) La classification par la logique floue :

La logique floue fut développée par Lotfi A. Zadeh en 1965 à partir de sa théorie des sous ensemble flous, la logique floue appelée aussi « logique linguistique» car ses valeurs de vérité sont des mots de langage courant : « plutôt vrai, presque faux, loin, si loin, pré de, grand, petit…etc. », conduit à ce qu'on appelle la logique floue. En fournissons une base pour un raisonnement approximatif, c'est-à-dire un mode de raisonnement qui n'est ni exacte ni très inexacte, l'approche de la logique floue permet l'introduction du concept de degré d'appartenance, qui détermine les « forces » avec lesquelles un individu appartient aux différentes classes. Cela repose sur le fait que le concept flou ne cherche pas un point de rupture qui décide de l'appartenance d'un individu à une classe, mais qu'elle raisonne plutôt sur la base d'un intervalle de valeurs.

III.3.A.1 Représentation d'un ensemble flou :

L'approche par la logique floue permet l'introduction du concept de degré d'appartenance, qui détermine les « forces » avec lesquelles un individu appartient aux différentes classes. Cela repose sur le fait que le concept flou ne cherche pas un point de rupture qui décide de l'appartenance d'un individu à une classe, mais qu'elle raisonne plutôt sur la base d'un intervalle de valeurs [20].

Le problème de diagnostic médical peut être formulé comme suit:

Soit C = {C_1 ; C_2 ; …; C_M} un ensemble de M diagnostics possibles dans le contexte d'un certain problème médical. C peut être un ensemble d'anomalies du cœur, des types de tissus dans une Image par Résonance Magnétique (IRM) du cerveau ou des types de cellules sanguines, etc. Soit x une description d'un objet (par exemple, un patient, un morceau de tissu cérébral, une cellule, etc.) sous forme d'un vecteur de réels de Q éléments :

x = [p_1 ; p_2 ; … ; p_Q] $\in \Re^Q$. Les composantes du vecteur x encodent des paramètres tels que des mesures cliniques, des détails physionomiques d'un patient, des résultats de tests, des paramètres d'imagerie tel que l'intensité du niveau de gris, l'aspect circulaire d'une cellule, des électrocardiogrammes, etc.

Un classificateur flou est toute application :

$$\mathbf{D = R^Q \rightarrow [0,1]^M} \qquad \textbf{(III.1)}$$

Le résultat de la classification est alors donné par :

$$\mathbf{D(x) = [\mu_1(x); \cdots \mu_M(x)]} \qquad \textbf{(III.2)}$$

Où $\boldsymbol{\mu_i(x)}$ représente le degré d'appartenance de x à la classe $\mathbf{C_i}$ (figure III.1)

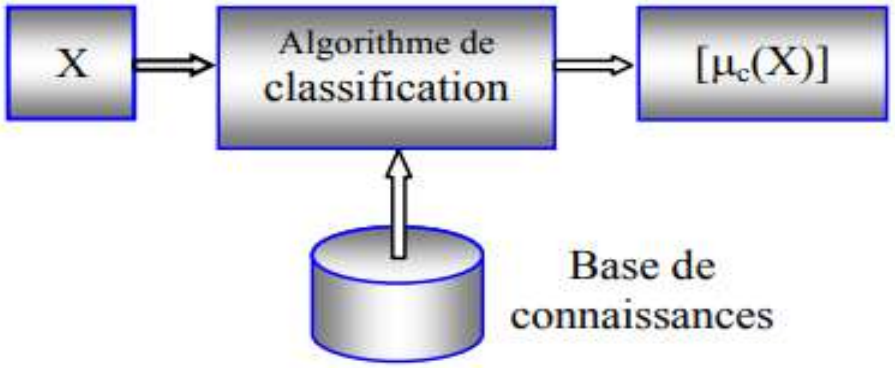


Figure 0.1: Schéma synoptique d'un classificateur flou supervisé

III.3.B) La Classification par la machine à vecteur de support (SVM) :

III.3.B.1 Définition :

La machine à vecteur de support (SVM) est un algorithme d'apprentissage supervisé capable d'effectuer une classification et une régression. Le SVM est généralement utilisé par les taches de classification, il est utilisé pour trouver un hyperplan de séparation optimal, qui génère une marge maximale entre deux catégories de données. Pour construire un OSH, SVM mappe des données dans un espace d'entités de dimension supérieure. SVM effectue ce mappage non linéaire à l'aide d'une fonction de noyau. Ensuite, SVM construit un OSH linéaire entre deux catégories de données dans l'espace d'entité supérieure. Les vecteurs de données qui sont les plus proche de la SST dans l'espace de fonctionnalité supérieure sont appelés vecteur de support (SV) et contiennent toutes les informations requises pour la classification.

III.3.B.2 Principe et fonctionnement général de SVM :

Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan [21].

La figure suivante représente un exemple d'un hyperplan qui sépare deux ensembles de point.

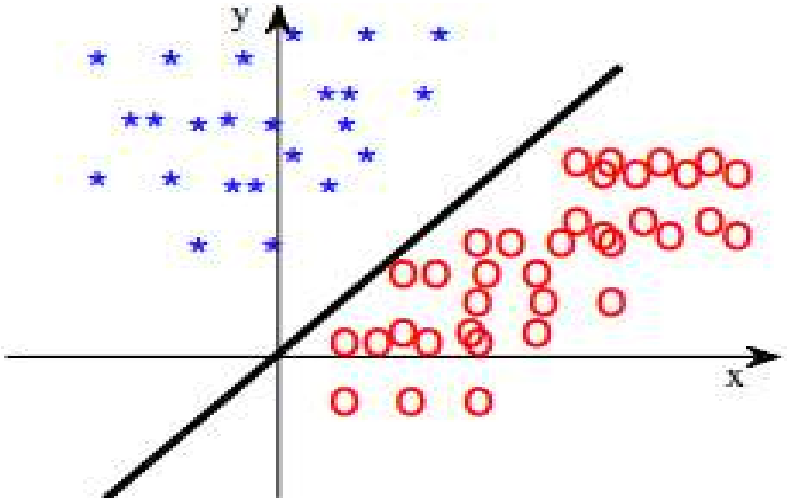


Figure 0.2: Exemple d'un hyperplan séparateur

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support.

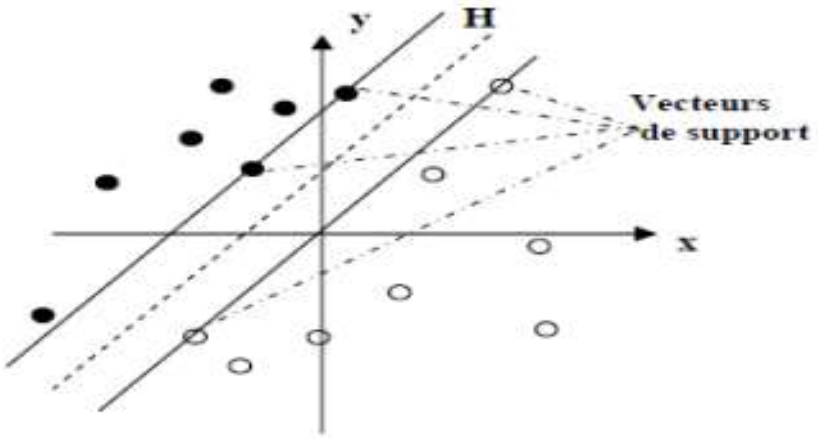


Figure0.3: Exemple de vecteurs de support

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr » [22].

En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan

séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge [22].

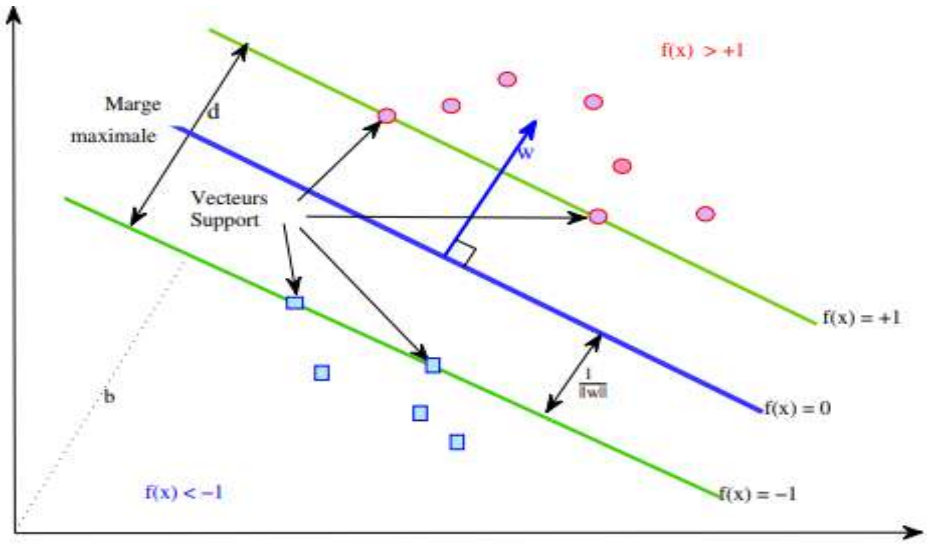


Figure 0.4: Exemple de marge maximal

Les bases des machines à vecteurs de support et leur fonctionnement sont mieux compris avec un exemple simple : Soit un nuage de points de natures différentes (points rouges, points bleus), l'objectif recherché est de trouver une frontière de décision (hyperplan séparateur), qui puisse séparer le nuage de points en deux régions en commettant un minimum d'erreurs, c'est à-dire (trouver l'hyperplan optimal), montre qu'il existe en effet plusieurs hyperplans séparateurs dont les performances en apprentissage sont identiques (le risque empirique est le même), mais dont les performances en généralisation peuvent être très différentes pour résoudre ce problème[22].

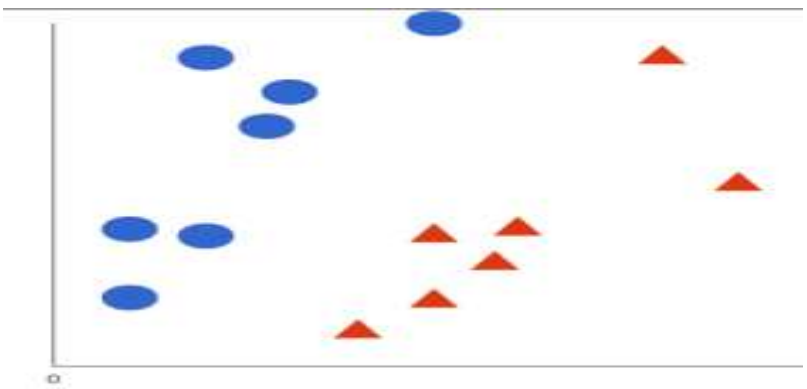


Figure 0.5: classification par SVM.

Une machine à vecteurs de support prend ces points de données et sort l'hyperplan (qui en deux dimensions c'est simplement une ligne) qui sépare le mieux les balises. Cette ligne est la

frontière de décision ça veut dire que tout ce qui tombe d'un côté, nous classerons en bleu, et tout ce qui tombe de l'autre en rouge.

III.3.C) La Classification par les réseaux de neurones artificiels (RNA) :

III.3.C.1 Définition :

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. [23]

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connexions entre les neurones, une cinquantaine de types peuvent être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de rosemblat, les réseaux de Hopfield, etc. Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches:

• **Couche d'entrée**: les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

• **Couches cachées :** chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectuent la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

• **Couche de sortie:** elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [24].

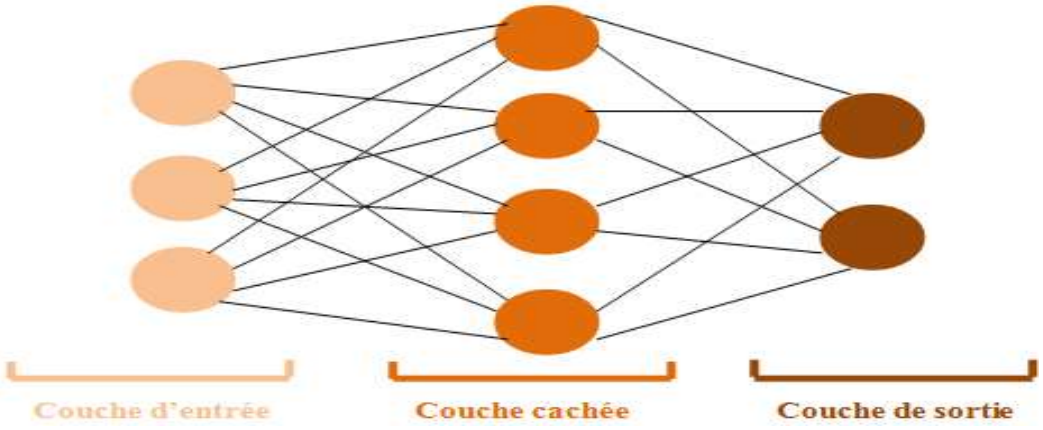


Figure 0.6: Diagramme du Réseau de neurones.

III.3.C.2 Neurone biologique :

Le cerveau humain possède deux hémisphères latéraux reliés par le corps calleux et d'autres ponts axonaux, il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont100 milliards sont des neurones constitués en réseaux.

Le neurone biologique (figureIII. 7) est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Cesaxones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble.

Ils conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie [24].

Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables en 4 parties principales (figureIII.7). Les dendrites, sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique : c'est par les dendrites que se fait la réception des signaux. Le corps de la cellule ou noyau, c'est l'unité de traitement. L'axone est la partie où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule. Enfin, à la sortie du neurone on trouve les synapses, par lesquelles la cellule communique avec d'autres neurones, ce sont des points de connexion par où passent les signaux de la cellule.

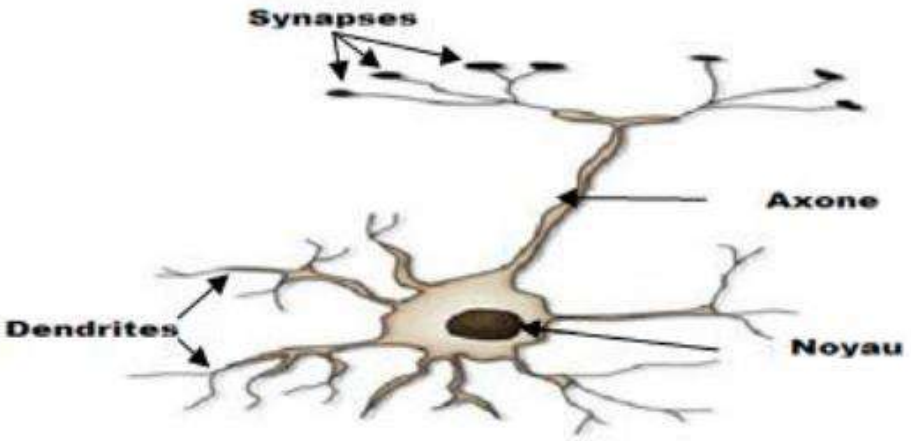


Figure 0.7 : Neurone biologique

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action, à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule. Au point de contact entre neurones, les synapses, ces impulsions sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil d'activation, le neurone engendre un potentiel d'action, pendant une durée de 1ms. Le neurone émettant le signal est appelé le neurone pré-synaptique et celui recevant ce signal, neurone post-synaptique.

III.3.C.3 Neurone formel :[1]

Un RNA est un assemblage d'éléments de structure identique appelés cellules (ou neurones) interconnectées à l'instar des cellules du système nerveux des vertébrés. Chaque point de connexion (appelé coefficient ou poids) entre deux cellules joue le rôle d'une synapse, l'élément principal d'interaction entre les neurones. Ces connexions ou poids synaptiques ont un rôle primordial dans le fonctionnement parallèle et adaptatif des neurones d'où la notion de réseaux connexionnistes. La représentation mathématique du neurone est introduite par McCulloch et Pitts (1943). Le neurone formel est considéré comme étant la pierre angulaire de la structure des RNA et comprennent cinq éléments importants :

• **Les entrées** : les valeurs, considérées comme entrées du réseau, sont généralement normalisées.

• **Les poids et le biais :** Les poids W_{k0}, W_{k1}…W_{km} sont des valeurs reliant les neurones de deux couches différentes ou ceux de la même couche (selon le mode de connectivité). Le biais est représenté par x_0 .

• **La fonction de sommation (**combinaison**)**

$$\mathbf{y = \sum_{i=0}^{m} x_i w_{ki} + x_0} \qquad \textbf{(III.3)}$$

• **La fonction de transfert (d'activation)**

• **La sortie** : le résultat obtenu Y.

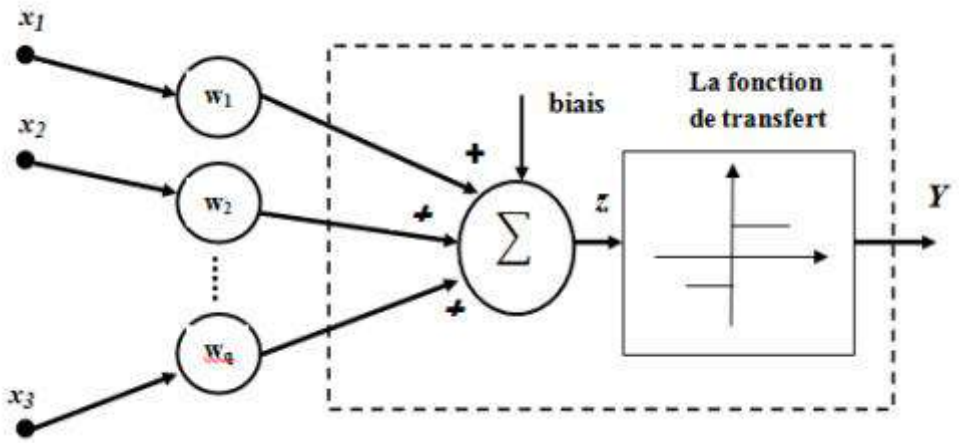


Figure 0.8 : Neurone formel.

III.3.C.4 Fonction d'activation : [25], [1]

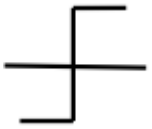
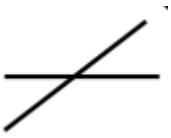
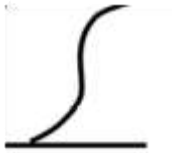
La fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) sert à introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. Les fonctions de seuillage présentent généralement trois intervalles :

✓ En dessous du seuil, le neurone est non actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0 ou-1)

✓ Aux alentours du seuil, une phase de transition.

✓ Au-dessus du seuil, le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1) dans sa première version, le neurone formel était implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi, le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations, comme les fonctions énumérées dans le (tableauIII .1).

Tableau 0-1 Différentes fonctions d'activations utilisées dans les RNA.

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	graphe	Nom MATALB
Seuil	$y = 0\ si\ s < 0$ $y = 1\ si\ s \geq 0$		Hardlim
Seuil symétrique	$y = -1\ si\ s < 0$ $y = 1\ si\ s \geq 0$		Hardlims
Linéaire	$y = s$		Purelin
Linéaire saturée	$y = 0si\ s \leq 0$ $y = s\ si\ 0 \leq s \leq 1$ $y = 1\ si\ s \geq 1$		Satlin
Linéaire saturée symétrique	$y = -1\ si\ s < -1$ $y = s\ si\ -1 \leq s \leq 1$ $y = 1\ si\ s > 1$		Satlins
Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + exp^{-s}}$		Logsig
Tangente hyperbolique	$y = \frac{e^{s} - e^{-s}}{e^{s} + e^{-s}}$		Tansig

III.3.C.5 Architecture des réseaux de neurones :

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Autrement dit, il s'agit de la façon dont ils ordonnaient et connectés. La majorité des réseaux de neurones utilise le même type de neurones. Quelques architectures plus rares se basent sur des neurones dédiés. L'architecture d'un réseau de neurones dépend de la tâche à apprendre. Un réseau de neurones est en général composé de plusieurs couches de neurones, des entrées jusqu'aux sorties. On distingue deux grands types d'architectures de réseaux de neurones :

- Les réseaux de neurones non bouclés.
- Les réseaux de neurones bouclés.[23]

III.3.C.5.i : **Les réseaux de neurones non bouclés :**

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux, l'information circulante des entrées vers les sorties sans « retour en arrière »; si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes des « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Le terme de "connexions" est une métaphore : dans la très grande majorité des applications, les réseaux de neurones sont des formules algébriques dont les valeurs numériques sont calculées par des programmes d'ordinateurs, non des objets physiques (circuits électroniques spécialisés) ; néanmoins, le terme de connexion, issu des origines biologiques des réseaux de neurones, est passé dans l'usage, car il est commode quoique trompeur. Il a même donné naissance au terme du connexionnisme [25].

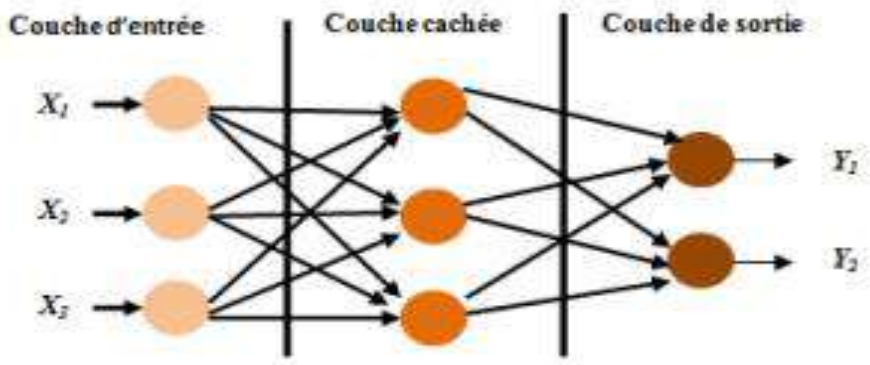


Figure III.0.9: Les réseaux de neurones non bouclés.

∗ ***Réseaux de neurones monocouches :***

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids (figureIII.10) [26].

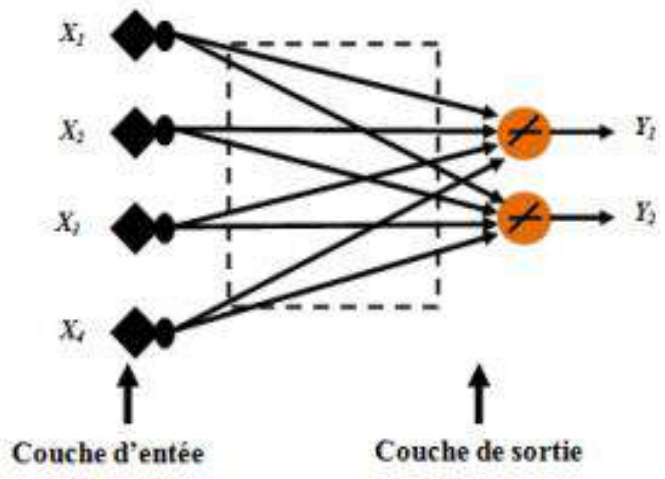


Figure 0.10 : Schéma d'un réseau de neurones monocouche.

∗ ***Réseaux de neurones multicouches : [25][26]***

Les neurones sont arrangés par couches. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avalent. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurones d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées. La figure. 11 représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, deux couches de neurones cachés et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée Perceptron multicouche.

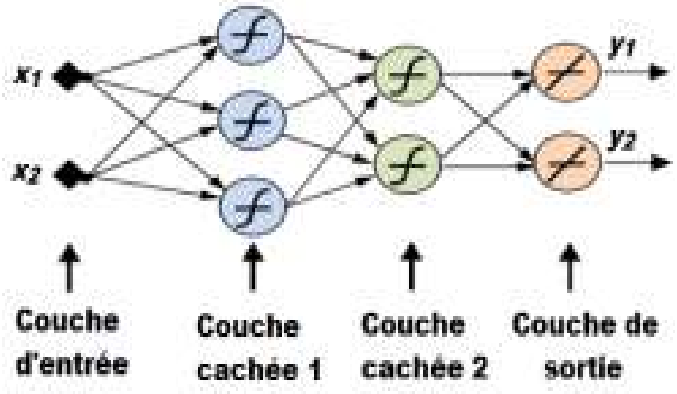


Figure 0.11: Schéma d'un réseau de neurones Perceptron multicouches.

On note aussi que les réseaux multicouches sont beaucoup plus puissants que les réseaux simples à une seule couche. En utilisant deux couches (une couche cachée et une couche de sortie), à condition d'employer une fonction d'activation sigmoïde sur la couche cachée, on peut entraîner un réseau à produire une approximation de la plupart des fonctions, avec une précision arbitraire (cela peut cependant requérir un grand nombre de neurones sur la couche cachée). Saufs dans des rares cas, les réseaux de neurones artificiels exploitent deux ou trois couches.

∗ ***Réseaux de neurones à connexions locales :***

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avalent. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique (figureIII.12).

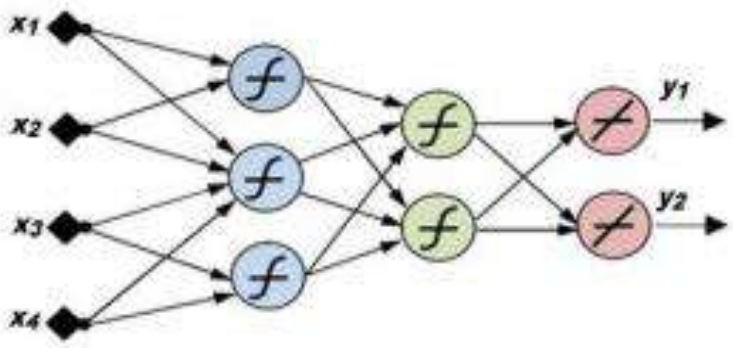


Figure 0.12: Schéma d'un réseau de neurones à connexions locales.

III.3.C.5.ii : **Les réseaux de neurones bouclés :**

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties. Pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à toute boucle soit associé un retard : un réseau de neurones bouclé est donc un système dynamique, régi par des équations différentielles ; comme l'immense majorité des applications sont réalisées par des programmes d'ordinateurs, on se place dans le cadre des systèmes à temps discret, où les équations différentielles sont remplacées par des équations aux différences. Il s'agit donc des réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network or récurrent network), (FigureIII. 13).

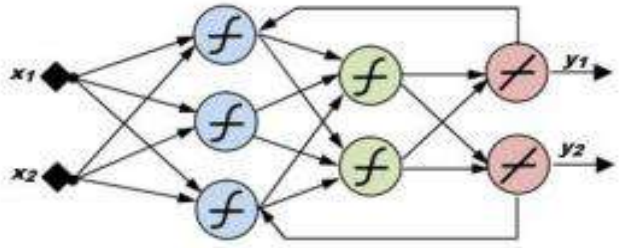


Figure 0.13: Schéma de réseau de neurones bouclé.

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions. La forme la plus générale des équations régissant un réseau de neurones bouclé est appelée

Forme canonique :

$$\mathbf{x(k+1) = \varphi[x(k), u(k)]} \qquad \textbf{(III.4)}$$

$$\boldsymbol{y(k) = \Psi[x(k), u(k)]} \qquad \textbf{(III.5)}$$

Ou φ et Ψ sont des fonctions non linéaires réalisées par un réseau de neurones non bouclé (mais pas obligatoirement, un perceptron multicouche), et ou k désigne le temps (discret). La forme canonique est représentée sur la figureIII.14. Tout réseau de neurones, aussi compliqué soit-il, peut être mis sous cette forme canonique, de manière complètement automatique [27].

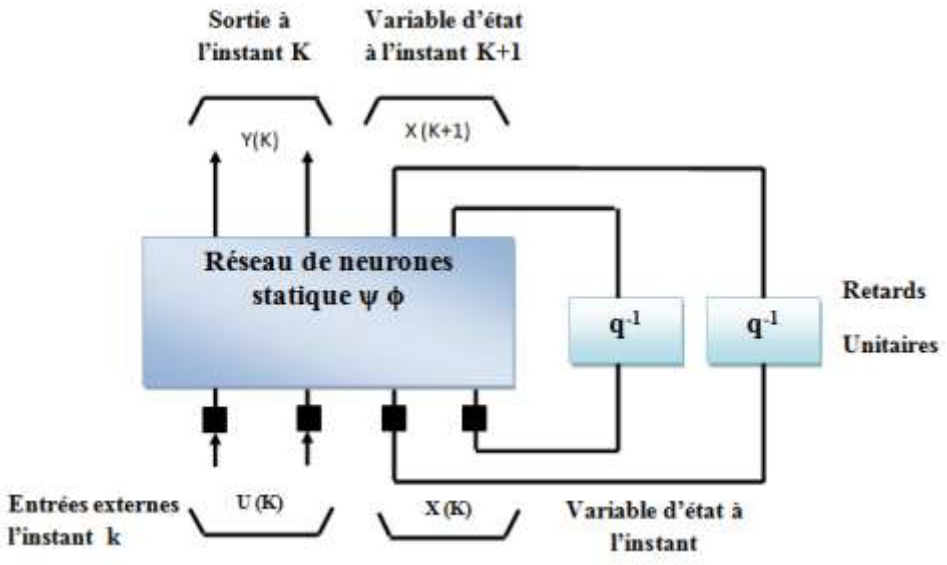


Figure 0.14 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.

III.3.C.6 Apprentissage :

Si le neurone est considéré comme étant la pierre angulaire du réseau de neurones artificiels, l'apprentissage peut être défini comme le processus le plus important pour la construction d'une structure performante du réseau de neurones en se déroulant sur l'adaptation des poids. Pour cela, il existe deux méthodes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et non supervisé. Les deux méthodes précédentes, fournissent au réseau neuronal une base d'apprentissage qui représente les données sur lesquelles le réseau peut apprendre et réaliser la phase d'apprentissage [25].

III.3.C.6.i : **Apprentissage non supervisé :**

Que signifie le fait de former un réseau de neurones sans supervision ? Comme indiqué précédemment, le réseau de neurones est muni d'une base d'apprentissage, qui est une collection de valeurs d'entrée bien définies. Le réseau de neurones non supervisé n'est pas muni de données attendues ou sorties anticipées. L'apprentissage non supervisé est généralement utilisé pour entraîner les réseaux de neurones utilisés pour la classification et le data mining [1].

La figure suivante résume la méthode d'apprentissage non supervisé.

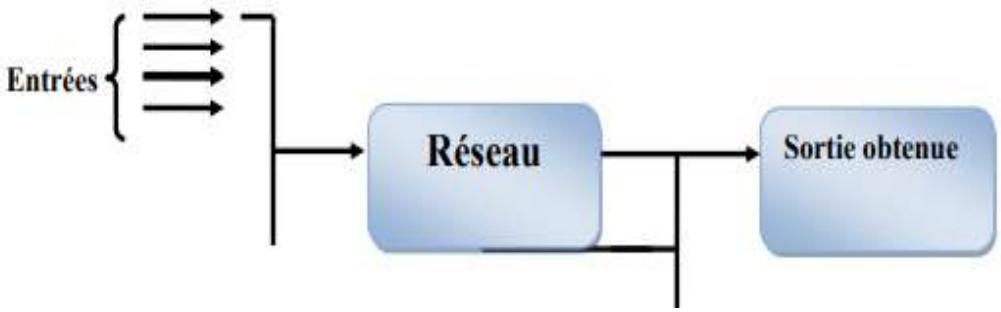


Figure 0.15: Apprentissage non supervisé.

III.3.C.6.ii : **Apprentissage supervisé :**

La méthode d'apprentissage supervisée est similaire à la méthode d'apprentissage non supervisé, dans laquelle les ensembles d'apprentissage sont fournis. Tout comme avec l'apprentissage non supervisé, les ensembles d'apprentissage spécifient les signaux d'entrée pour le réseau neuronal. La principale différence est que dans l'apprentissage supervisé, les résultats attendus sont fournis.

L'apprentissage supervisé est basé sur la comparaison directe entre l'entrée actuelle du RNA et la sortie désirée correcte, aussi connue comme la sortie cible. Il est souvent formulé comme la minimisation d'une fonction d'erreur comme l'erreur quadratique moyenne totale entre l'entrée actuelle et la sortie désirée additionnée à toutes les données disponibles. Une descente de gradient, basée sur l'algorithme d'optimisation telle que la rétro-propagation, peut alors être utilisée pour ajuster itérativement les connexions des poids dans le RNA afin de minimiser l'erreur [23].

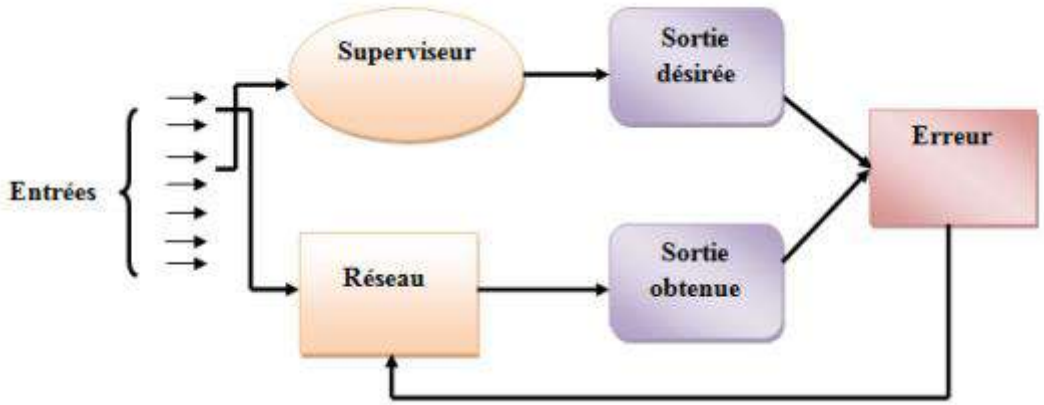


Figure 0.16: Apprentissage supervisé.

III.3.C.6.iii : **Règles d'apprentissage :**

L'apprentissage est une procédure adaptative par laquelle les connexions (ou synapses) des neurones sont ajustés face à une source d'information. Il existe au moins 23 types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupés en trois catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, sont renforcées. Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision. Dans tous les cas, la procédure adaptative de mise à jour des poids obéit essentiellement à un objectif : la recherche analytique du minimum de la fonction de coût (ou fonction d'erreur) dans un espace multidimensionnel. Il existe deux techniques de recherche du minimum de la fonction d'erreur : la première est une technique de recherche du minimal local basé sur la méthode du gradient décroissant ; la seconde est une recherche du minimum global fondée sur des approches statistiques ou génétiques [26].

III.3.C.1 Applications des réseaux de neurones artificiels :

Les RNA sont considérés comme une nouvelle approche de traitement de l'information par apprentissage de cette information et la rend disponible à l'utilisation afin de résoudre un tel problème. Il existe de nombreux problèmes qui peuvent être résolus par un réseau de neurones. Toutefois, les réseaux de neurones sont généralement utilisés pour traiter des types particuliers de problèmes. Les quatre types de problèmes qui sont souvent résolus par les réseaux de neurones sont les suivants :

III.3.C.1.i : **Classification :**

La classification est le processus de classement des entrées en groupes. Par exemple, une compagnie d'assurance peut vouloir classer les demandes d'assurance dans les différentes catégories de risques, ou une organisation en ligne peut vouloir de son système de messagerie de classer le courrier entrant dans des groupes de messages spam et non-spam[28].

III.3.C.1.ii : **Prédiction :**

La prédiction est une autre application des réseaux neuraux. Étant donné une série temporelle de données d'entrée, un réseau de neurones peut prédire les valeurs futures. La précision de la prédiction dépend de nombreux facteurs, tels que la quantité et la pertinence des données d'entrée. Par exemple, les réseaux de neurones sont généralement appliqués à des problèmes de prédiction de l'évolution des marchés financiers [28].

III.3.C.1.iii : **Reconnaissance des formes (pattern recognition) :**

Reconnaissance des formes est l'une des utilisations les plus courantes des réseaux neuraux. Pattern recognition est une forme de classification et est tout simplement la capacité de reconnaître un motif. Le modèle doit être reconnu même s'il n'est pas clair. Exemple : la reconnaissance des visages [29].

III.3.C.1.iv : **Optimisation :**

Une autre application des réseaux de neurones est l'optimisation qui peut être appliquée à de nombreux problèmes pour lesquels une solution est recherchée. Le réseau de neurones peut ne pas toujours trouver la solution optimale mais il cherche à trouver une solution acceptable. Les RNA sont utilisés dans le domaine des sciences cognitives où l'on cherche à développer des modèles capables de manifester des capacités d'apprentissage et d'adaptation à leur environnement (Blayo et Verleysen 1996). Les deux concepts de base à l'origine des différents types de modèles neuronaux sont l'architecture et l'apprentissage [23].

III.4 Évaluer le réseau d'entrainement :

III.4.A) Analyse résulta d'entraînement :

En calcule de la précision finale du réseau sur l'ensemble d'apprentissage (sans augmentation des données) et l'ensemble de validation. Le réseau est très précis sur cet ensemble de données. Cependant, les données d'entrainement de validation et de test ont toutes des distributions similaires qui ne reflètent pas nécessairement des environnements réels. Maintenant nous avons obtenu notre modèle final. Puisque nous comptons tirer le maximum de notre réseau, nous prévoyons de laisser durer l'apprentissage très longtemps et faire une sauvegarde des paramètres à chaque époque jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucune amélioration de performance sur l'ensemble de test, puis restaurer le modèle à son état où il a offert la meilleure performance. Comme l'apprentissage va durer longtemps, on peut se permettre de baisser les probabilités du dropout afin d'augmenter la capacité de généralisation du réseau.

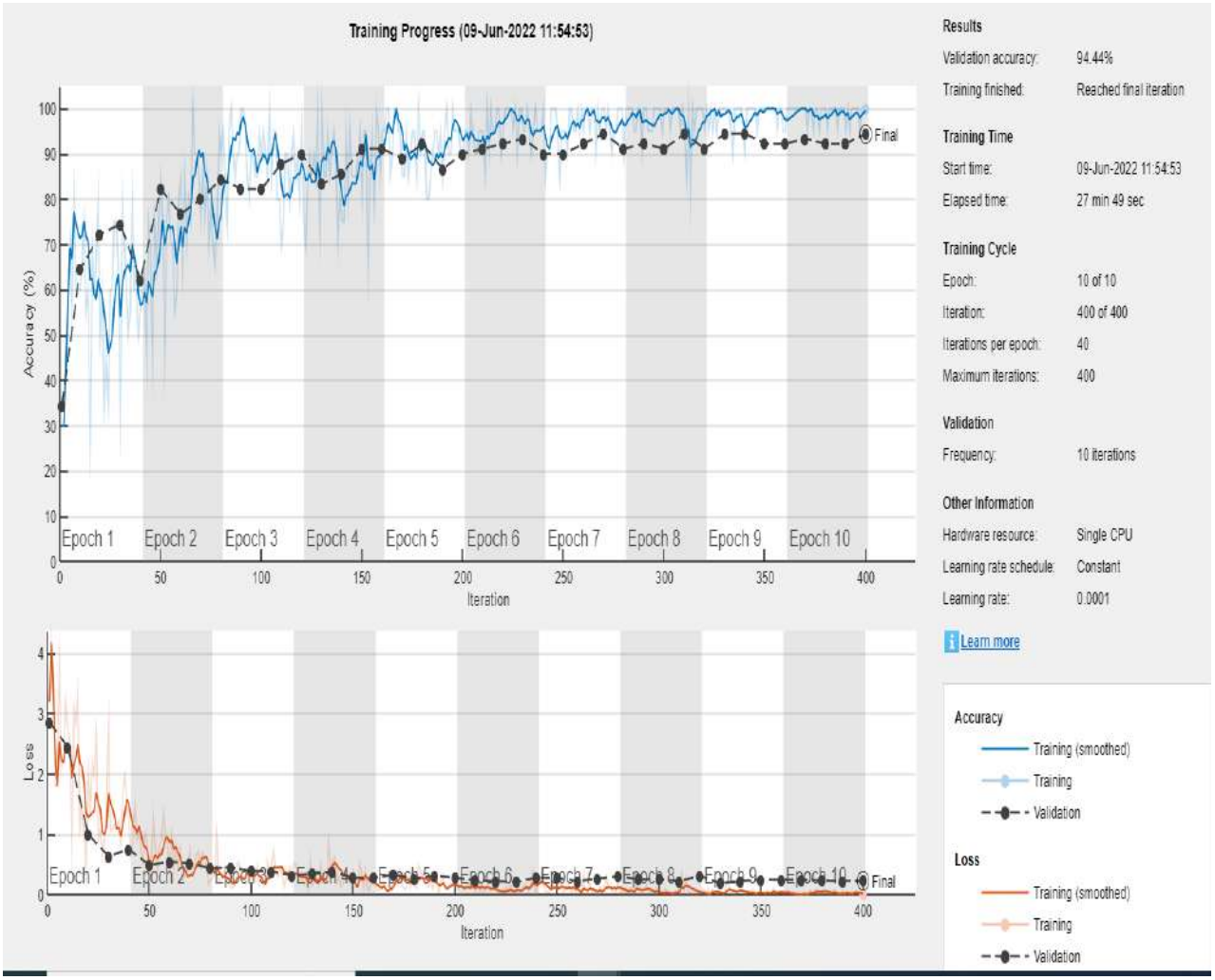


Figure 0.17: graph de Progress d'entraînement

III.4.B) Matrices de confusion :

A partir des résultats escomptés et des prédictions, la matrice indique le nombre de prédictions correctes pour chaque classe et le nombre de prédictions incorrectes pour chaque classe organisée en fonction de la classe prédite. Chaque ligne du tableau correspond à une classe prédite, et chaque colonne correspond à une classe réelle. Cette matrice permet de comprendre de quelle façon le modèle de classification est confus lorsqu'il effectue des prédictions. Ceci permet non seulement de savoir quelles sont les erreurs commises, mais surtout le type d'erreurs commises. Les utilisateurs peuvent les analyser pour déterminer quels résultats indiquent comment les erreurs sont commises.

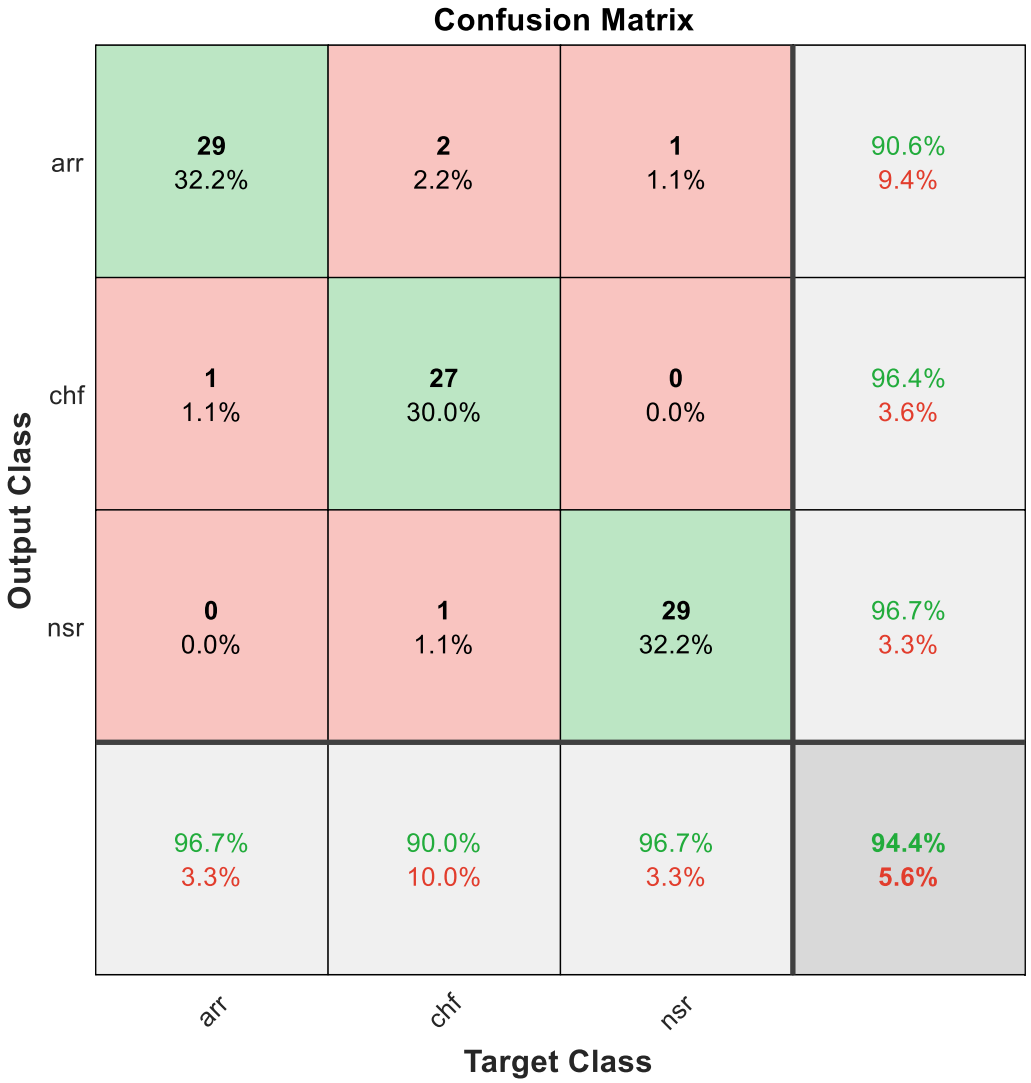


Figure 0.18:matrice de confusion

III.5 Conclusion :

Ce chapitre é été consacré à la présentation des notions de base relatives à la classification ainsi quelques techniques de classification à savoir : la logique floue, l'SVM et les réseaux de neurones artificiels. Dans le chapitre suivant on essayer de développer un système expert pour le diagnostic des maladies cardiaques à base de la technique d'extraction des caractéristiques nommée Pan et Tompkins et les réseaux de neurones artificiels.

Conclusion générale :

Ce travail est consacré à la morphologie du cœur et la fonction de chaque partie de cet organe qui avec ses contractions et décontractions constituent une activité électrique par la libération de tension, cette activité est traduite par l'électrocardiogramme.

Ainsi à travers, Une partie de ce projet consiste une segmentation préalable du signal ECG autour des ondes d'intérêt, est nécessaire pour appliquer les méthodes d'estimation d'intervalles décrites par la suite.

Enfin, la présentation des notions de base relatives à la classification ainsi quelques techniques de classification à savoir : la logique floue, l'SVM et les réseaux de neurones artificiels. Dans le chapitre suivant on essayer de développer un système expert pour le diagnostic des maladies cardiaques à base de la technique d'extraction des caractéristiques nommée Pan et Tompkins et les réseaux de neurones artificiels.

Bibliographie

[01] : MESSIOUD Mohammed Lakhdar," Classification des signaux ECG en utilisant les réseaux de neurones", Master, instrumentation, Université 8Mai 1945,Guelma juillet 2019.

[02] : BENSAFIA Kahina, " Télésurveillance : Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie (ECG) ", Magister, Electronique, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU.

[03] : Meddour Cherif," Acquisition, traitement et analyse d'un signal cardiaque " magister, instrumentation, université houari Boumediene, juillet 2010.

[04] : MAROUF Nour El Houda et MAHAMDAOUI Djamila," étude et réalisation d'un système pour la détection des signaux ECG et PCG", MASTER, GENIE BIOMEDICAL, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, Juin 2018.

[05] : Mohamed Lamine TALBI," ANALYSE ET TRAITEMENT DU SIGNAL ÉLECTROCARDIOGRAPHIQUE (ECG)", Doctorat, Sciences, UNIVERSITÉ MENTOURI DE CONSTANTINE, 2011.

[06] : BOUTI Lembarek,"Etude et réalisation d'un système de télésurveillance médicale d'ECG par voie GSM/GPRS ", MASTER, Electronique, des Systèmes Embarqués, Université Mohamed Khider de Biskra 2008.

[07] : Amar Hodni,"analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents ", Université Mentouri, Constantine, 2009

[08] : I. ZARROUKI et S. MEGHRAOUI LABBADI « la télé-expertise mobile entre les acteurs médicaux », Master aux signaux et image en médecine, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie, Juin 2013.

[09] : Rémi DUBOIS « Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie » THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ PARIS 6 2004.

[10] : www.fedecandio.org/Je.m-informe/lecoeur/l'activité-électrique-du-coeur.

[11] : BENALI Radhwane « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques » ELECTRONIQUE BIOMEDICALE, Université Abou BEKR BELKAID 2013

[12] : Portet, F. « Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques » Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1. 2005

[13] : Tchiotsop, D. « Modélisations polynomiales des signaux ECG. Applications à la compression » Thèse de Doctorat, Institut Polytechnique de Lorraine, université de Nancy, 2007.

Bibliographie

[14] : R. MERZOUGUI, « CONCEPTION ET DÉVELOPPEMENT D‟APPLICATIONS ET SERVICES DÉDIÉS À LA SANTÉ SUR DES TERMINAUX MOBILES », Doctorat en télécommunication, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie, juillet 2011.

[15] : www.santemagazine.fr/maladie-arythmie-cardiaque-51.html

[16] : www.sante-medeccine.commentcamarche.net/faq/5539-arythmie-cardiaque-symptomes

[17] : http://www.zpag.net/Soudure/1951/Les_Electrodes.htm.

[18] : SABRI FATNA, "Acquisition et Traitement signal ECG", p56, MASTER Académique, Systèmes de Télécommunications, Université Ziane Achour de Djelfa, Juillet 2019.

[19] : R. Lee, I-Chi Chou, Chien-Chih Lai, Ming-Hsiu Liu and Ming-Jang Chiu, «A novel QRS détection algorithme applied to the analysis for hear rate variability of patients with sleep apnea», Institute of Computer and Communication Engineering, Department of Neurology, National Taiwan University Hospital, Taipei, Taiwan, pp. 44-48, Vol. 17, No. 5, October 2005.

[20] : Ali MESSAOUD, Mohamed BEN MESSAOUD, Abdennaceur KACHOURI et Faïçal SELLAMI, Classification des arythmies cardiaques par logique floue à partir de signaux ECG, Tunisie, 2005

[21] : Zahia Zidelmal, Reconnaissance d'arythmies cardiaques par support Vector Machine(SVMs), Doctorat, TIZIOUZOU, 2012.

[22] : M. ZAIZ Faouzi, Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes, magister, BISKRA ,2010.

[23] : Ramla Halimi, Yamina Hammouya, classification d'un signal ECG par RNA(RBF), master, Ouargla, 2019.

[24] : Melle. Nadia KRICHANE et Melle. Samira TAZEBOUDJT. Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste. MASTER .TIZI-OUZOU. 2015.

[25] : Naima IFREK, Lahna BOUSSAID, Etude et application du réseau ELM (Extreme Learning Machine) pour la classification de donnes, master, Tizi-Ouzou, 2017

[26] : Mr.belgacem.Amar, Classification des signaux ECG avec un système-multi-agent neuronale, Magister, TELMCEN, 2012.

[27] : Lotfi Baghli" Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques", Doctorat en Génie Electrique, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 1999.

[28] : G.DREYFUS---LES R2SEAUX DE NEURONNES, Paris, 1998.

[29] G. Dreyfus et al. Eyrolles, Réseaux de neurones : méthodologie et application, 2002.