

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Saad Dahlab Blida



Faculté d'Electronique

Mémoire de Projet de Fin d'Etudes Master II en Electronique

Option : Micro système et conception de circuits

THEME

Système de détection automatique des anomalies cardiaques par réseaux neurones

Proposé et dirigé par :

M^{me}.Naceur

M^{me}.Kaoula

Présenté par :

M. BOUDJEDJOU Abdellatif

M.TOUALBIA Zinedine Fatah

Promotion: 2013-2014

Remerciements

Nous tenons d'abord à remercier notre Dieu le tout puissant, de nous avoir donné le courage et la patience de mener à bien notre projet.

Nos remerciements et nos profondes gratitude à notre promotrice Mme NACEUR et Mme KAOULA d'avoir accepté de diriger ce travail.

Nous adressons nos remerciements au Dr.BEN WADAH pour l'aide qu'il nous a contribué.

Un très grand merci aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font de juger notre travail.

Enfin, nous exprimerons nos profonds remerciements à toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire

Sommaire

Introduction général.....	3
<u>Chapitre I Signal ECG et anomalies cardiaques.....</u>	5
I .1 Introduction	5
I .2 Le cœur.....	5
I .2.1 Anatomie et activité musculaire du cœur.....	5
I .2.2 Activité électrique du cœur.....	6
I .3 L'électrocardiographie.....	7
I .3.1 Définition	7
I .3.2 Historique.....	8
I .3.3 Enregistrement de l'électrocardiogramme et dérivations.....	9
I .3.4 L'ECG d'Holter.....	11
I .3.5 Analyse de l'ECG	12
I .3.5.1 Ondes et intervalles de l'ECG	12
I .3.5.2 La fréquence cardiaque	13
I .3.5.3 A quoi sert l'électrocardiogramme.....	14
I .4. Conclusion.....	14
<u>Chapitre II prétraitement du signal ECG.....</u>	15
II.1 Introduction.....	15
II.2 Traitement du signal ECG.....	15
II.2 Traitement du signal ECG.....	15
II.4 Suppression des variations de la ligne de base.....	16
II.5 Découpage du signal ECG.....	16
II.5.1 Détection du complexe QRS.....	17
II.5.2 Algorithme de PAN et TOMPOKIN.....	17
II.6 Extraction des segments RR.....	20

Sommaire

II.7 Détection de l'onde T.....	21
II.7.1 Difficultés de la détection de l'onde T.....	21
II.7.2 Enoncé de la méthode de détection.....	22
II.8 Conclusion.....	23
<u>Chapitre III : modélisations et réseau de neurones</u>	24
III.1 Introduction.....	24
III .2 Le neurone biologique.....	24
<u>III .2.1</u> Le corps cellulaire.....	24
<u>III .2.3</u> L'axone.....	24
<u>III .2.2</u> Les dendrites.....	24
III .3 Le neurone artificiel.....	25
III .3.1 Définition	25
III .3.2 Fonction d'activation.....	26
III. 4 Les réseaux de neurones.....	27
III.4.1 Définition.....	27
III .4.2 Apprentissage.....	27
III .4.2.1 Définition.....	27
<u>III .4.2.2</u> Types <u>d'apprentissage</u>	28
<u>III .4.2.3</u> Règles d'apprentissage.....	28
<u>III.4.3</u> Types des réseaux de neurones.....	29
III .4.3.1 Les réseaux FEEDBACK.....	29
III.4.3.2 Les réseaux FEEDFORWARD.....	30
III.5 La modélisation.....	32
III .5.1 Construction de la bibliothèque B.....	32
III .5.2 Principe de l'algorithme.....	33
III 5.3 Différentes étapes de l'algorithme.....	33
III .6 La classification.....	35

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Supprimé[Zinedine Fatah Toualbia]: 2.1

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Supprimé[Zinedine Fatah Toualbia]: :

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Supprimé[Zinedine Fatah Toualbia]: 2.2

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 12 pt

Supprimé[Zinedine Fatah Toualbia]: d'apprentissage

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 12 pt

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Supprimé[Zinedine Fatah Toualbia]:

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: Gras,
(Sémitique)Arabe(Algérie)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Police: 14 pt

Sommaire

III. 6.1 Classification non supervisée.....	36
III. 6.2 Classification supervisée.....	36
III.7 Conclusion.....	39
<u>Chapitre IV Interprétation des résultats</u>	40
IV.1 Acquisition des signaux ECG.....	40
IV.2 Prétraitement des signaux.....	41
IV.2.1 Elimination des variations de la ligne de base.....	41
IV.2.2 Découpage de l'ECG en battement.....	44
IV.2.3 Détection des pics R.....	44
IV.2.4 Extraction des segments RR.....	45
IV.2.5 Détection de l'onde T.....	45
IV.2.6 Découpage du signal.....	46
IV.3 Extraction des paramètres par modélisation.....	47
IV.4 APPRENTISSAGE ET RECONNAISSANCE.....	50
IV.4.1 L'apprentissage.....	50
IV.4.2 La reconnaissance.....	51
Conclusion général.....	52
Références Bibliographique.....	53

Résumé :

L'enregistrement Holter (enregistrement électrocardiographique de 24 heures) est un examen fréquemment utilisé en cardiologie. Parmi les 100 000 battements enregistrés, seul un petit nombre d'entre eux peut traduire la présence d'une anomalie, l'analyse automatique de cet enregistrement est donc indispensable. Cette analyse est l'objectif de notre travail où on traite l'ECG d'Holter par battement, cela nécessite un découpage du signal ECG. Par la suite, on procédera à l'extraction de ses paramètres par modélisation en utilisant les réseaux de neurones RBF, ces paramètres nous permettent de réaliser une classification des battements à l'aide des classifieurs SVM.

Supprimé[Ikram Kaoula]: très

Supprimé[Ikram Kaoula]: pathologie

Supprimé[Ikram Kaoula]: mémoire

Supprimé[Ikram Kaoula]:

Supprimé[Ikram Kaoula]: e

Supprimé[Ikram Kaoula]: notre

Supprimé[Ikram Kaoula]: En suite

Supprimé[Ikram Kaoula]: procéd

Supprimé[Ikram Kaoula]: e

Supprimé[Ikram Kaoula]: leurs

ملخص:

تسجيل (Holter) تسجيل ECG لمدة 24 ساعة هو اختبار يستعمل كثيرا في طب أمراض القلب. فمن بين 100.000 دقة يمكن إيجاد عدد قليل فقط من الدقات العلية، إذن يستوجب استعمال التشخيص الأوتوماتيكي الذي هو الهدف من مذكرتنا. أين نحلل إشارة HOLTER الكهروقلبية دقة بدقة، حيث نقوم بتجربة الإشارة إلى دقات. ثم باستعمال طريقة النمذجة بواسطة شبكة الخلايا العصبية الاصطناعية نقوم باستخلاص ممزات هذه الدقات والتي وفقها نصنف الدقات باستعمال المصنفات SVM.

Abstract:

The Holter (24 hours ECG recording) is a test frequently used in cardiologie. Of the 100,000 recorded beats, only a small number of them may reflect the presence of a abnormality, automated analysis is essential. This analysis is the objective of our work where we deal with Holter ECG beat, this requires the cutting of ECG signal. As a result we proceed to the extraction of their parameters by modeling using RBF neural networks, these parameters allow us to realize a classification of heart beats using SVM classifiers.

Supprimé[Ikram Kaoula]:

Mis en forme[Ikram Kaoula]: Anglais(États-Unis)

Supprimé[Ikram Kaoula]: pathology

Supprimé[Ikram Kaoula]: our

Introduction générale

La santé est le bien précieux de l'homme, pour la préserver beaucoup de scientifiques ont étudié chaque organe du corps humain. L'un de ces organes est le cœur, qui est l'élément principal du système cardiovasculaire. Vue son importance, il a fait l'objet de nombreuses recherches, afin d'approfondir ces recherches et faciliter les diagnostics, plusieurs médecins ont fait appels à la collaboration avec d'autres scientifiques (physiciens, électroniciens, mathématiciens ...). Ces derniers ce sont intéressés aux appareils biomédicaux qui ont révolutionné le monde de la médecine. Parmi ces appareils on trouve « l'électrocardiographe » qui est utilisé par les cardiologues dans le but d'enregistrer et d'analyser l'activité électrique du cœur, et donc établir leur diagnostic.

Pour détecter les anomalies cardiaques, qui constituent un problème majeur de santé publique, l'électrocardiogramme (signal ECG) obtenu à l'aide de l'électrocardiographe, constitue l'apport le plus important pour le cardiologue. L'ECG Holter représente l'enregistrement du signal électrocardiogramme pendant 24 heures et plus, ce qui rend le constat visuel impossible ou fatigant pour les cardiologues, d'où la nécessité d'une analyse automatique rapide et fiable, et celle-ci est très importante pour la détection préventive des anomalies cardiaques dans ces premiers pas.

Les savants ont inventé plusieurs algorithmes pour l'analyse du signal ECG d'une manière automatique. La nature non linéaire et non stationnaire de ce signal et les bruits qui l'affectent, constituent un obstacle devant son exploitation automatique fructueuse. La nécessité de dépasser ces obstacles est la cause de l'utilisation d'une variété d'approches et techniques pour son traitement. Par exemple, on trouve dans la littérature des approches qui utilisent les transformées en ondelettes, les algorithmes basés sur les réseaux de neurones, etc.

Afin de réaliser une détection automatique d'anomalies cardiaques nous avons exploité des techniques basées sur les réseaux de neurones qui sont des agents de traitement très performants pour faire la modélisation, cette dernière est une étape essentielle dans le traitement des signaux. Elle permet de convertir les échantillons expérimentaux en formules théorique donc pouvoir extraire les paramètres caractérisant ces signaux.

Une seconde technique est utilisée pour compléter la réalisation de notre système de détection automatique des anomalies cardiaques, c'est la classification des battements du cœur.

Introduction générale

La classification est une technique permettant la classification d'un objet à partir de ses propriétés spécifiques, qui sont obtenues dans notre cas par les résultats de la modélisation (extraction des paramètres des battements du cœur, afin de pouvoir les classer en battements normaux et battements pathologiques).

Plan de travail :

Nous commençons notre mémoire avec une introduction générale.

Notre travail comporte quatre chapitres. Le premier chapitre sera consacré à la définition de l'élément principal du système cardiovasculaire « le cœur » ses activités électriques et enfin le signal ECG Holter. Le deuxième chapitre décrit les différentes étapes du prétraitement de l'ECG jusqu'à son découpage en battements. Dans le troisième, nous introduisons les réseaux de neurones avec une étude approfondie sur la modélisation des signaux par réseaux de neurones RBF après on entamera la classification des battements du cœur. Le dernier chapitre sera consacré à l'interprétation des résultats obtenus.

A la fin on terminera par une conclusion générale.

I.1 Introduction

Dans ce chapitre on va présenter le fonctionnement de l'élément principal du système cardiovasculaire le cœur, puis on va examiner d'une manière plus détaillée le principe de l'électrocardiogramme (ECG) qui désigne l'enregistrement de l'activité électrique du cœur.

I.2 Le cœur

Organe creux et élément principal du système cardiovasculaire, c'est un muscle appelé myocarde il sert à propulser le sang vers tout le corps humain à travers les vaisseaux sanguins « environ 8000 litres de sang par jour au cours de 100 000 battements ».

Un cœur pèse en moyenne 300 grammes chez l'homme et 250 g chez la femme. Ses dimensions d'environ 13 cm de long sur 8cm de large, représentent un volume de 260 à 300 cm³ [1].

I.2.1 Anatomie et activité musculaire du cœur

Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire, une épaisse cloison le divise en deux moitiés (cœur gauche/cœur droit), et chacune d'elles comporte deux cavités : l'oreillette et le ventricule.

La figure I.1 illustre la structure anatomique détaillée du cœur humain.

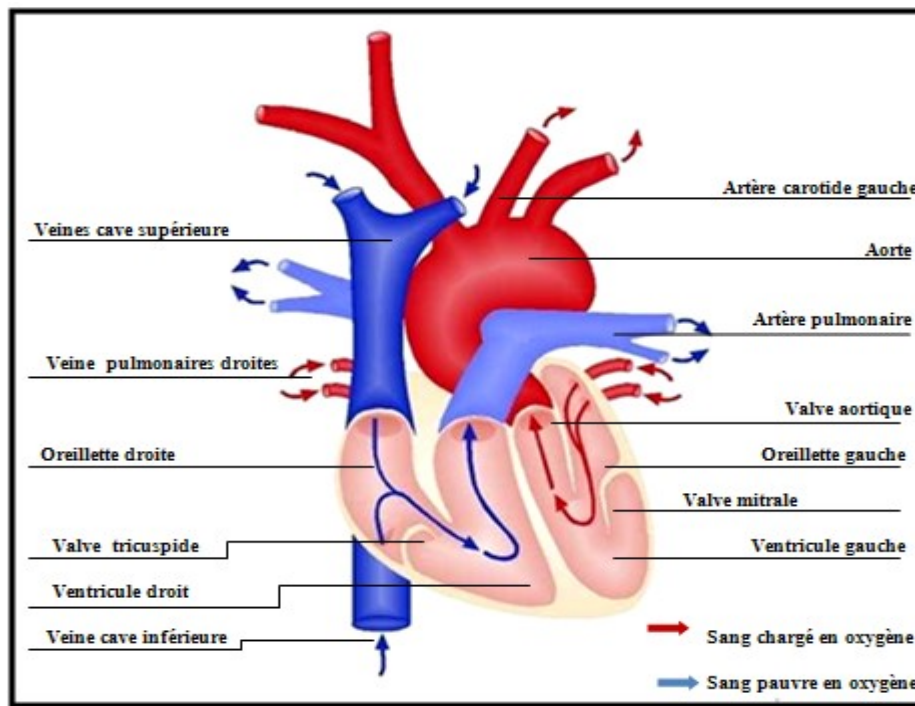


Figure I.1: Structure anatomique du cœur [2]

À chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvement : le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, puis il est chassé par une contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La systole ventriculaire (contraction des ventricules) propulse à son tour le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la systole auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère aorte.

Comme pour tous les muscles du corps, les contractions rythmiques du myocarde se produisent spontanément par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires dues au mouvement des ions Na^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques.

I.2.2 Activité électrique du cœur

Dans l'état normal du cœur, la dépolarisation du muscle cardiaque (inversion de la polarité électrique de la membrane par passage actif d'ions Na^+ à travers celle-ci) prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite «le nœud sinusoïdal ou sinus de Keith et Flack ».

La dépolarisation s'effectue d'une manière autonome avec un rythme de 70 à 100 fois par minute, et se propage dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire, qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle).

L'impulsion électrique gagne alors le nœud auriculo-ventriculaire « AV », le seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules, l'impulsion électrique subit une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules.

Elle emprunte alors le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule, les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi- instantanée des ventricules. Cette contraction constitue la systole ventriculaire, qui est suivie d'une diastole ventriculaire (décontraction du muscle). A la fin les fibres musculaires se repolarisent et reviennent à leur état initial [3].

La figure I.2 illustre les différentes étapes de propagation de l'impulsion électrique.

a - Naissance de la dépolarisation.

b - Propagations de la dépolarisation dans les oreillettes.

c - L'impulsion électrique gagne le nœud auriculo-ventriculaire.

d - L'impulsion électrique emprunte le faisceau de His.

e - Propagations de la dépolarisation dans les ventricules.

f - Repolarisation des fibres.

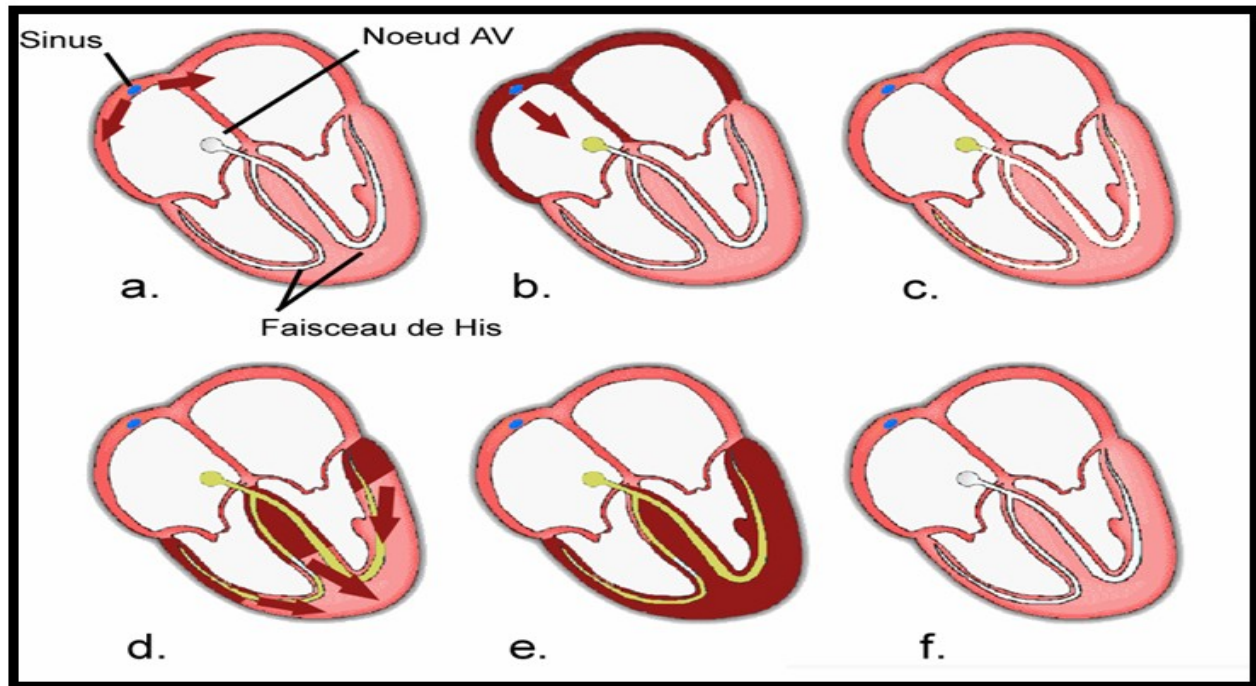


Figure I.2 : Schéma représentant l'activité électrique du cœur [2]

Les scientifiques ont constatés, depuis la première découverte, l'importance de l'activité électrique du cœur dans le domaine du diagnostic pathologique au niveau du myocarde et qu'il peut être la source d'une foule de renseignements précieux de l'état structurel et fonctionnel de l'appareil cardiovasculaire, d'où la nécessité d'un outil permettant l'exploration et l'enregistrement de cette activité électrique, afin de l'exploiter aisément.

L'enregistrement et la représentation de cette activité électrique seront l'objet du prochain paragraphe.

I.3 L'électrocardiographie

I.3.1 Définition

L'électrocardiogramme (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur, ce potentiel est recueilli par des électrodes.

L'électrocardiographe est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contact directe du patient.

- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un appareil enregistreur.
- Un système d'enregistrement graphique.

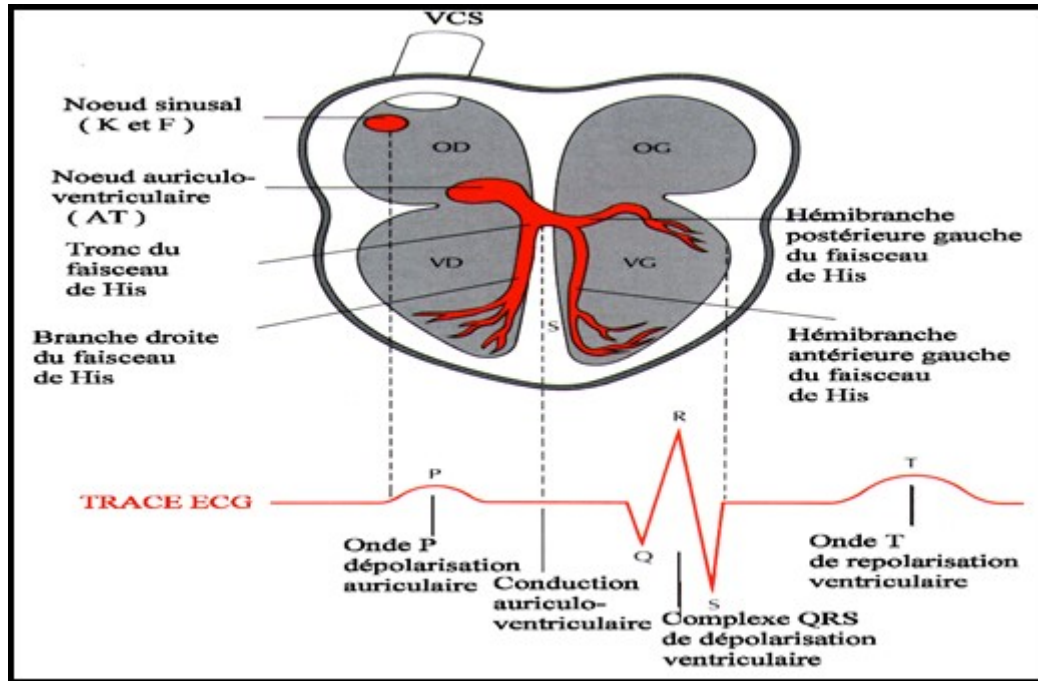


Figure I.3: Schéma représentant la relation entre l'activité électrique du cœur et l'ECG [4]

I.3.2 Historique

1842Premier courant électrique d'origine cardiaque

Carlo Matteucci, physicien Italien, montre qu'un courant électrique passe à chaque battement cardiaque.

1856Premier potentiel d'action d'origine cardiaque

Rudolph Von Koellicker & Heinrich Mueller enregistrent un potentiel d'action ; enregistrement fait en mettant en contact un nerf de patte de grenouille avec un cœur isolé ; à chaque battement cardiaque on observait une contraction de la patte de grenouille.

1887Premier ECG humain

Augustus D. Waller, physiologiste Anglais, publie le premier électrocardiogramme humain. En liant à un tube capillaire dans un champ magnétique une électrode posée sur le thorax d'un cobaye humain, on voyait varier le niveau liquide dans le tube à chaque battement de cœur.

1893 Electrocardiogramme " Pour la première fois"

Willem Einthoven utilise le terme électrocardiogramme pour la première fois à une réunion de la Deutsch Medical Association.

1895 PQRST

W. Einthoven met en évidence 5 ondes sur le tracé électrocardiographique, ondes qu'il nomme respectivement P, Q, R, S, T.

1912 Le triangle d'Einthoven

W. Einthoven présente pour la première fois devant une société savante (la Chelsea Clinical Society) le célèbre triangle équilatéral formé par les dérivations bipolaires DI, DII et DIII.

1920 L'onde de Pardee

Harold Pardee publie le premier ECG d'un infarctus aigu du myocarde chez un homme, avec la repolarisation caractéristique dite onde de Pardee.

1924 Einthoven Nobel

W. Einthoven reçoit le prix Nobel de physiologie et médecine pour la mise au point du premier électrocardiographe.

1938 V1 à V6 position officielle:

La position des dérivations précordiales V1 à V6 est définie par convention par l'American Heart Association et la Cardiac Society of Great Britain.

1942 aVR, aVL, aVF

E. Goldberger ajoute 3 dérivations frontales unipolaires aVR, aVL et aVF, qui le permet de réaliser le premier tracé sur 12 voies.

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardiovasculaire notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

I .3.3 Enregistrement de l'électrocardiogramme et dérivations [2]

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographe, l'acquisition du signal de l'électrocardiographe est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

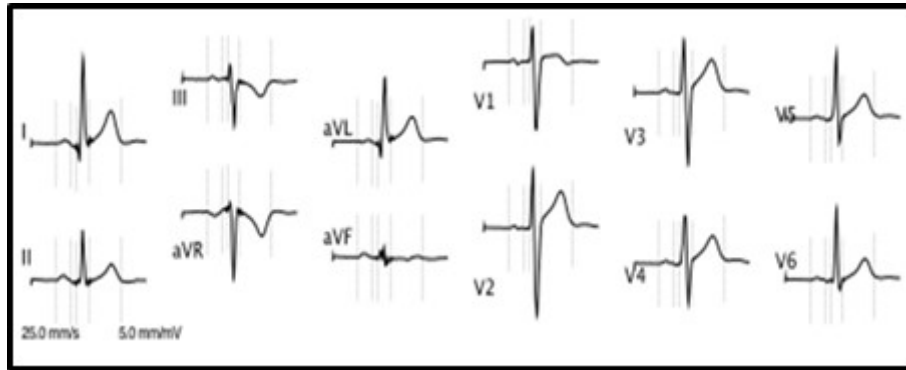


Figure I.4 : Les douze dérivations de l'ECG [2]

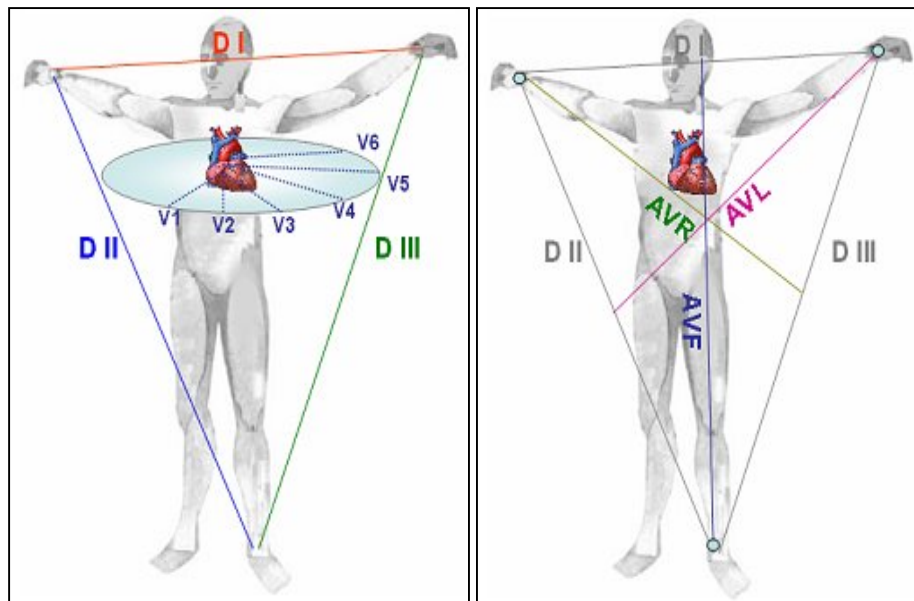


Figure I.5 : Les douze dérivations de l'ECG [2]

En cardiologie l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dérivations, avec une vitesse de déroulement du papier à 25 mm par seconde et une amplitude de 10 mm pour 1 mV.

Ces dérivations permettent d'avoir une idée sur l'activité électrique du cœur.

Le signal électrocardiographie est visualisé selon 12 axes privilégiés :

- 6 axes dans le plan frontal qui sont :

- ✚ Les trois dérivations DI, DII, DIII sont des dérivations bipolaires qui traduisent la différence du potentiel entre deux membres. Les vecteurs obtenus forment un triangle appelé triangle d'Einthoven « Figure I.6 » :
- DI : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche.
- DII : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche.

- DIII : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche.

✚ Les dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF dites de Wilson qui permet de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement « Figure 6 » :

- aVL (left) pour l'avant-bras gauche.
- aVR (right) pour l'avant-bras droit.
- aVF (foot) pour la jambe gauche.

- 6 axes sur le plan transversal « dérivations unipolaires précordiales V 1 à V6 dite de Kossman »

- V1 : 4ème espace intercostal droit, au bord droit du sternum (para sternal).
- V2 : 4ème espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum (par sternal).
- V3 : est placée entre V2 et V4.
- V4 : 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.
- V5 : même horizontale que V4, sur ligne axillaire antérieure.
- V6 : même horizontale que V4, sur ligne axillaire moyenne.

I.3.4 L'ECG d'Holter [3]

Au début des années 60 Norman Holter a remarqué que la courte durée de l'examen ECG 12 est un obstacle à la détection systématique de pathologies qui apparaissent de manière sporadique, comme certains troubles du rythme par exemple.

C'est pourquoi il proposa un appareil portatif permettant d'enregistrer l'activité cardiaque pendant plusieurs heures ; cet enregistrement constitue ce que l'on appelle l'examen Holter.

L'enregistreur Holter d'aujourd'hui se présente sous la forme d'un petit boîtier (Figure I.7). Auquel sont reliées sept électrodes, permettant ainsi l'enregistrement sur 2 ou 3 dérivations (2 frontales et 1 transversales). Le patient se fait poser l'appareil chez un cardiologue et retourne ensuite à ses occupations habituelles. 24 heures plus tard, il revient chez le cardiologue pour se faire enlever l'appareil qui a en mémoire 24 heures d'enregistrements ECG effectués tandis que le patient a vécu une journée normale. Les résultats issus de l'analyse des quelque 100 000 battements que compte l'enregistrement permettent ainsi de diagnostiquer une plus grande gamme de pathologies que l'ECG hospitalier. On comprend que l'analyse d'un tel examen n'est envisageable que parce qu'une lecture automatique des données enregistrées est aujourd'hui possible. L'ECG de Holter est reconnu comme

un outil très efficace pour le diagnostic des arythmies transitoires, le diagnostic de l'insuffisance coronaire et la modification du segment ST-T sur une durée de 24 heures.



Figure I.6 : *Enregistreur Holter* [2]

I .3.5 Analyse de l'ECG

I .3.5.1 Ondes et intervalles de l'ECG

L'Analyse des différents tracés électriques du cœur nous a permis de concevoir un signal ECG standard (Figure8). De plus la visualisation de l'activité électrique du cœur pour un seul battement, donne un tracé constitué de différents ondes et intervalles de l'ECG (Tableau 1).

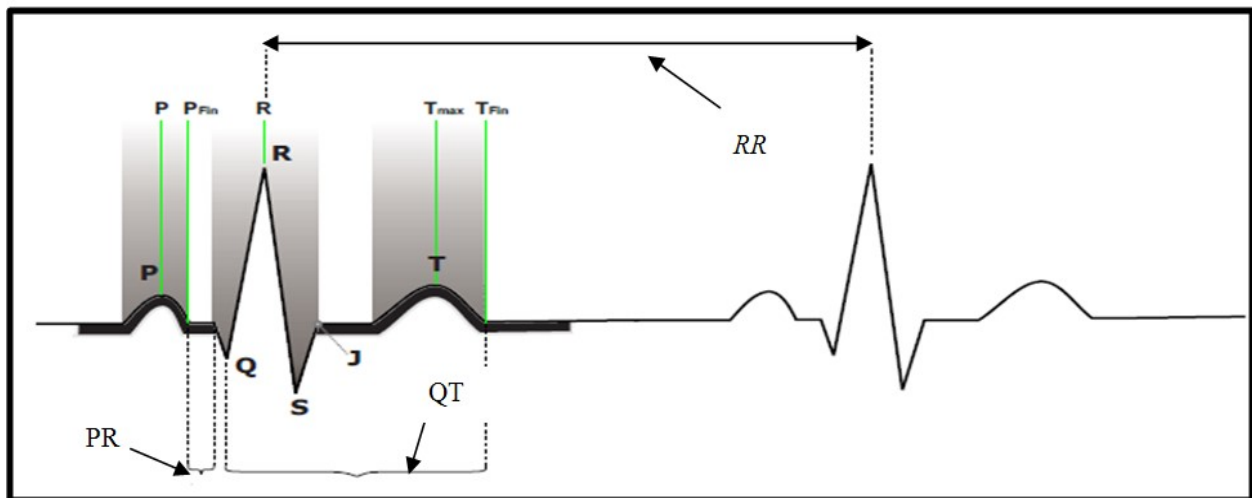


Figure I.7: *Différents ondes et intervalles de l'ECG*[2]

Onde P	▫ Chaque onde P doit précéder un complexe QRS ▫ Représente la dépolarisation auriculaire ▫ Durée de l'ordre de 90ms ▫ Onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2mv
Intervalle PR ou PQ	▫ Représente la durée de conduction auriculo-ventriculaire ▫ La durée varie entre 0.12 s et 0.24 s en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge.
Complexes QRS	▫ Représente la dépolarisation ventriculaire ▫ Durée normale comprise entre 85 et 95ms
Intervalle ST	▫ Le segment ST est la partie du tracé comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. ▫ Le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos, ou vers le bas à l'effort.
Onde T	▫ Correspond à la repolarisation ventriculaire ▫ Amplitude inférieure ou égale à 0.4mv ▫ Amplitude normale plus faible que le complexe QRS
Interval RR	▫ Correspond au délai entre deux dépolarisations ventriculaires ▫ Permet de mesurer la fréquence cardiaque
<i>L'Intervalle QT</i>	▫ Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. ▫ La durée varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.
Onde U	▫ Pas nécessairement présente, traduit la repolarisation du réseau de Purkinje. ▫ Inférieure à 25% de la hauteur de l'onde T
Interval PP	▫ Correspond à la période de repolarisation des oreillettes

Tableau I.1 : Ondes et intervalles d'un signal ECG

I .3.5.2 La fréquence cardiaque

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

La fréquence cardiaque est aussi le nombre de contractions ventriculaires par unité de temps; autrement dit, sur l'ECG on la repère grâce au nombre de complexes QRS, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute. La fréquence cardiaque normale varie entre 50-60 battements par minute (selon les personnes)[2].

I.3.5.3 A quoi sert l'électrocardiogramme

L'ECG peut refléter des atteintes anatomiques ; il procure une information qui souvent s'avère essentielle pour le diagnostic et le traitement de diverses anomalies cardiaques; et il est utilisé pour le diagnostic des arythmies.

L'électrocardiographie est une procédure de premier choix chez des patients où on observe des lipothymies ou des symptômes qui peuvent être annonciateurs d'infarctus myocardique ou de mort subite. Des anomalies électriques peuvent être les premiers signes indiquant l'existence d'effets secondaires de certains médicaments, et parfois le seul signe d'atteinte myocardique, telle que l'infarctus "silencieux" chez le sujet âgé. Enfin l'électrocardiogramme est le seul examen couramment utilisé dans l'étude des troubles de conduction et des troubles du rythme.

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté le cœur comme étant l'élément principal du système cardiovasculaire et ses activités musculaire et électrique cette dernière permet d'extraire le signal ECG Holter qui est un outil essentiel dans le diagnostic des anomalies cardiaques, ce qui rend le constat visuel impossible ou fatigant pour les cardiologues pour cela plusieurs systèmes de diagnostic ont été développés pour faciliter la tâche au cardiologue.

Dans notre cas ce diagnostic nécessite un traitement par battement qui est faisable en réalisant un prétraitement du signal ECG ce dernier est l'objet du chapitre suivant.

II.1 Introduction

Le signal ECG récolté par des électrodes subit dans un premier temps un procédé de filtrage. Par la suite d'autres traitements numériques peuvent lui être appliqués en vue de faciliter le diagnostic automatique comme le montre la figure II.1.

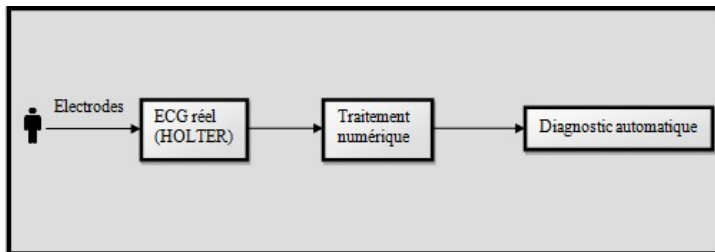


Figure II.1 *Chaîne d'acquisition et de traitement du signal ECG* [10]

II.2 Traitement du signal ECG

Pendant l'enregistrement des signaux électrocardiographiques, différents types de bruits d'origines diverses peuvent être superposés au signal d'origine. Le traitement des signaux ECG s'impose pour l'extraction du signal.

Ce traitement comprend 2 étapes et se décompose de la manière suivante :

-Prétraitement

C'est la première phase de traitement consiste à éliminer les nuisances introduites par la ligne de base.

-Découpage du signal ECG

Cette étape consiste à découper le signal ECG battement par battement.

A sa sortie de l'électrocardiographie, le signal a déjà subi deux filtrages:

- Un filtre passe bas, pour éliminer les bruits de haute fréquence.
- Un filtre réjecteur, pour se débarrasser de la fréquence du secteur "50hz".

II.3 Analyse de la ligne de base

La ligne de base correspond au tracé observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique. Cette ligne également nommée ligne isoélectrique du cœur apparaît généralement sous une forme horizontale lorsque le patient n'effectue aucun mouvement et est ainsi peu perturbée par le bruit extérieur. Elle peut également prendre la forme d'un signal ondulé dans le cas où le patient est en activité en raison d'un léger déplacement de la position des électrodes [5] (figure II.2).

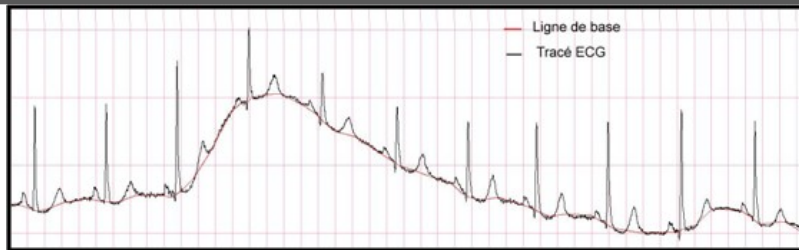


Figure II.2 Tracé d'un signal ECG perturbé par la ligne de base [11]

II.4 Suppression des variations de la ligne de base

Elle consiste à filtrer les basses fréquences (filtrage numérique) de notre signal ECG d'origine, afin d'extraire la ligne de base puis à le soustraire du signal d'origine. Ces deux étapes sont équivalentes à un filtrage passe haut (figure II.3) [6].

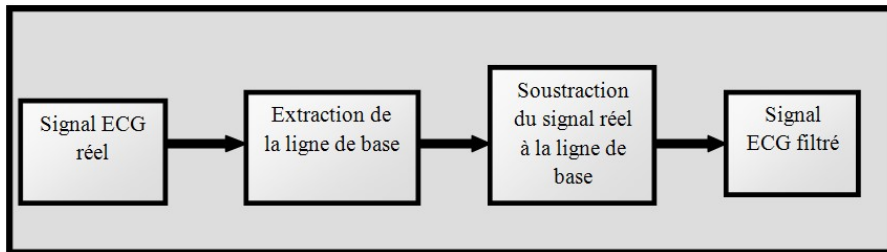


Figure II.3 Opération d'élimination de la ligne de base [10]

II.5 Découpage du signal ECG

Le signal Electrocardiogramme représente l'activité électrique du cœur, il est caractérisé par un comportement périodique. Cette activité est caractérisée par trois paramètres importants : l'onde P, le complexe QRS et l'onde T.

Le traitement du signal se fera par battement. A cette étape du traitement, il est impératif de faire un découpage de l'enregistrement des signaux cardiaques. Pour réaliser ce découpage, nous commencerons par la détection de chaque complexe QRS de notre enregistrement.

Supprimé[Ikram Kaoula]: de
Supprimé[Ikram Kaoula]: dans
Supprimé[Ikram Kaoula]: les basses fréquences
Mis en forme[Ikram Kaoula]: Police: (Default) Times New Roman
Supprimé[Ikram Kaoula]: de la soustraire au signal d'origine

Supprimé[Ikram Kaoula]: qui

Chapitre II

Prétraitement du signal ECG

II.5.1 Détection du complexe QRS

À première vue, cette détection semblerait pouvoir être effectuée par un simple seuillage du signal car les ondes R sont en général de plus grande amplitude que les autres. Ce n'est pas le cas chez tous les patients car pour certaines pathologies l'onde T est d'amplitude comparable, ce qui pourrait être une sérieuse cause d'erreur. Une bonne détection des complexes QRS nécessite donc un traitement du signal plus élaboré [3].

Le choix du détecteur du QRS est très important pour réaliser un système d'analyse de l'ECG.

Une détection du QRS est généralement composée de six étapes représentées par la figure II.4.

Supprimé[Ikram Kaoula]: e

Supprimé[Ikram Kaoula]: e

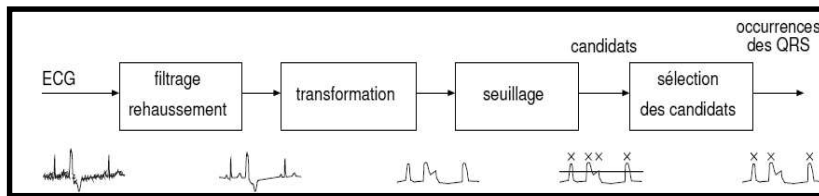


Figure II.4 Etapes de détection du QRS [10]

Le signal ECG est d'abord filtré puis transformé pour mettre en valeur les informations qui concernent le QRS. Ensuite, la transformée non linéaire est seuillée puis un étage de décision sélectionne les QRS valides. La détection du QRS a fait l'objet de nombreux travaux et continue d'être un champ de recherche très actif.

Pour ce présent mémoire nous avons choisi l'algorithme de PAN et TOMPOKIN pour sa tendance de travailler en temps réel.

II.5.2 Algorithme de PAN et TOMPOKIN [7]

Cet algorithme comprend six étapes :

1- filtrage passe bande.

2- dérivation.

3- transformation non linéaire.

4- intégration.

5- filtrage passe bas.

6- Seuillage adaptatif

Le détail de la méthode de Pan et Tompokin sera abordé dans l'annexe C.

Supprimé[Ikram Kaoula]: 6

Supprimé[Ikram Kaoula]: et se décompose de la manière suivante

Supprimé[Ikram Kaoula]: le

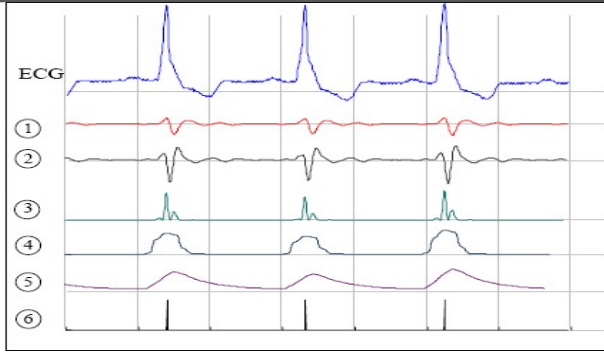


Figure II.5 : Les six étapes de l'algorithme de PAN et TOMPOKIN[11]

a) Filtrage passe bande

D'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande [5-15] Hz. Il est donc naturel de commencer par un filtrage du signal dans cette Bande.

Le filtre utilisé est un filtre numérique récursif de bande passante [5-15] Hz et d'ordre 4 avec H comme fonction de transfert :

$$H = \frac{Y}{X} = \frac{0.02 - 0.04 Z^{-2} - 0.02 Z^{-4}}{1 - 3.439 Z^{-1} + 4.5302 Z^{-2} - 2.7382 Z^{-3} + 0.6413 Z^{-4}}$$

b) Dérivation

Sachant que le bruit et les autres ondes (à part le complexe QRS) n'ont pas été complètement atténués avec le filtre passe bande et comme le complexe QRS étant bref (entre 0.02 et 0.2 seconde) et de forte amplitude la dérivée du signal à ce niveau présente des valeurs maximales élevées. On continue donc le traitement du signal par l'application d'un filtre dérivateur numérique ayant la fonction de transfert suivante :

$$H = \frac{Y}{X} = 1 + 2 Z^{-1} - 2 Z^{-3} - Z^{-4}$$

c) Transformation non linéaire

Nous avons élevé au carré les signaux obtenus après dérivation pour éliminer le signe et faciliter la détection des complexes QRS.

d) Intégration

L'intégration du signal à l'aide d'un filtre intégrateur suivi du filtrage passe bas permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. La taille de la fenêtre d'intégration doit être adaptée à la

largeur moyenne d'un complexe QRS. Si elle est trop grande le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R (influence de l'onde T) si au contraire elle est trop petite, on obtient plusieurs pics pour une même onde R. La taille choisie ici de manière empirique est de 0.15 seconde ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS

e) Filtrage passe bas

Le signal obtenu est filtré passe bas afin d'enlever le bruit haute fréquence résiduel, et d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. Le filtre utilisé est un filtre récursif d'ordre 1 et de fréquence de coupure 1 Hz ayant la fonction de transfert suivante :

$$H = \frac{Y}{X} = \frac{0.015 + 0.015 Z^{-1}}{1 - 0.969 Z^{-1}}$$

f) Seuillage adaptatif

À l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général, qui correspondent soit à du bruit, soit aux ondes T. Donc Cette étape consiste à effectuer une recherche d'un seuil d'où on peut récupérer les maxima qui ne correspondent ni au bruit ni aux ondes T en effectuant un seuillage en amplitude et un autre seuillage temporel , ces deux types de seuillage sont décrits aux paragraphes suivants.

✓ Seuillage adaptatif en amplitude

Le seuillage en amplitude permet de distinguer les maxima correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux ondes T qui sont en général beaucoup plus faibles. L'algorithme calcule un seuil qui vaut 30 % de l'amplitude moyenne des 5 dernières ondes R détectées, et recherche le prochain maximum. Si ce maximum est d'amplitude supérieure au seuil, il est considéré comme correspondant à un complexe QRS et est ainsi validé ; sinon, l'algorithme continue jusqu'au maximum suivant.

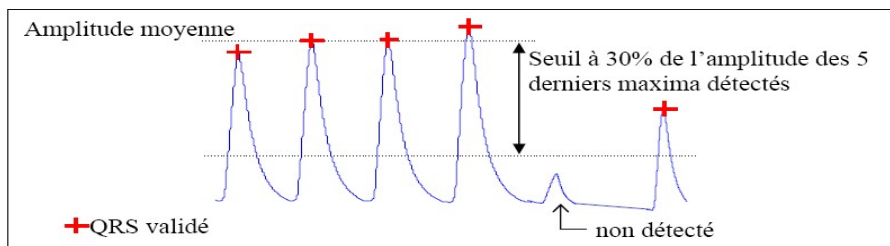


Figure II.6 Seuillage adaptatif en amplitude [11]

Mais cette simple adaptation du seuil en amplitude ne suffit pas : dans plusieurs cas (changement de position, extrasystole ventriculaire, ...) on peut observer une baisse soudaine de l'amplitude des ondes R donc de l'amplitude des maxima associés dans ce cas l'algorithme est mis en défaut car les maxima sont tous en dessous du seuil.

✓ Seuillage adaptatif en temps

Pour surmonter cette difficulté, on tient compte de la forte probabilité d'observer un QRS dans un certain intervalle de temps : si aucun nouveau complexe n'est détecté dans un intervalle de 166% de la moyenne des sept derniers intervalles RR validés, l'algorithme recommence la recherche de maximum avec un seuil abaissé à 10% de la moyenne des 5 derniers maxima, au lieu des 30% précédents. Ce système permet dès lors la détection de petits complexes parmi d'autres de grande amplitude, tout en ne détectant pas les petites ondes trop proches de celles déjà validées.

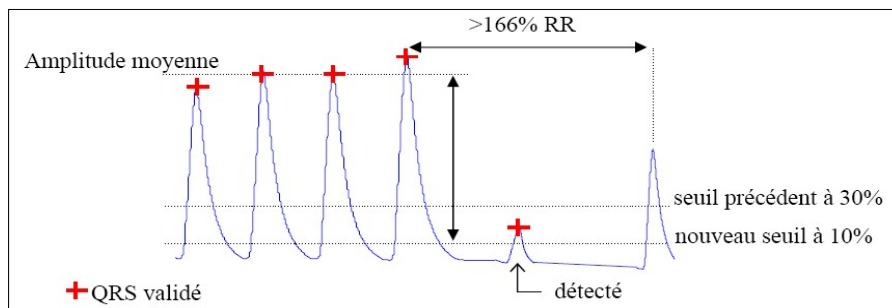


Figure II.7 *Seuillage adaptatif en temps* [11]

II.6 Extraction des segments RR [2]

La détection du QRS permet en général de déterminer certains paramètres du signal cardiaque, par exemple la fréquence qui va nous permettre de caractériser certaines anomalies comme la tachycardie.

Dans notre cas nous nous intéressons à un autre paramètre aussi important qui est le segment RR. Ce paramètre va nous permettre de faire la détection de l'onde T afin de réaliser un découpage par battements de notre signal ECG.

Le découpage du signal ECG peut également se faire directement à partir des segments RR. Chaque battement sera ainsi défini entre deux pics R successifs. Cependant en raison de certaines difficultés pouvant survenir suite à des travaux futurs comme la modélisation ou le traitement automatique, il est

Supprimé[Ikram Kaoula]: **Remarque**

préférable de découper le signal du début d'une onde (l'onde T dans notre présent mémoire) au début de l'onde suivante afin d'avoir toutes les ondes présentes dans chaque battement.

II.7 Détection de l'onde T

II.7.1 Difficultés de la détection de l'onde T [2]

Cette détection est délicate car, outre le bruit, d'origines diverses rapporté sur l'enregistrement, la morphologie de l'onde T peut varier au cours de l'enregistrement. De plus, l'énergie de l'onde est faible et fluctuante.

Pour mieux expliquer les difficultés de la détection de l'onde T on présente les figures II.8 et II.9.

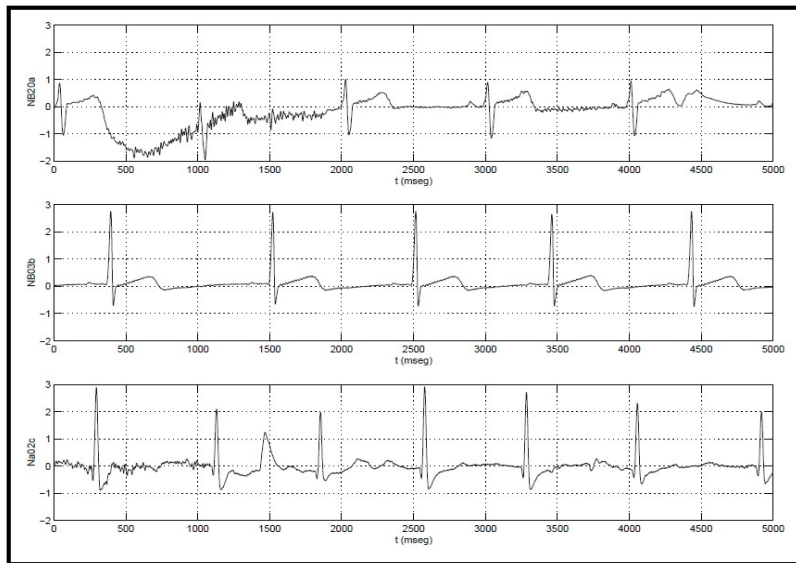


Figure II.8 Quelques exemples d'ondes T au repos [10]

Cette figure montre trois exemples d'ondes T de signaux ECG réels de repos. Dans le signal du cadre supérieur, il est possible d'apprécier la perturbation engendrée par un bruit provenant de la ligne de base et par un bruit de haute fréquence. Dans le signal du cadre du milieu le problème de la morphologie de l'onde T (onde T bi phasique) est mis en évidence alors que le cadre inférieur illustre le problème lié à une énergie de l'onde T pratiquement nulle.

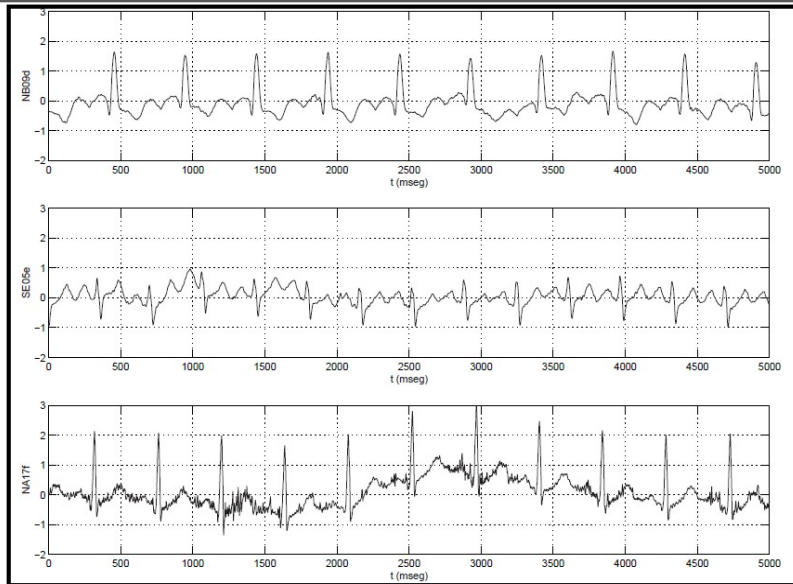


Figure II.9 Quelques exemples d'ondes T à l'effort [10]

La figure II.9 montre trois autres exemples d'onde T mais cette fois on a des signaux ECG enregistrés lors d'une épreuve d'effort. On y retrouve les difficultés suivantes:

Ondes T négatives dans le signal du cadre supérieur, bruit apporté par la dérive de la ligne de base auquel s'ajoute un bruit électromyographique dans le signal du cadre inférieur. Pour compliquer encore le problème de segmentation, on note que l'énergie de l'onde T peut être similaire à celle de l'onde P et que la bande de fréquence occupée par ces deux ondes est identique dans le signal du cadre du milieu.

II.7.2 Enoncé de la méthode de détection [16]

Pour effectuer cette détection, nous allons définir une fenêtre à partir de la position du pic de l'onde R. La taille de cette fenêtre est en fonction du segment RR (voir figure II.10).

Les différentes étapes de détection de l'onde T sont:

- Lire le segment RR.
- Définir la taille de la fenêtre de l'onde T:
 1. Dans le cas $RR > 1300\text{msec}$: $T.F = 0.1833 * RR + 17$
 2. Dans le cas $RR < 600\text{msec}$: $T.F = 0.208 * RR + 158$

Chapitre II

Prétraitement du signal ECG

3. Dans le reste des cas: $T.F = 11.5 * \sqrt{RR}$

- Debut de la fenêtre: $INI = R + \frac{T.F}{2.5}$

- Fin de la fenêtre: $FIN = INI + T.F$

- $T = ECG * \text{fenêtre}$

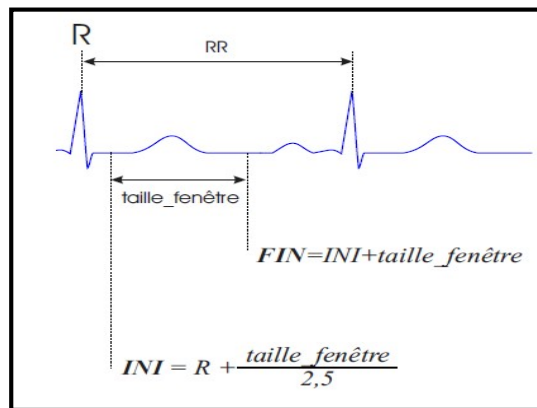


Figure II.10 Paramètres de la fenêtre [10]

A partir de la détection de l'onde T on a effectué avec succès le découpage des signaux ECG en plusieurs battements. Chaque battement s'étend de la fin de l'onde T à la fin de l'onde T du battement suivant.

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'algorithme de Pan et Thompkins qui sert à la détection du complexe QRS, cette détection nous a permis de découper notre signal ECG en battement. Les résultats obtenus, après son application sur les fichiers de la base de données de MIT/BIH, sont présentés dans le cinquième chapitre.

Après avoir découpé notre signal ECG en battement on passera dans le chapitre suivant à la modélisation, basée sur les réseaux de neurones.

Supprimé[Ikram Kaoula]: e

Supprimé[Ikram Kaoula]: a leur modélisation qui est

III.1 Introduction

Le cerveau humain est le mécanisme d'apprentissage le plus développé. Grâce à lui l'être humain apprend à reconnaître « détecter » ou recopier « modéliser » n'importe quelle forme ou dessin « signal ». Les scientifiques se sont inspirés du modèle du cerveau humain pour définir des techniques d'apprentissage numérique « réseaux de neurones ».

Ces derniers peuvent être appliqués dans différents domaines (bancaire, finances, aéronautique, robotique, automatique, biomédical, ect...).

Les réseaux de neurones sont un outil puissant pour la modélisation et la prédiction grâce à leur capacité de capter les dépendances non linéaires entre les variables d'un processus aléatoire.

Dans notre cas la modélisation des signaux ECG qu'on va utiliser pour l'extraction des paramètres est essentielle pour le traitement qui suivra.

A cause de la similarité entre le neurone artificiel et le neurone biologique, on doit définir ce dernier pour mieux comprendre la structure du neurone artificiel.

III .2 Le neurone biologique [9]

Le neurone biologique est une cellule qui assure la conduction de l'influx nerveux. Chaque neurone comprend trois parties essentielles, Figure III.1

III .2.1 Le corps cellulaire

Entouré par une membrane, il contient le noyau du neurone ainsi que le cytoplasme et la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps de forme sphérique ou pyramidale, contient aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule.

III .2.2 Les dendrites

Ce sont des prolongements courts et très ramifiés qui transmettent l'influx au corps cellulaire.

III .2.3 L'axone

Contrairement aux dendrites il transmet les signaux partant du neurone, de plus il ne se ramifie que à son extrémité (arborisation terminale) où il se connecte aux autre neurones à l'aide d'une jonction qu'on appelle Synapse.

On compte quelques centaines à plusieurs dizaines de milliers de contacts synaptiques par neurone. Le nombre total de connexions est estimé à environ 10^{15} .

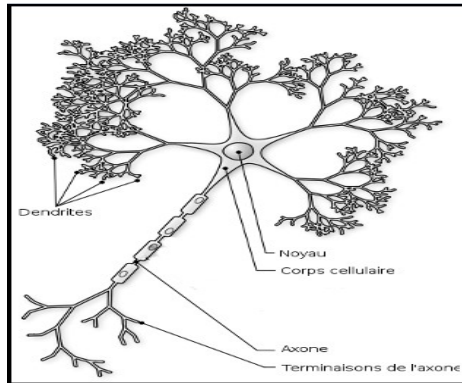


Figure III.1 : Schéma d'un neurone biologique [10]

III .3 Le neurone artificiel [4]

III .3.1 Définition

Un neurone artificiel est un automate indépendant MISO (multi inputs, single output), qui simule certaines propriétés du neurone biologique. La valeur de sortie du neurone artificiel est une fonction non linéaire, généralement à seuil, d'une combinaison de valeurs d'entrée dont les paramètres sont ajustables.

En général, on considère chaque neurone comme un processeur élémentaire qui reçoit un nombre de variables d'entrée en provenance des neurones qui lui sont connectés en amont. De plus à chaque entrée x_i est associé un poids w_i qui représente la force de connexion.

La figure III.2 illustre la structure d'un neurone artificiel ($a = \sum_{i=1}^n (x_i w_i)$) :

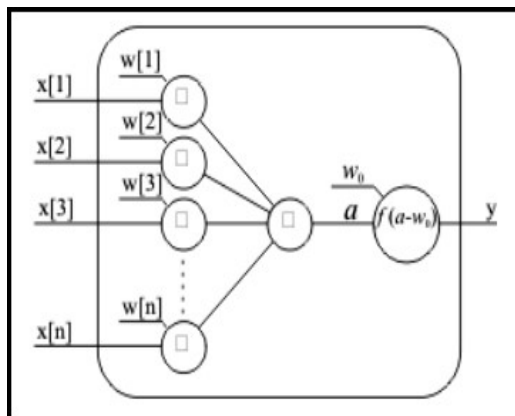


Figure III.2 : Schéma d'un neurone artificiel [11]

III.3.2 Fonction d'activation [12]

La fonction d'activation du neurone est une fonction non linéaire paramétrée par un seuil w_0 .

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n (x_i w_i) - w_0\right)$$

Les fonctions d'activation « fonction de seuillage, fonction de transfert » présentent généralement trois intervalles :

1. en dessous du seuil, le neurone est inactif «souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0 ou -1 ».
2. aux alentours du seuil, une phase de transition.
3. au-dessus du seuil, le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1).

Il y a bien sûr beaucoup de fonctions d'activations possibles, répondant aux critères que nous avons donnés, toutefois dans la pratique il y en a principalement 2 qui sont utilisées :

La fonction de Heaviside :

$$\forall x \in \mathbb{R}, f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

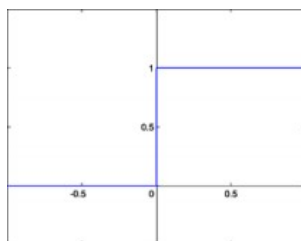


Figure III.3 : Graphe de la fonction de Heaviside [12]

La fonction sigmoïde :

$$\forall x \in \mathbb{R}, f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

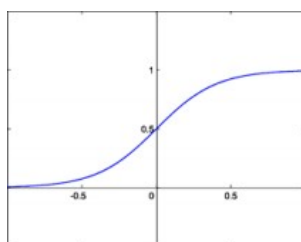


Figure III.4 : Graphe de la fonction Sigmoidale [12]

III. 4 Les réseaux de neurones

III.4.1 Définition [9]

Un réseau de neurones artificiels est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Il possède la propriété de mémoriser des expériences passées en vue de les utiliser dans des procédés non connus à l'avance.

En général on le considère comme un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en 3 couches :

- Une couche d'entrée : comprenant les neurones recevant et transmettant les données x_i en sortie.
- Une ou plusieurs couches cachées : contiennent les neurones qui introduisent la fonction d'activation du réseau.
- Une couche de sortie : qui est considérée comme une combinaison linéaire des sorties des neurones de la dernière couche cachée.

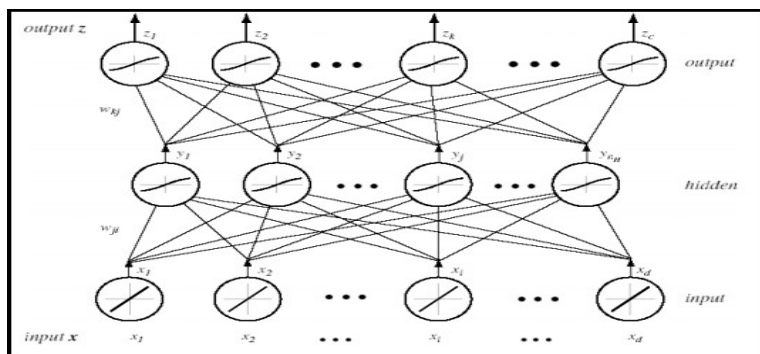


Figure III.5 : Schéma d'un réseau neurone artificiel [11]

De plus, chaque réseau de neurones est caractérisé par trois éléments:

1. La fonction de chaque unité (neurone).
2. La topologie du réseau.
3. La stratégie d'apprentissage.

III .4.2 Apprentissage

III .4.2.1 Définition [9]

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Durant cette phase de fonctionnement, le réseau adapte sa structure « les poids des connexions » afin de fournir sur ses neurones de sortie les valeurs désirées.

Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent.

III .4.2.2 Types d'apprentissage [13]

Les algorithmes d'apprentissage peuvent se catégoriser selon le mode d'apprentissage qu'ils emploient :

a) *L'apprentissage supervisé*

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente les données aux entrées.

Dans ce type d'apprentissage le réseau s'adapte par comparaison entre les résultats calculés en fonction des entrées fournies et la réponse désiré en sortie.

b) *L'apprentissage non supervisé*

L'apprentissage est dit non supervisé lorsque le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'on lui présente les données aux entrées.

En général on parle d'apprentissage non supervisé lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles et que le nombre de classe et leur nature n'ont pas été prédéterminés. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrées similaires.

c) *L'apprentissage partiellement supervisé*

C'est le cas quand un modèle énonce qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut-être à une classe B ou C.

d) *L'apprentissage hybride*

Dans ce mode, une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé.

e) *L'apprentissage par renforcement*

Le renforcement est en fait une sorte d'apprentissage supervisé, Le réseau va tendre à maximiser index de performance qui guide l'algorithme d'apprentissage. Le système étant capable ici de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non.

III 4.2.3 Règles d'apprentissage [14]

Les règles d'apprentissage des réseaux de neurones a fait l'objet de nombreux travaux et continue d'être un champ de recherche très actif.

Dans ce présent mémoire, nous avons choisi de définir les règles les plus utilisées.

a) *Règle de correction d'erreurs*

Cette règle s'inscrit dans le model d'apprentissage supervisé, elle est fondée sur la correction de l'erreur observée en sortie. Si on considère **Y** comme étant la sortie calculée par le réseau et **D** la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur ($D - Y$) afin de modifier les poids des connexions et diminuer l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce qu'**Y** soit égale à **D**.

b) Règle de Hebb

Dans cette section, nous abordons une règle qui s'inspire des travaux du neurophysiologiste Donald Hebb. Dans le contexte des réseaux artificiels, on peut reformuler l'énoncé de Hebb sous la forme d'une règle d'apprentissage en deux parties :

1. Si deux neurones de part et d'autre d'une synapse (connexion) sont activés simultanément d'une manière synchrone alors la force de cette synapse doit être augmentée.
2. Si les mêmes deux neurones sont activés d'une manière asynchrone, alors la synapse correspondante doit être affaiblie.

En général la modification des poids synaptiques W_{ij} ne dépend que de l'activation d'un neurone **i** et d'un autre neurone **j**.

c) Règle d'apprentissage par compétitions

L'apprentissage compétitif, comme son nom l'indique, consiste à faire livrer à une compétition les neurones d'un réseau pour déterminer lequel sera actif à un instant donné. Contrairement aux autres types d'apprentissage ou généralement, tous les neurones peuvent apprendre simultanément et de la même manière, l'apprentissage compétitif produit un «vainqueur» ainsi que parfois, un ensemble des neurones voisins du vainqueur bénéficient d'une adaptation de leur poids.

Dans leur forme la plus simple, les réseaux de neurones qui utilisent l'apprentissage compétitif sont souvent constitués d'une seule couche de neurones de sortie.

III.4.3 Types des réseaux de neurones [9]

Principalement il y a deux types de réseaux de neurones

III.4.3.1 Les réseaux FEEDBACK

Ce sont les réseaux de neurones dont lesquels il y a retour en arrière de l'information. Ils sont appelés réseaux récurrents, **Figure III.6**.

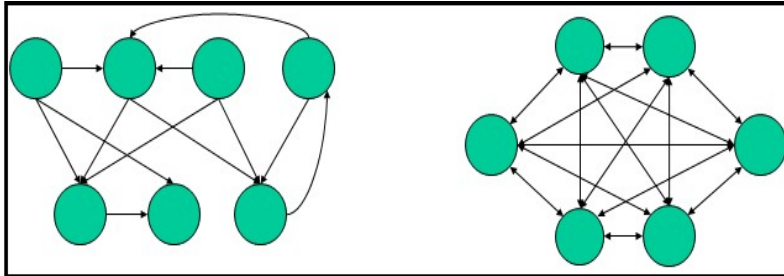


Figure III.6 : Schéma d'un réseau neurone FEEDBACK [15]

On ne cesse d'inventer de nouveaux types des réseaux FEEDBACK, toujours mieux adaptés à la recherche de solutions à des problèmes particuliers parmi lesquels :

a) Les réseaux Hopfield

Le réseau de Hopfield fut présenté en 1982. Ce réseau est basé sur le principe des mémoires associatives. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif. Il est capable de trouver n'importe quel objet stocké à partir d'une représentation partielle ou bruitée.

Le modèle de Hopfield utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents où tous les neurones sont connectés entre eux. Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau.

b) Les cartes organisatrices de Kohonen

Ce réseau a été présenté par Kohonen en 1982 en se basant sur l'architecture du cortex. Ils sont des réseaux à apprentissage non supervisé compétitif. Les cartes de Kohonen sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une sortie.

Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie. Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace de deux dimensions défini par une grille rectangulaire ou hexagonale.

c) Les ART : Adaptive Résonance Théorie

Les architectures ART sont issues des travaux de Stephen Grossberg et Gail Carpenter de 1982 à 1992. Ils sont conçus pour résoudre le problème de stabilité des réseaux. Ces réseaux utilisent l'apprentissage compétitif supervisé ou non supervisé.

III.4.3.2 Les réseaux FEEDFORWARD

Ce sont les réseaux de neurones dont lesquels l'information se propage de couche en couche sans retour en arrière.

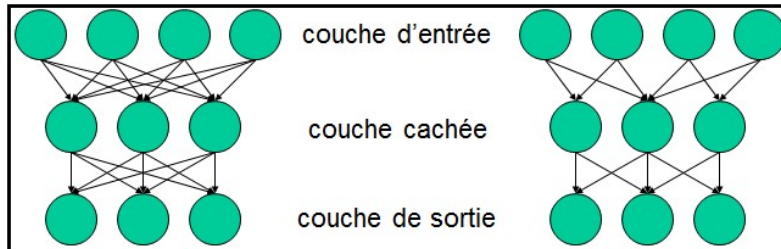


Figure III.7 : Schéma d'un réseau neurone FEEDFORWARD [15]

-Les Perceptrons

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue FRANK Rosenblatt à la fin des années 50. Il représente sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents.

On distingue deux types de Perceptrons

a) Le Perceptrons monocouche

C'est un réseau simple, il a une couche d'entrée et une couche de sortie. À la base, il a été conçu pour la reconnaissance des formes mais on l'utilise également dans d'autres buts notamment la classification et la résolution des opérations logiques simples (ET / OU). Il suit l'apprentissage supervisé suivant la règle de la correction d'erreur et la règle de Hebb.

b) Le Perceptrons monocouche PMC

C'est une extension du premier, avec une ou plusieurs couches cachées entre la couche d'entrée et de sortie. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont les fonctions seuil et sigmoïde. On l'a conçu pour résoudre les opérations logiques les plus compliquées. Il suit un apprentissage supervisé suivant la règle de la correction d'erreur et la règle de Hebb.

c) Les réseaux de fonction radiale RBF « Radial Basis Functions »

Les réseaux de fonction radiale RBF sont issus des travaux de Broomhead et Lowe en 1988 et de Moody et Darken en 1989. L'architecture de ces réseaux est la même que pour les PMC sauf qu'ils contiennent qu'une seule couche cachée dotée d'une fonction d'activation gaussienne. Cette dernière correspond à une onde caractéristique de l'électrocardiogramme et c'est pour cette raison que nous avons choisi d'utiliser les réseaux RBF dans la modélisation des signaux ECG.

Leurs applications sont la classification et la modélisation. Ils suivent un apprentissage supervisé ou hybride suivant la règle de la correction d'erreur ou la règle d'apprentissage par compétitions ou autre.

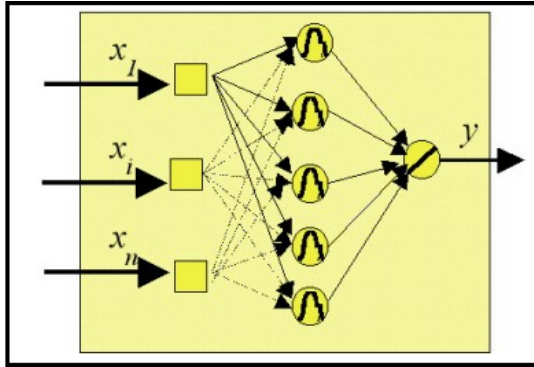


Figure III.8 : Schéma d'un réseau neurone RBF [16]

Après avoir défini les différents types de réseaux de neurones on va aborder dans la suite de ce chapitre l'apprentissage de notre système en introduisant la modélisation par réseaux de neurones RBF ayant pour but l'extraction des paramètres des battements des signaux ECG.

III.5 La modélisation

La modélisation est la conception d'un modèle, qui représente un phénomène à l'aide d'un système qui possède des propriétés analogues à ce phénomène. Selon son objectif et les moyens utilisés, la modélisation est appliquée dans plusieurs domaines. Dans notre cas, la modélisation des signaux consiste à reproduire notre signal (battement) par une somme de fonctions mathématiques pour extraire les paramètres mathématiques des battements afin de pouvoir les classer. Il y a plusieurs types de modélisation en citant la modélisation en décomposition en ondelette, modélisation par réseau de neurones à fonctions dorsales et la modélisation par réseau de neurone à fonction radiale de base (RBF) ...

Cette dernière méthode qui a pour fonction d'activation la gaussienne est plus convenable avec notre cas grâce à sa forme qui peut correspondre aux ondes caractéristiques du signal ECG, elle a comme paramètres la pondération A_i (amplitude), la moyenne μ_i et l'écart type σ_i qui sont les poids du réseau (ce sont les paramètres qui nous intéressent).

Il existe plusieurs algorithmes utilisés pour l'extraction des paramètres du signal. Dans ce présent mémoire, nous avons choisi l'algorithme GOF (Generalized Orthogonal Forward Regression) qui nous permet d'optimiser ces paramètres. C'est un algorithme utilisé dans l'apprentissage des réseaux de neurones RBF pour modélisation.

L'utilisation de cet algorithme nécessite la construction d'une bibliothèque $\mathbf{B}$ qui contient des gaussiennes de différentes largeurs σ_i centrées à différents emplacements temporels μ_i .

III .5.1 Construction de la bibliothèque B [9]

Pour un signal de N_e points, B est l'ensemble suivant :

$$B = \left\{ \begin{array}{l} G(\mu, \sigma) \\ \mu = j * \frac{N_e}{2^k} \\ \sigma = \frac{N_e}{2^{k+1}} \\ j \in [0, 2^k] \\ k \in [1, K_{max}] \end{array} \right\}$$

- $G(\mu, \sigma)$ est la fonction gaussienne d'écart-type σ et de moyenne μ .

$$G(\mu, \sigma) = e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

- N_e est le nombre d'échantillons.
- N est le nombre de régresseurs.

Dans la suite des équations, les N régresseurs de la bibliothèque B seront notés $\{B^i\}_{i=[1,N]}$.

Notant que tous les gaussiennes de la bibliothèque B ont la même amplitude $A = 1$.

Commentaire[Djamila1]: Définir N et pourquoi 132
Essays de bien clarifier, N , K,

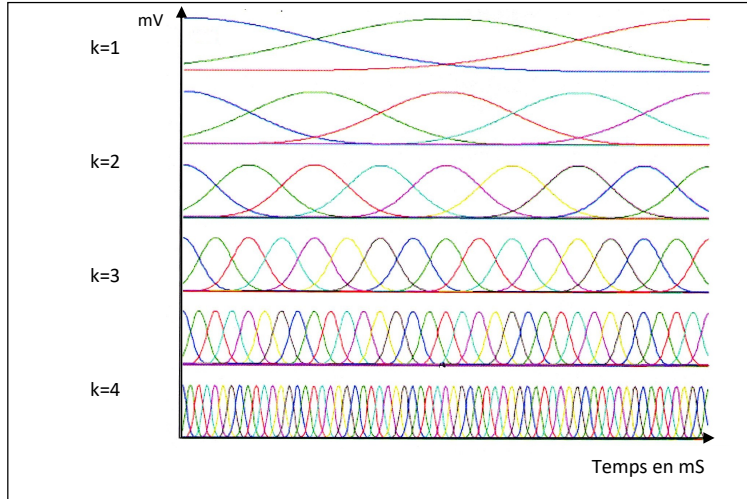


Figure III.9 Représentation de la bibliothèque B

III .5.2 Principe de l'algorithme [3]

La procédure présentée ici intègre à chaque étape la sélection et l'ajustement, régresseur par régresseur : avant chaque orthogonalisation par rapport à un régresseur sélectionné, on effectue une optimisation des paramètres de ce dernier afin de le rapprocher au mieux du signal. Une fois optimisé, ce nouveau régresseur remplace l'ancien dans la bibliothèque et l'orthogonalisation se fait par rapport au régresseur optimisé.

Le battement S et les régresseurs de la bibliothèque sont des signaux temporels constitués de N_e points d'échantillonnage. Pour l'application de l'algorithme GOF, ils sont considérés comme des vecteurs de l'espace à N_e dimensions, appelé espace des observations.

Nous décrivons ce principe en détail ci-dessous.

III 5.3 Différentes étapes de l'algorithme [3]

a) Sélection

À la première itération, le signal est $S = S^1$, et les vecteurs régresseurs sont les $B^l = \{B^l_k\}_{k=1, N_l}$. Le vecteur de la famille B^l le plus pertinent c'est celui qui fait le plus petit angle avec le vecteur signal. Autrement dit, qui a le plus grand cosinus en valeur absolue avec le signal S^1 . Ce régresseur pertinent porte l'indice m_l .

$$\text{Cos}(S^1, B_{m_l}) = \text{Max} \left(\frac{|S^1 * B^1_k|}{\|S^1\| * \|B^1_k\|} \right)_{k \in [1, N]}$$

Une fois sélectionné, le régresseur B_{m_l} peut être envisagé comme une fonction temporelle paramétrée, on optimise ces paramètres pour le faire rapprocher au mieux du signal avant de chercher un deuxième régresseur.

b) Optimisation du régresseur

L'optimisation du régresseur B_{m_l} se fait en minimisant l'erreur quadratique moyenne J entre S^1 , et la fonction B_{m_l} d'écart-type σ_{m_l} , de position temporelle μ_{m_l} , et d'amplitude A_{m_l} .

$$J(\sigma_{m_l}, \mu_{m_l}, A_{m_l}) = \frac{1}{N_e} \sum_{k=1}^{N_e} \left(S^1(k) - A_{m_l} \exp\left(-\frac{(k - \mu_{m_l})^2}{2\sigma_{m_l}^2}\right) \right)^2$$

Notre méthode consiste à optimiser les paramètres des régresseurs l'un après l'autre en commençant par la moyenne μ_{m_l} où on va fixer un intervalle $[\mu_{m_l}-D, \mu_{m_l}+D]$. Dans cet intervalle on fait varier la moyenne par un pas du maximum au minimum pour obtenir la moyenne optimale qui correspond à

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

Mis en forme[Zinedine Fatah Toualbia]: Français(France)

l'erreur quadratique minimale. En suite on va optimiser le régresseur résultant par rapport a son écart-type puis a son amplitude en appliquant les mêmes étapes.

Nous soulignons que les paramètres utilisés dans cette optimisation (D et le pas) devront être choisis de façon aléatoire, sans aucune règle précise. Cela nous oblige d'effectuer plusieurs test et essais afin de choisir ces paramètres de façon optimale.

Cette optimisation a l'avantage d'être rapide car on n'optimise ici que trois paramètres: les paramètres d'une gaussienne.

A l'issue de cette optimisation, les paramètres σ_{m1}^* , μ_{m1}^* et A_{m1}^* du régresseur B_{m1}^* sont désormais ajustés, et sont solutions du problème d'optimisation.

c) Orthogonalisation

L'orthogonalisation est effectuée par rapport au *régresseur ajusté* B_{m1}^* et *non* par rapport au *régresseur sélectionné* B_{m1} :

$$B_k^2 = B_k^1 - \frac{B_k^1 * B_{m1}^{1*}}{B_{m1}^{1*} * B_{m1}^{1*}} * B_{m1}^{1*} \forall k \in [1, N] - \{m1\}$$

$$S^2 = S^1 - \frac{S^1 * B_{m1}^{1*}}{B_{m1}^{1*} * B_{m1}^{1*}} * B_{m1}^{1*}$$

S^2 et les $\{B_k^2\}_{k=[1, N] - \{m1\}}$ sont respectivement ce qui reste du signal et des régresseurs de leurs projection dans l'espace orthogonal à B_{m1}^* .

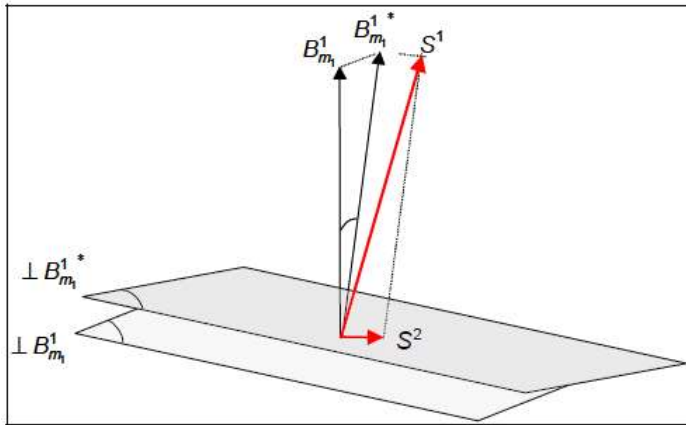


Figure III.10 : Orthogonalisation par GOFR [3]

Après la première orthogonalisation, nous disposons de $N-1$ régresseurs pour expliquer le signal S^2 , ce qui prépare à l'itération suivante (sélection, optimisation, orthogonalisation).

Les itérations suivantes sont construites sur ce même schéma de trois étapes : La sélection du meilleur régresseur B_{mi} de la bibliothèque obtenue par le calcul des angles que chacun d'eux forme avec le signal.

L'ajustement des paramètres du régresseur sélectionné pour obtenir le nouveau régresseur B^*_{mi} .

L'orthogonalisation des régresseurs restant et du signal par rapport à B^*_{mi} .

Notant que nous avons choisis 5 itérations pour faciliter la classification et minimiser l'erreur.

III .6 La classification

Après avoir extrait les paramètres essentiels et construit la base de donnée, on va aborder dans cette partie la classification de ces paramètres. Nous détaillons ensuite, l'ensemble des procédés et les techniques utilisées pour la reconnaissance. Enfin nous allons présenter le système que nous avons développé pour la classification de nos signaux ECG.

D'une façon générale il existe deux types de classifications [17]

III. 6.1 Classification non supervisée

C'est le type de classification où on ne connaît pas le nombre de classes. Ces méthodes sont avantageuses quand nous n'avons pas un ensemble d'apprentissage assez grand.

III. 6.2 Classification supervisée

Le nombre de classes dans ce cas est connu. On distingue deux types de classification supervisée paramétrique et non paramétrique.

a) Classification paramétrique

On parlera de classification paramétrique dans le cas où la distribution des paramètres est connue, ces méthodes sont basées sur le rapport de vraisemblance. Nous décrivons cette méthode en détail ci-dessous :

Soit $P(X/W_1)$ la probabilité que le vecteur X est de la classe 1, $P(X/W_2)$ la probabilité que le vecteur X est de la classe 2. De plus on note $P(W_i)$ la probabilité de la classe ($\sum P(W_i) = 1$), et $P(W_i/X)$ la probabilité de classer le vecteur X dans la classe i .

On dit que X est classifié dans W_1 si :

$$P(W_1/X) > P(W_2/X)$$

On dit que X est classifié dans W_2 si :

$$P(W_2/X) > P(W_1/X)$$

Mais

$$P(W_1/X) = \frac{P(X/W_1) P(W_1)}{P(X)}$$

Avec

$$P(X) = P(X/W_1) P(W_1) + P(X/W_2) P(W_2)$$

Donc X est classifié dans W_1 si :

$$\frac{P(X/W_1) P(W_1)}{P(X)} > \frac{P(X/W_2) P(W_2)}{P(X)}$$

Ou

$$\frac{P(X/W_2)}{P(X/W_1)} < \frac{P(W_1)}{P(W_2)}$$

On peut démontrer de la même méthode que X est classifié dans W_2 si :

$$\frac{P(X/W_1)}{P(X/W_2)} < \frac{P(W_2)}{P(W_1)}$$

D'où on a le rapport de vraisemblance :

$$N(X) = \frac{P(X/W_2)}{P(X/W_1)}$$

b) Classification non paramétrique

Dans notre cas, la distribution des paramètres est inconnue. Nous avons donc utilisé une des méthodes de classification non paramétriques.

Ils existent plusieurs méthodes utilisés pour la classification non paramétriques des signaux. Pour ce présent mémoire nous avons choisi le classifieur SVM (Support Vector Machine).

Les SVM ou les machines à vecteurs de support sont des techniques d'apprentissage supervisée destinées à résoudre les problèmes de discriminations et régression. Les SVM sont généralement des classifieur linéaires.

Les SVM ont été développés par Vladimir Vapnik en 1995. Ils ont été rapidement adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions et leurs bons résultats en pratique. Ils

ont été appliqués à de très nombreux domaines (Bio-informatique, Biomédecine, recherche d'information, vision par ordinateur, finance, ect).

-Principe général des SVM [18]

La résolution de problème de discrimination passe par la construction d'une fonction f qui fait correspondre à chaque vecteur d'entrée x une sortie y :

$$y = f(x)$$

Pour notre étude on se limite au problème de discrimination à deux classes (discrimination binaire) c'est-à-dire $y \in \{-1, 1\}$.

Pour mieux comprendre la notion de discrimination on choisit une fonction discriminante linéaire :

$$f(x) = w^T * x + w_0.$$

Il est décidé que x est de classe :

- 1 si $f(x) \geq 0$.
- -1 dans le cas contraire.

La frontière de décision $f(x) = 0$ est un hyperplan appelé hyperplan séparateur.

Prenons un exemple pour bien comprendre le concept de séparation. Imaginons un plan dans lequel sont repartis deux groupes de points. Les points (+) pour $y > x$ et les points (-) $y < x$.

On peut trouver un séparateur linéaire évident dans cet exemple, la droite d'équation $y = x$. Dans ce cas on dit que le problème est linéairement séparable.

Pour des problèmes plus compliqués comme notre cas, il n'existe pas de séparateur linéaire imaginons par exemple que les points (-) sont regroupées en un cercle, avec des points (+) tout autour : aucun séparateur linéaire ne peut séparer ces deux groupes : le problème n'est pas linéairement séparable, il n'existe pas d'hyperplan séparateur, ils existent plusieurs techniques pour résoudre ce problème, parmi ces méthode son cite la technique du « Kernel trick » qu'on va l'utiliser.

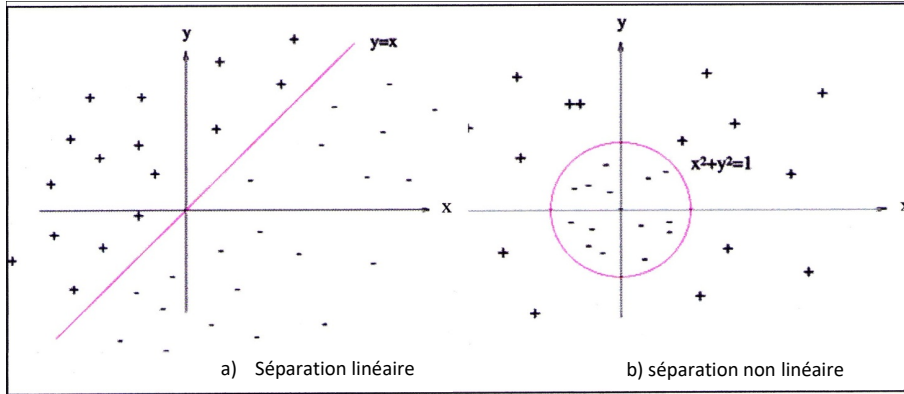


Figure IV.1 : Exemple d'un problème de discrimination à deux classes [18/39]

c) Technique du *Kernel trick* [18]

La technique de Kernel trick est utilisée pour résoudre les cas où il n'existe pas d'hyperplan séparateur dans l'espace où ils sont répartis les deux groupes de points. Afin de remédier à ce problème de séparateur linéaire, l'idée des SVM est de reconsidérer le problème dans un espace de dimensions supérieures.

Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe un séparateur linéaire. Plus formellement, on applique aux vecteurs d'entrée x une transformation non linéaire H pour obtenir l'espace d'arrivée $H(x)$ appelé espace de redescription. Dans cet espace, on cherchera l'hyperplan $f(x) = 0$, tel que :

$$f(x) = w^T * H(x) + w_0.$$

Le problème de cette formulation est qu'elle implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription de dimension élevée, ce qui est coûteux en termes de calcul. Pour résoudre ce problème, on utilise une astuce qui consiste à utiliser une fonction noyau K dont le but est de faire le calcul dans l'espace d'origine, où $K = H(x_i)^T * H(x_j)$.

En pratique, la fonction doit respecter certaines conditions :

- Elle doit correspondre à un produit scalaire dans un espace de grande dimension.
- Elle doit être symétrique.

Il existe plusieurs noyaux employés pour l'usage des SVM. Parmi ces noyaux, on trouve :

- Fonction gaussienne ou RBF (**Radial Basis Functions**).
- Fonction polynomiale : $K(x_i, y_j) = (x_i^T y_j)^d$.

- Fonction noyau linéaire : $K(x_i, y_j) = x_i^T y_j$.

III.7 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre nous avons exposé les éléments essentielles qui permettent de comprendre le fonctionnement des réseaux de neurones et de connaître les différents types et règles d'apprentissage ainsi que les différents types de réseaux de neurones. Nous retenons que certains réseaux de neurones peuvent être utilisés pour la classification, la détection de forme, l'approximation de fonctions ou bien à la modélisation des phénomènes physiologiques.

Dans la deuxième partie on a présenté la modélisation des signaux ECG par réseaux de neurones RBF comme un outil utilisable pour l'extraction des paramètres des battements.

Dans la troisième partie nous avons abordé la classification comme la dernière étape de notre travail. Dans ce présent mémoire nous avons choisi une classification non supervisée et non paramétrique. C'est la fonction SVM qui nous a permis de réaliser avec succès notre classification.

Supprimé[Ikram Kaoula]: de bons classifieur, d'autre sont meilleur pour la détection de forme, d'autre pour l'approximation de fonctions et d'autre sont mieux adopter a la modélisation (extraction des paramètres) des phénomènes physiologiques..

Pour un suivi continu du patient, le cardiologue doit avoir d'une façon interrompue son enregistrement du signal ECG. Ainsi le patient doit porter un appareil qui réalisera l'enregistrement du signal cardiaque sur une longue durée (Holter). Le défrichissement de ces signaux par le médecin est impossible vue la quantité d'information. Ainsi le traitement doit ce faire d'une manière automatique pour cela nous adoptons les phases suivantes :

- Acquisition des signaux ECG.
- Prétraitement des signaux.
- Extraction des paramètres par modélisation.
- Classification.

IV.1 Acquisition des signaux ECG

Parce qu'il est un système de calcul numérique et de visualisation graphique, Matlab est l'environnement sur lequel nous avons développé nos traitements. La première étape de notre algorithme consiste à charger les signaux ECG sous MATLAB. Nous avons choisi une banque de données de 345 ECG d'une durée de dix seconde 22 ECG normaux et 323 ECG pathologiques (Arrhythmia, Supraventricular Arrhythmia et Malignant-ventricular Ectopy), cette banque a été pris de MIT database [19], pour tester nos applications on a choisi deux signaux ECG.

- ❖ ECG1.mat (17052m).
- ❖ ECG2.mat (100m).

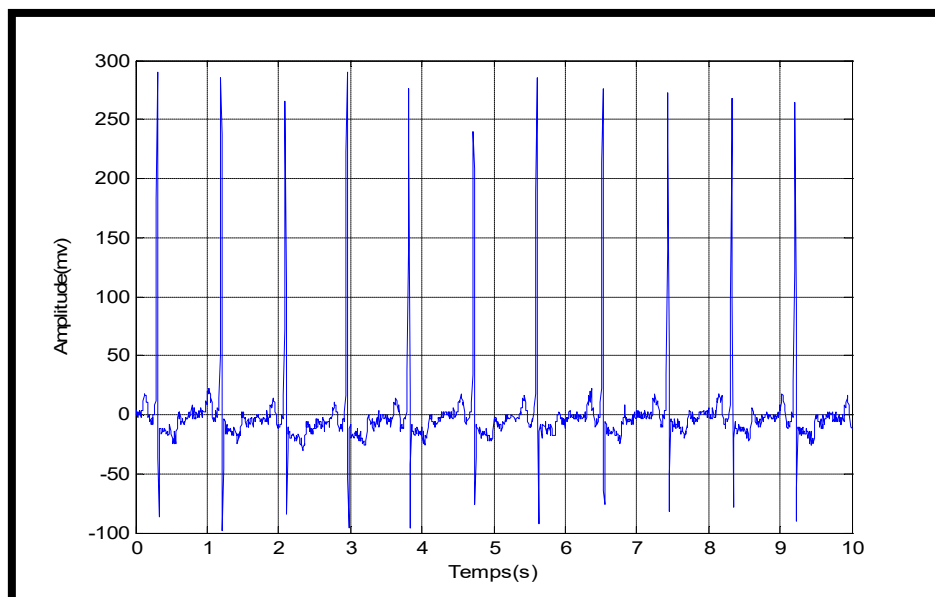


Figure IV.1 : *ECG1.mat*

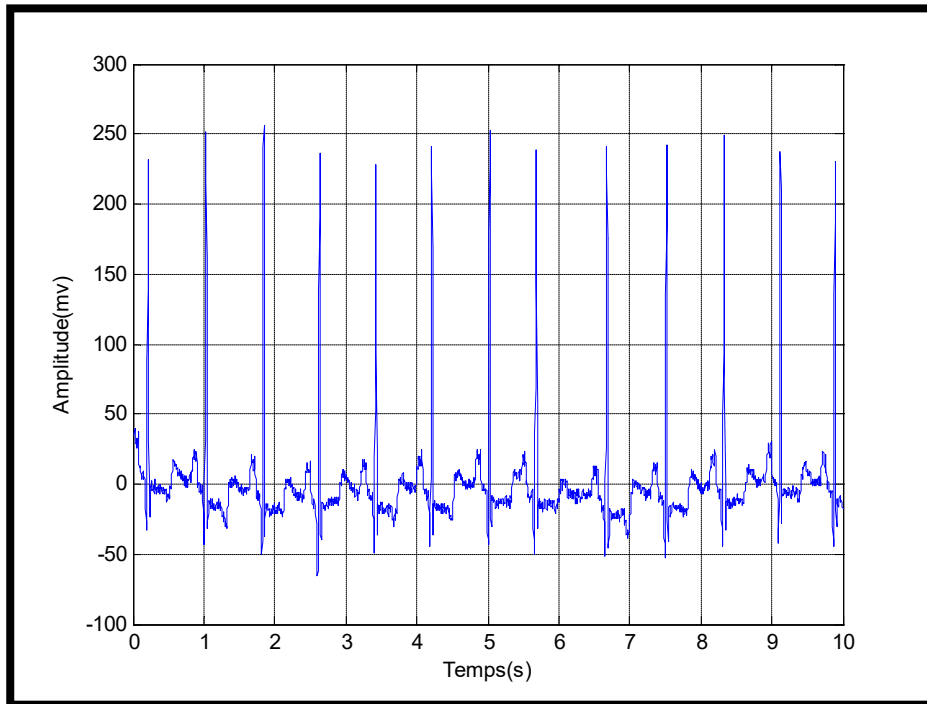


Figure IV.2 : *ECG2.mat*

La figure V.1 présente le signal ECG1.mat. C'est un signal cardiaque normal de 11 battements, et d'une durée de 10s, échantillonné à la fréquence $F_e=128\text{hz}$. Il ne contient aucune anomalie.

La figure V.2 présente le signal ECG2.mat. C'est un signal cardiaque pris sur 13 battements, d'une durée de 10s, échantillonné à la fréquence $F_e=360\text{hz}$. Il présente une anomalie au niveau des segments RR.

IV.2 Prétraitement des signaux

IV.2.1 Elimination des variations de la ligne de base

Pour l'élimination des variations de la ligne de base, nous appliquons un filtrage passe bas. Pour cela nous choisissons un filtre récursif de fréquence de coupure de 2hz [2] et d'ordre 3 dont la fonction de transfert est la suivante:

$$H(z) = 5.136 * \frac{z^3 + 3.0004z^2 + 3.0004z + 1}{z^3 - 2.93z^2 + 2.863z - 0.9326}$$

Ce filtre est un filtre Butterworth.

Après application de ce filtre aux signaux ECG1.mat et ECG2.mat, nous obtenons les résultats suivants:

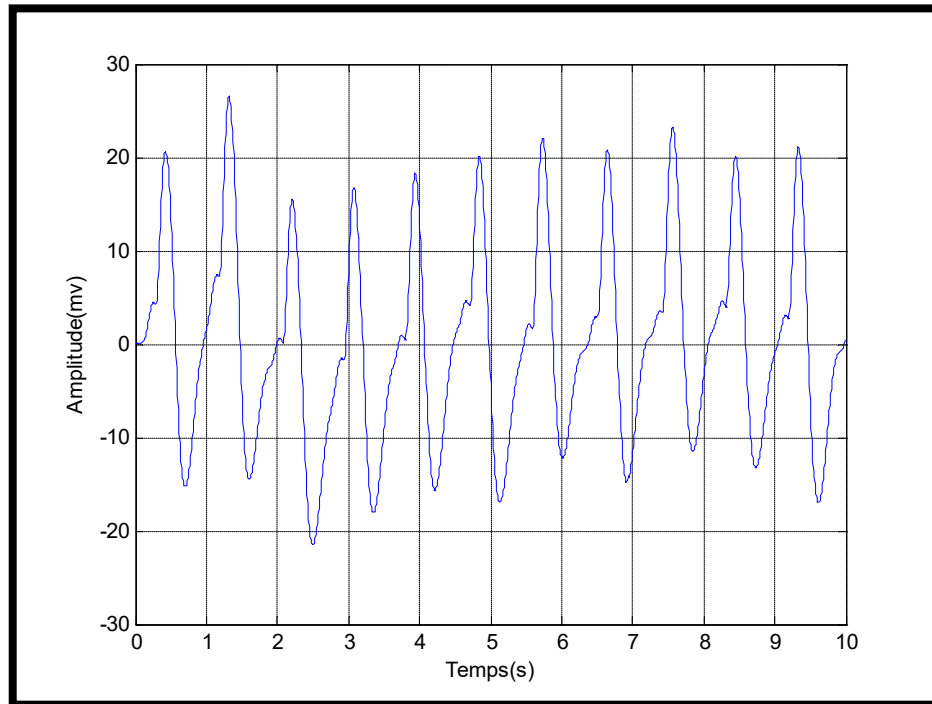


Figure IV.3 : Variations de la ligne de base pour ECG1.mat

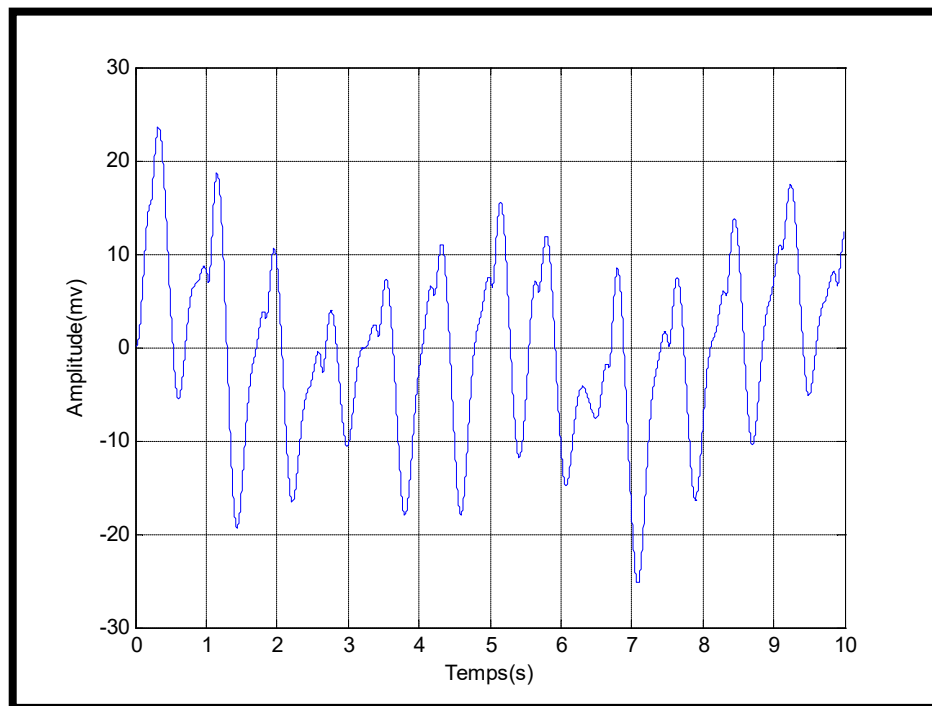


Figure IV.4 : Variations de la ligne de base pour ECG2.mat

Suite à cette première étape, nous réalisons la soustraction des signaux ECG1.mat et ECG2.mat de leurs lignes de bases, nous obtenons les deux signaux des figures (V.5, V.6).

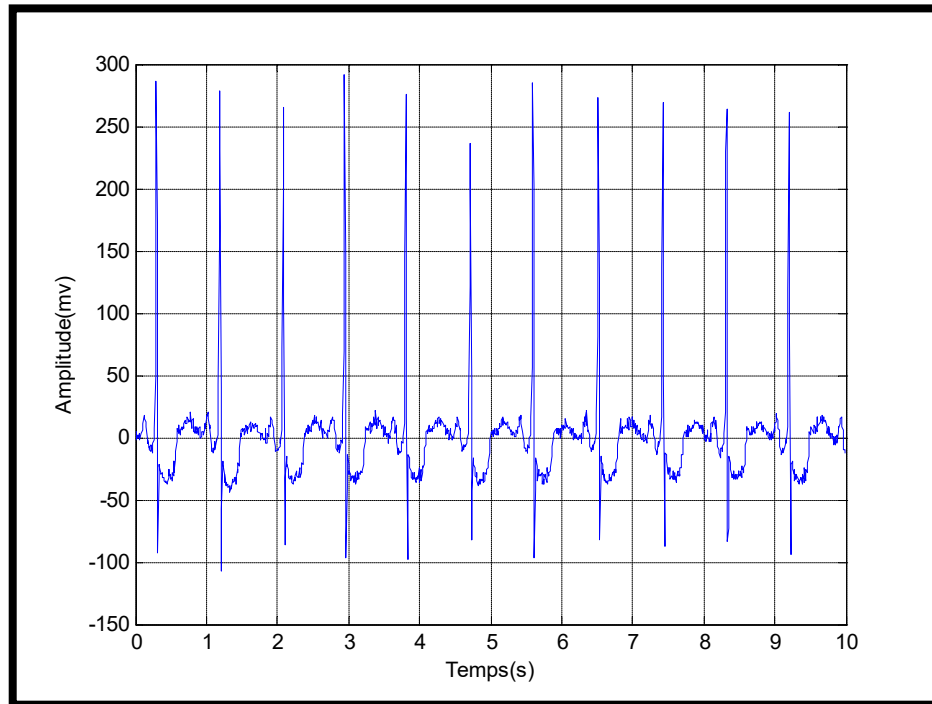


Figure IV.5 : *ECG1.mat* corrigé de sa ligne de base

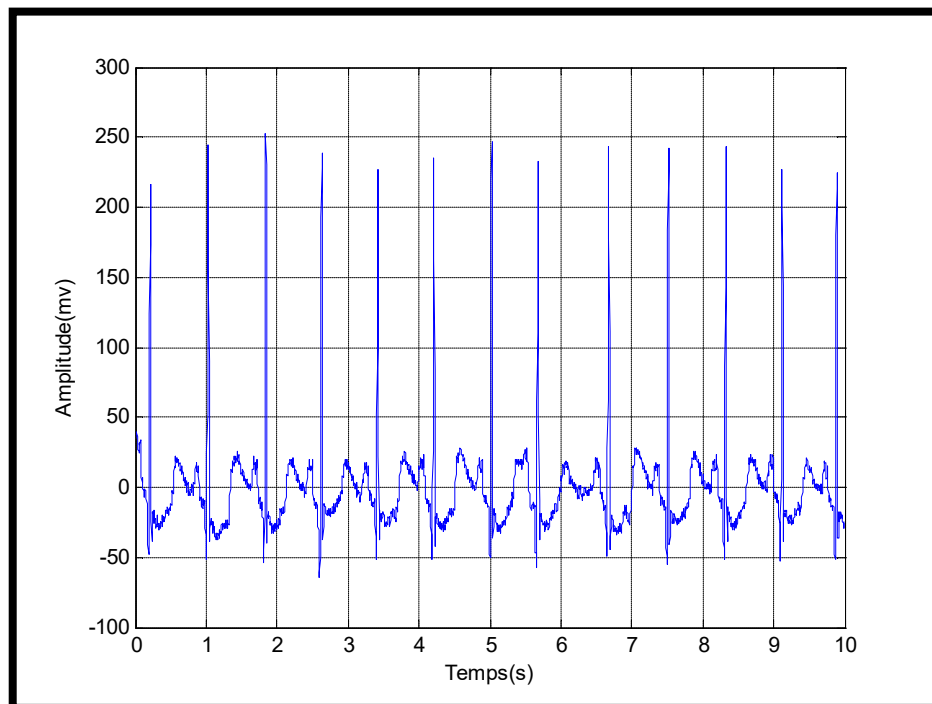


Figure IV.6 : *ECG2.mat* corrigé de sa ligne de base

Il est à remarquer que ce filtrage est nécessaire pour la détection des pics R, mais qu'il peut affecter l'information apportée par le signal ECG comme l'élimination de certaines ondes telle que l'onde T.

IV.2.2 Découpage de l'ECG en battement

Notre travail consiste à traiter l'ECG en battement donc il faut le découper. Ce fait consiste quatre étapes essentielles, commençant par la détection des pics R ensuite le calcul des segments RR qui nous permet de détecter l'onde T, afin de pouvoir découper notre signal en battement.

IV.2.3 Détection des pics R

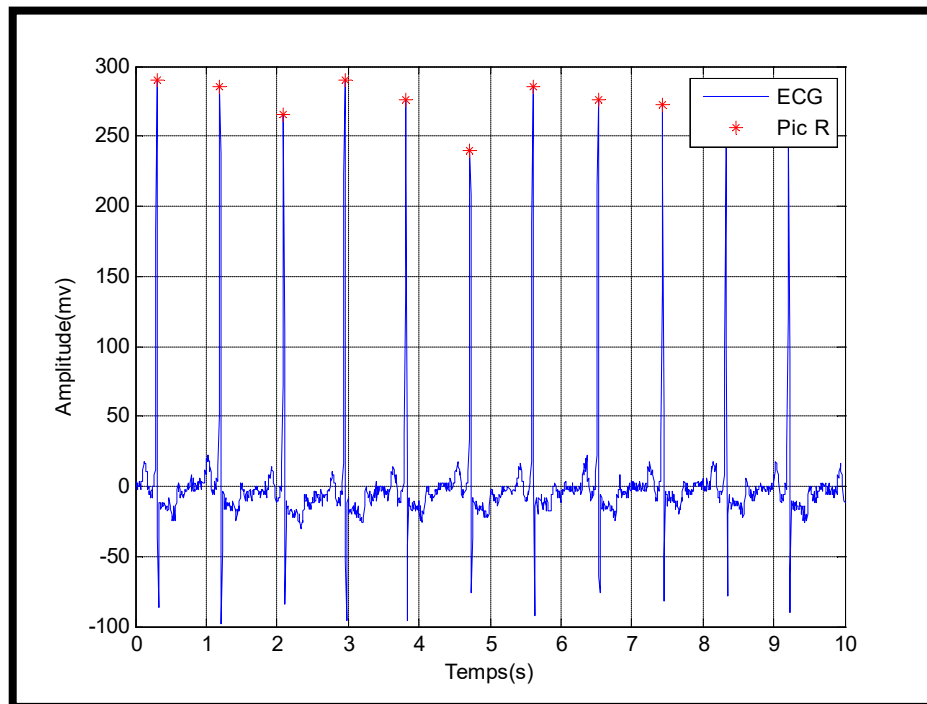


Figure IV.7 : Détection des pics R pour le signal ECG1.mat

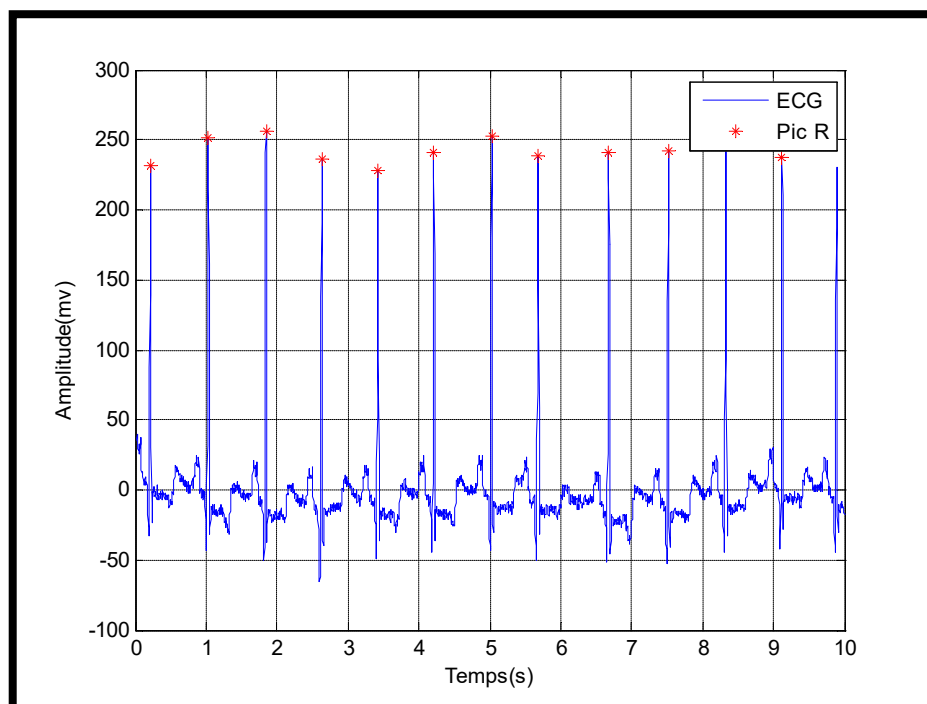


Figure IV.8 : Détection des pics R pour le signal ECG2.mat

Les figures (V.7, V.8) présentent bien les instants et les amplitudes des pics R des signaux ECG. A noter que le signal en bleu représente le signal validé par le cardiologue tandis que le signal en rouge représente les pics R validés par notre programme.

IV.2.4 Extraction des segments RR

Afin de calculer les segments RR d'un signal ECG, nous avons fait une boucle qui effectue la soustraction entre deux positions successives de pics R sur tout le signal ECG. Les tableaux suivants représentent les résultats de notre application sur les deux signaux ECG enregistrés.

RR	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10
Temps(s)	0.89	0.898	0.859	0.859	0.906	0.882	0.921	0.906	0.898	0.875

Tableau V.1 : Segments RR du signal ECG1.mat

RR	RR1	RR2	RR3	RR4	RR5	RR6	RR7	RR8	RR9	RR10
Temps(s)	0,813	0,813	0,788	0,788	0,788	0,816	0,655	0,994	0,841	0,791

Tableau V.2 : Segments RR du signal ECG2.mat

On voit d'après les tableaux V.1 que les segments RR sont pratiquement équivalents. Par contre on remarque d'après le tableau V.2 une instabilité dans les valeurs des segments RR.

Ces calculs permettent de déterminer la fréquence cardiaque moyenne ce qui implique qu'il est possible par cette méthode et à cette étape de détecter certaines anomalies liées au rythme cardiaque comme le cas de l'ECG2.mat.

IV.2.5 Détection de l'onde T

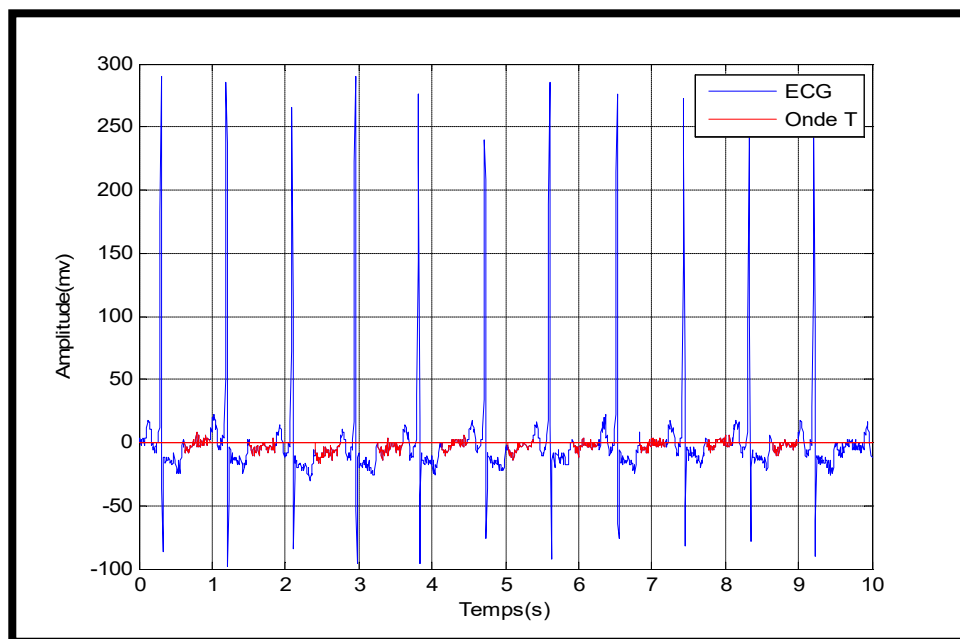


Figure IV.9 : Détection de l'onde T pour le signal ECG1.mat

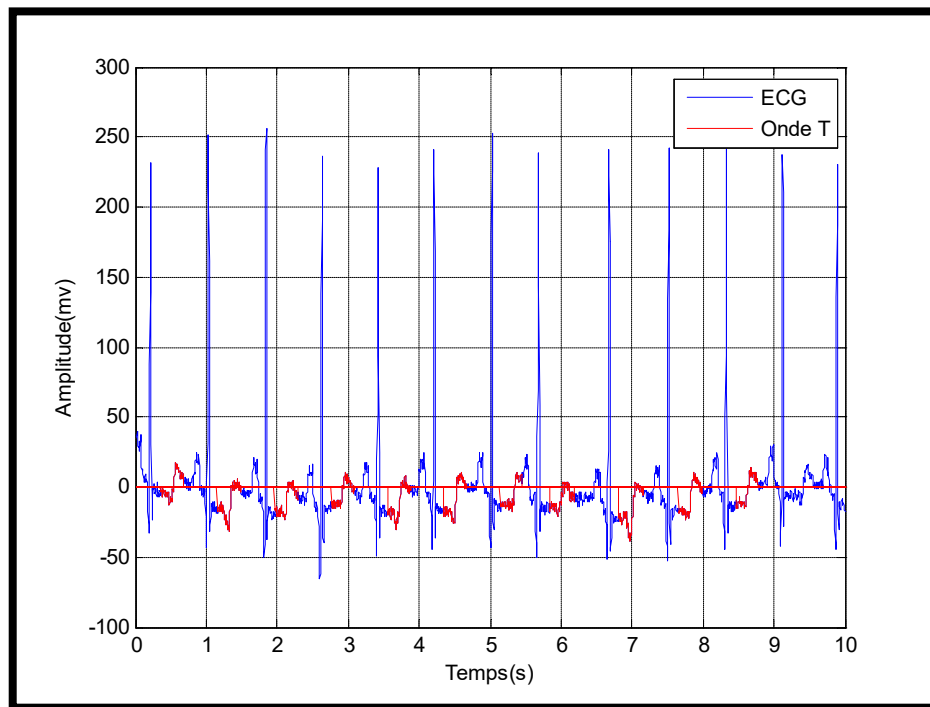


Figure IV.10 : Détection de l'onde T pour le signal ECG2.mat

Nous remarquons d'après la figure V.9 que notre programme détecte les ondes T sur les différents battements du signal ECG1.mat.

A noter que l'algorithme a été appliqué sur le signal d'origine (contenant la ligne de base) afin de ne pas perdre l'onde T. Notre programme a été testé sur plusieurs anomalies.

IV.2.6 Découpage du signal

A partir de la détection de l'onde T on a effectué avec succès le découpage des deux signaux ECG en plusieurs battements. Chaque battement s'étend de la fin de l'onde T à la fin de l'onde T du battement suivant.

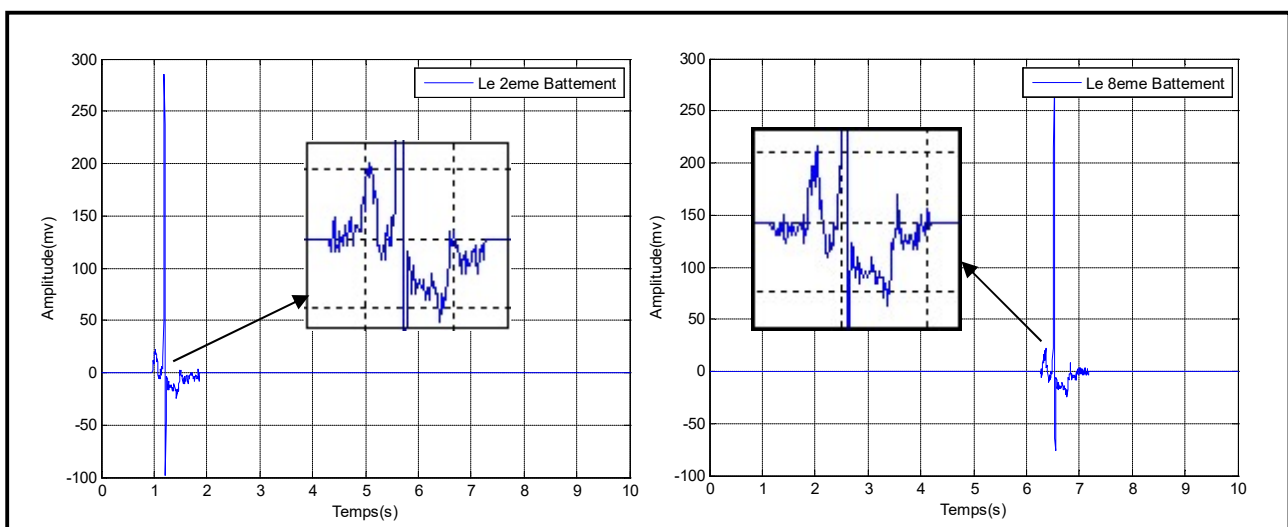
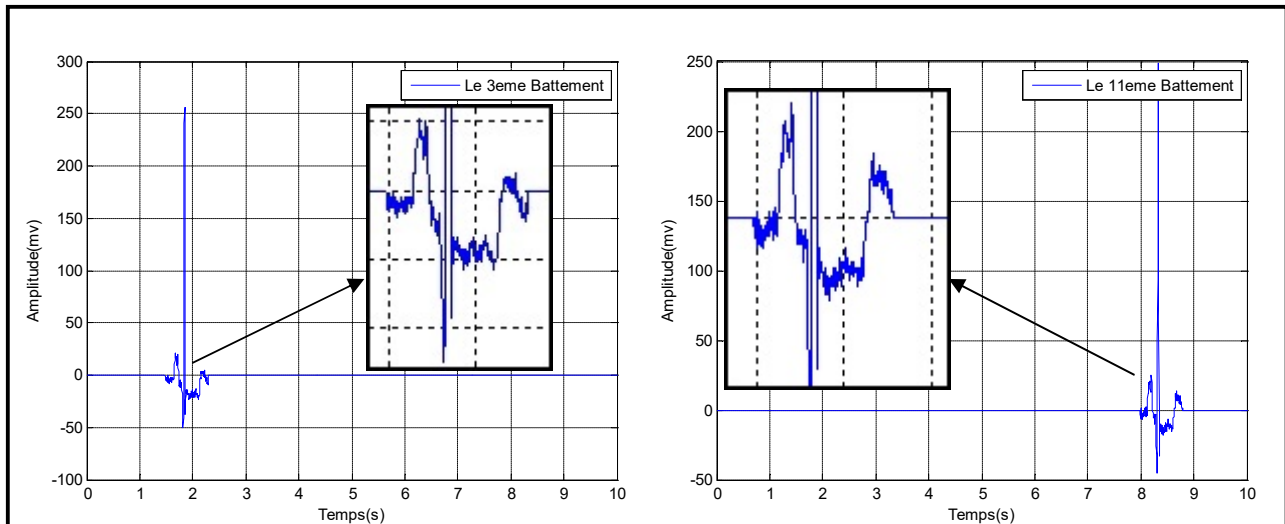
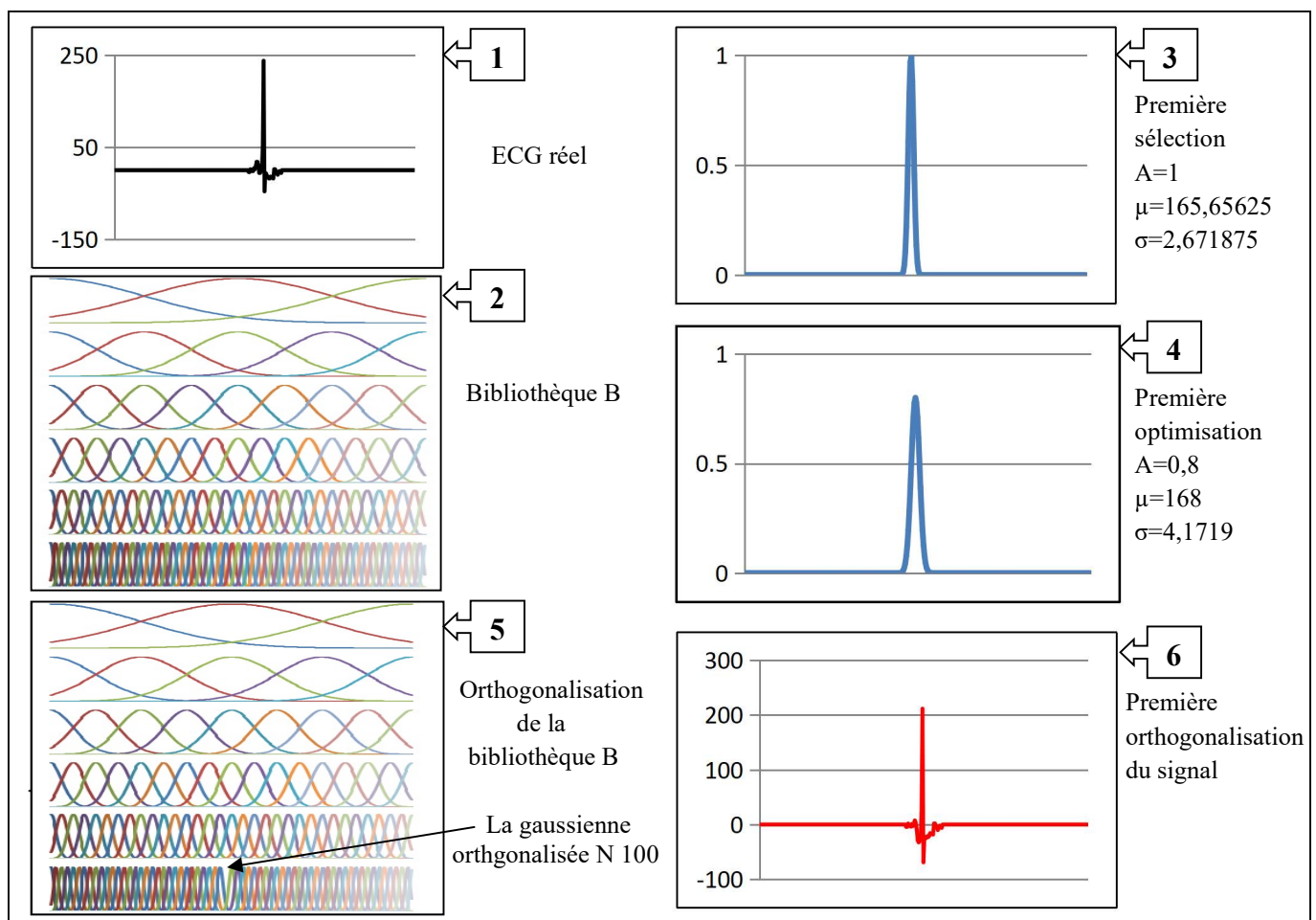


Figure IV.11: Découpage du signal ECG1.mat

Figure IV.12: *Découpage du signal ECG2.mat*

IV.3 Extraction des paramètres par modélisation

Après avoir découpé notre signal en battement on va extraire leurs paramètres par modélisation, cette extraction contient trois étapes : sélection, optimisation et orthogonalisation comme on avait vu précédemment. On va vous présenter dans ce qui suit leur première itération.

Figure IV.13 *Différentes étapes de la première itération du GOFr appliqué au deuxième*

Cette itération est répétée cinq fois pour obtenir le battement représenté par la figure (V. 14)

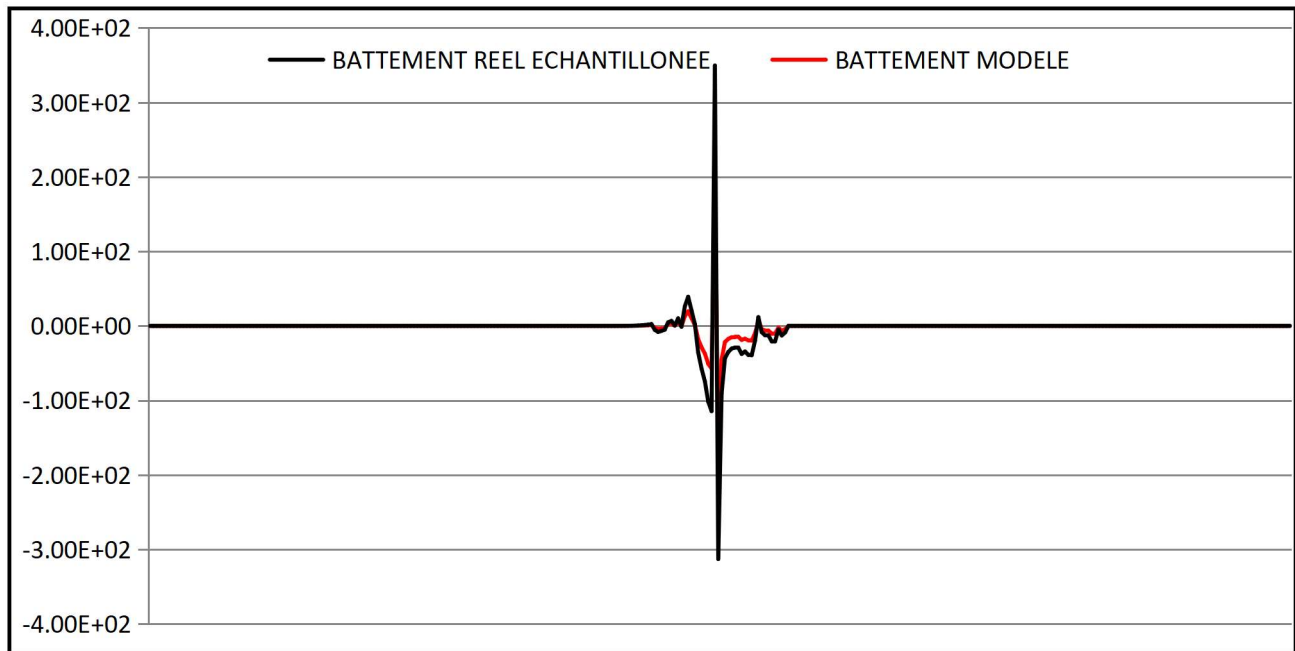


Figure IV.14 : Le deuxième battement de l'ECG1.mat

En appliquant les mêmes étapes sur les autres battements, on a obtenu les figures (V.15, V.16 et V.17). Notons que Ces figures représentent les battements modelés et les battements réels échantillonnés.

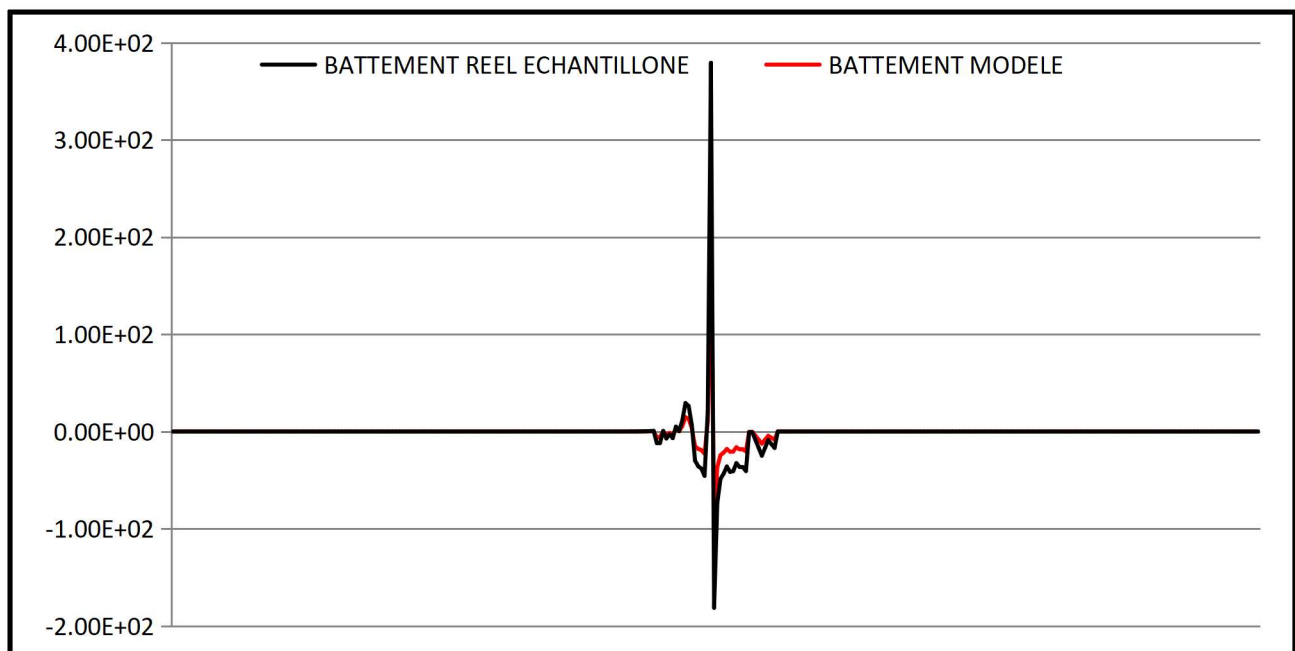


Figure IV.15 : Le huitième battement de l'ECG1.mat

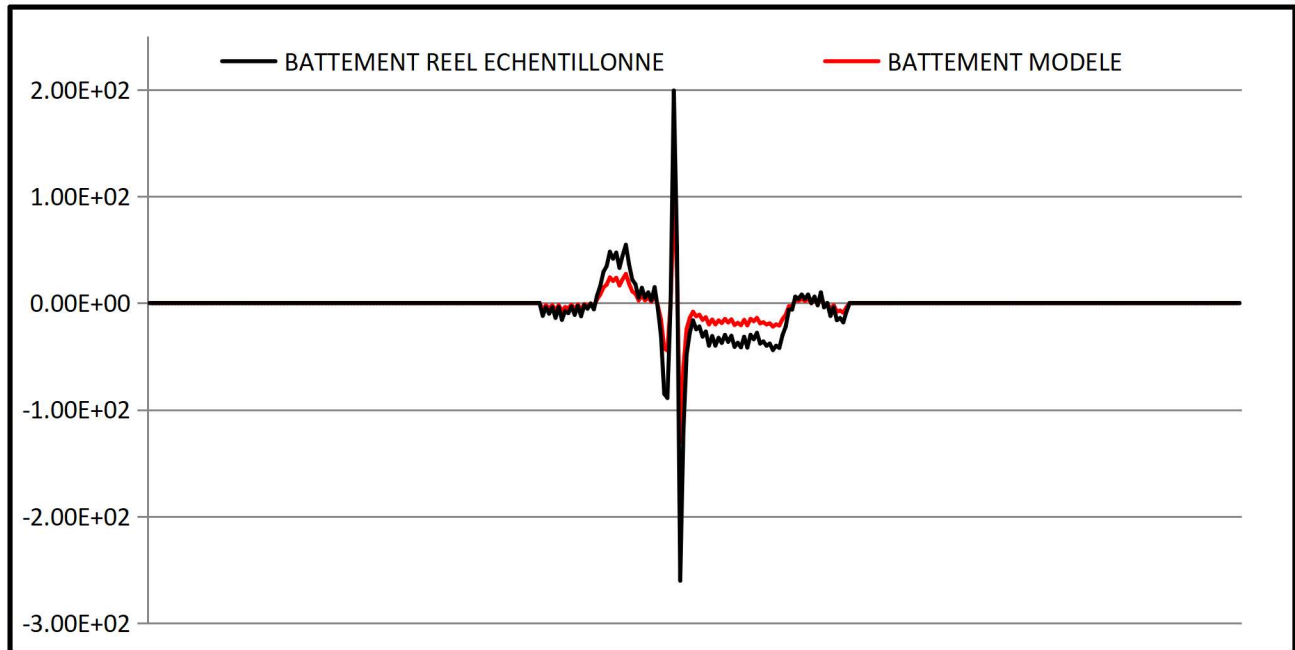


Figure IV.16 : *Le troisième battement de l'ECG2.mat*

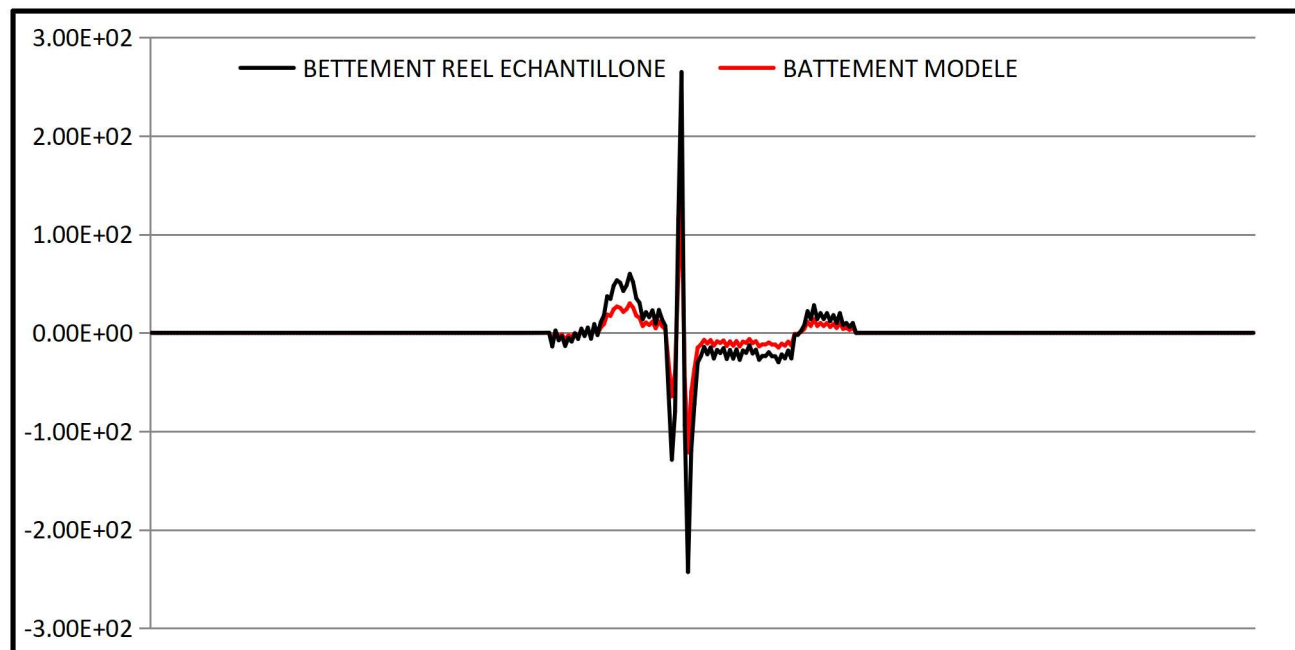


Figure IV.17 : *Le onzième battement de l'ECG2.mat*

IV.4 APPRENTISSAGE ET RECONNAISSANCE

IV.4.1 L'apprentissage

C'est l'étape la plus importante dans la réalisation d'un système de détection automatique des anomalies cardiaque, si elle se déroule sous de bonnes conditions cela permet d'avoir de bonnes performances de notre système. C'est pour cette raison que l'élaboration de la base de données est très importante.

L'organigramme qui décrit le principe d'apprentissage est représenté dans la figure D.1 ci-dessous

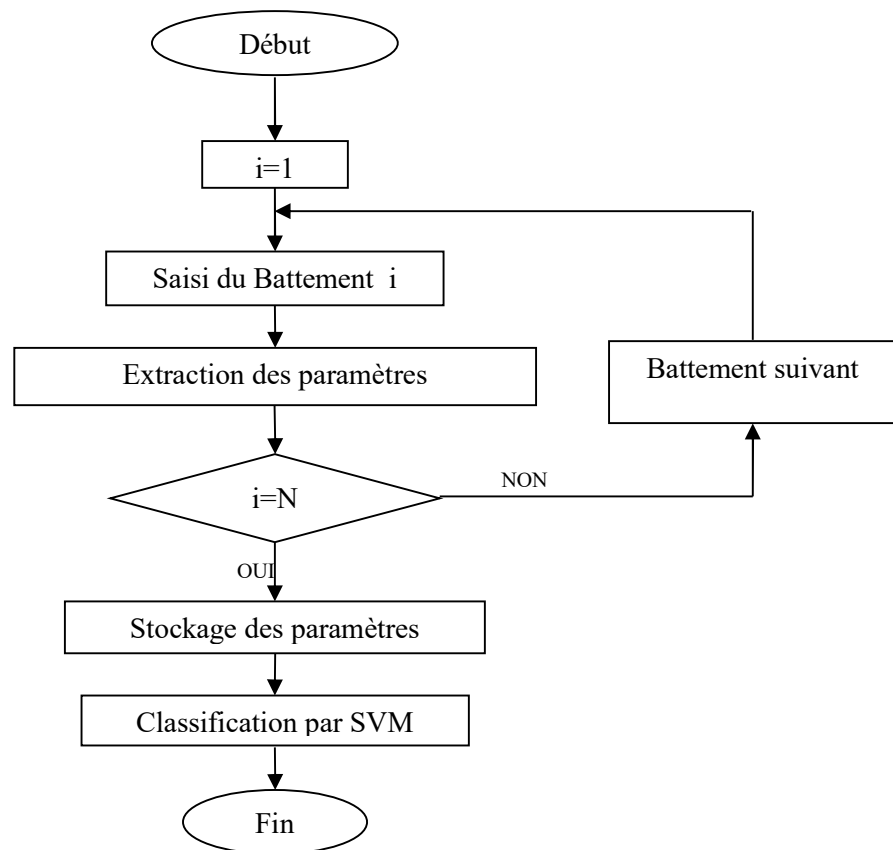


Figure IV.18 *Principe d'apprentissage*

Avec N est le nombre de battements.

IV.4.2 La reconnaissance

L'étape de la reconnaissance est plus simple que celle de l'apprentissage, il suffit d'introduire les caractéristiques du signal à reconnaître qui permettent de calculer la sortie y qui correspond au vecteur d'entrée x à l'aide de la fonction discriminante linéaire $f(x)$ et le résultat obtenu par la validation de la classe associé au signal :

1 si signal normal.

-1 si signal anormal.

Le processus de reconnaissance est illustré par le schéma de l'organigramme suivant

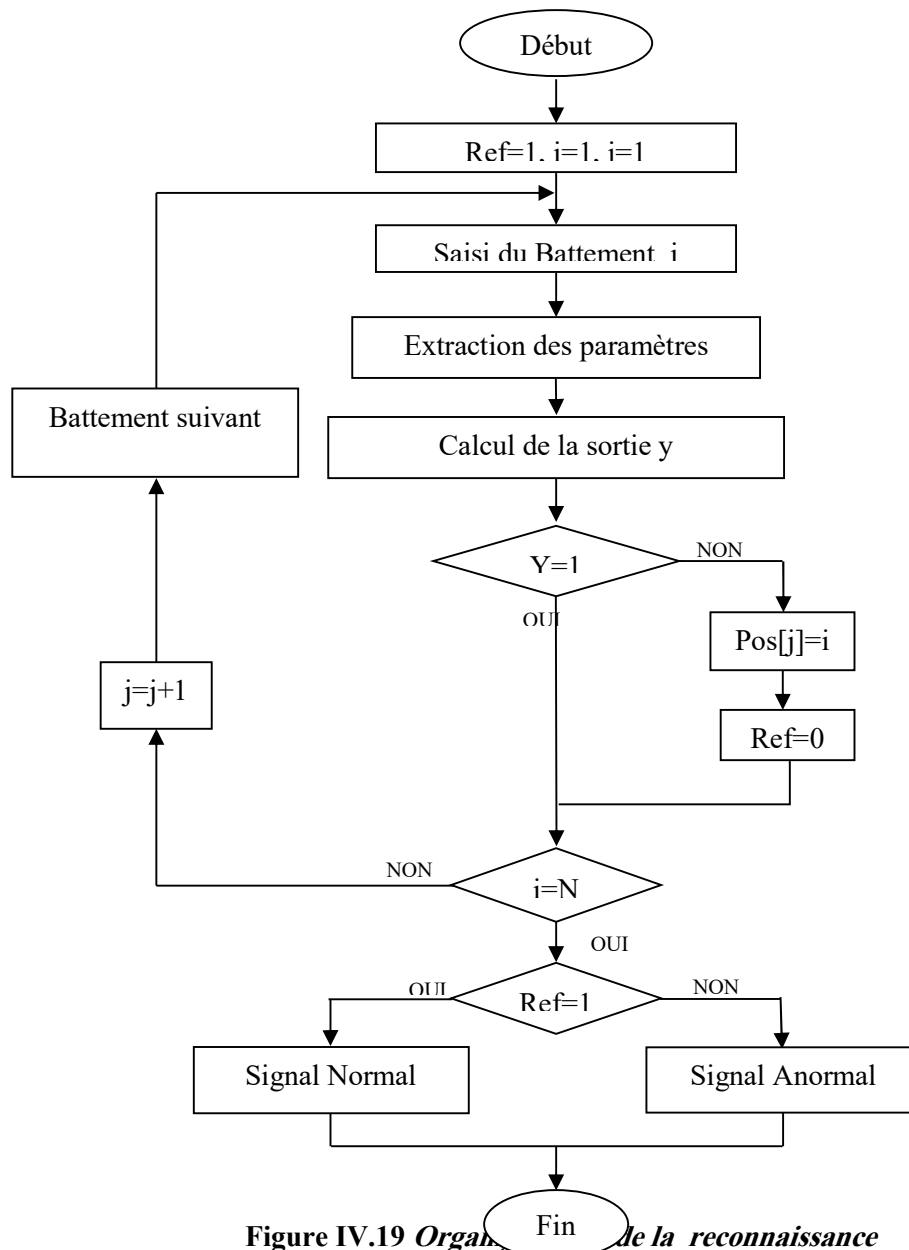


Figure IV.19 Organigramme de la reconnaissance

Avec N est le nombre de battement et pos est la position des battements pathologique.

Conclusion générale

Ce travail, par ses multiples aspects bibliographiques et techniques, nous a permis de nous rendre compte du travail d'un Master II et de nous initier à la gestion d'un projet de cette ampleur. Il a fallu d'abord réfléchir sur la problématique du sujet et effectuer une recherche bibliographique afin de définir un plan de travail. Ce projet nous a également permis d'approfondir nos connaissances dans le traitement de signal et la classification (filtrage numérique, transformée de fourrier,...) et de nous familiariser avec le logiciel Matlab, avec lesquels nous avons réalisé notre programmation.

Toujours dans le cadre de notre projet nous avons approfondi nos connaissances théoriques concernant les réseaux de neurones nous savons à présent comment à partir d'une série de variable (signal ECG), les réseaux de neurones extrait les paramètres du signal que nous tenons à classifier.

Nous vous proposons dans ce mémoire un modèle informatique de reconnaissance de signaux ECG, correspondant à la demande des cardiologues en termes d'aide au diagnostic dans le cas des tracés Holter de longue durée. Le modèle proposé répond bien à cette demande en permettant l'élaboration d'une classification du signal ECG en utilisant un classifieur SVM (Support Vector Machine).

Les résultats obtenus des ECG extérieurs de la banque d'apprentissage ont été déterminants et approuver par le docteur en cardiologie Dr.BEN WADAH.

Liste des figures

Figure I.1 : structures anatomique du coeur.....	5
Figure I.2 : Schéma représentant l'activité électrique du cœur.....	7
Figure I.3 : Schéma représentant la relation entre l'activité électrique du cœur et l'ECG.....	8
Figure I.4 : Les douze dérivations de l'ECG.....	10
Figure I.5 : Les douze dérivations de l'ECG.....	10
Figure I.6 : Enregistreur Holter.....	12
Figure I.7 : Différents ondes et intervalles de l'ECG.....	12
Figure II.1 Chaîne d'acquisition et de traitement du signal ECG	13
Figure II.2 : Tracé d'un signal ECG perturbé par la ligne de base	16
Figure II.3 : Opération d'élimination de la ligne de base	16
Figure II.4 : Etapes de détection du QRS	17
Figure II.5 : Les six étapes de l'algorithme de PAN et TOMPOKIN	18
Figure II.6 : Seuillage adaptatif en amplitude	19
Figure II.7 : Seuillage adaptatif en temps	20
Figure II.8 : Quelques exemples d'ondes T au repos	21
Figure II.9 : Quelques exemples d'ondes T à l'effort.....	22
Figure II.10 : Paramètres de la fenêtre	23
Figure III.1 : Schéma d'un neurone biologique	25
Figure III.2 : Schéma d'un neurone artificiel	25
Figure III.3 : Graphe de la fonction de Heaviside.....	26
Figure III.4 : Graphe de la fonction Sigmoidale	26
Figure III.5 : Schéma d'un réseau neurone artificiel	27
Figure III.6 : Schéma d'un réseau neurone FEEDBACK	29
Figure III.7 : Schéma d'un réseau neurone FEEDFORWARD	30
Figure III.8 : Schéma d'un réseau neurone RBF	31
Figure III.9 Représentation de la bibliothèque B	33
Figure III.10 : Orthogonalisation par GOFr	35

Figure III.11: Exemple d'un problème de discrimination a deux classes.....	38
Figure IV.1 ECG1.mat	40
Figure IV.2 : ECG2.mat	41
Figure IV.3 : Variation de la ligne de base pour ECG1.mat	42
Figure IV.4 : Variation de la ligne de base pour ECG2.mat	42
Figure IV.5 : ECG1.mat corrigé de sa ligne de base	43
Figure IV.6 ECG2.mat corrigé de sa ligne de base	43
Figure IV.7 : Detection des pic R pour le signal ECG1.mat	44
Figure IV.8 : Détection des pics R pour le signal ECG2.mat.....	44
Figure IV.9 : Detection de l'onde T pour le signal ECG1.mat.....	45
Figure IV.10 : Détection de l'onde T pour le signal ECG2.mat	46
Figure IV.11 : Découpage du signal ECG1.mat.....	46
Figure IV.12 : Découpage du signal ECG2.mat.....	47
Figure IV.13 : Différente étapes de la première itération du GOFr appliqué au deuxième battement de l'ECG1.mat.....	47
Figure IV.14 : Le deuxième battement de l'ECG1.mat.....	48
Figure IV.15 : Huitième battement de l'ECG1.mat.....	48
Figure IV.16 : Troisième battement de l'ECG2.mat.....	49
Figure IV.17 : Onzième battement de l'ECG2.mat.....	49
Figure IV.18 : Principe d'apprentissage.....	50
Figure IV.19 : Organigramme de reconnaissance.....	51

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Ondes et intervalles d'un signal ECG.....	13
Tableau IV.1 : Segments RR du signal ECG1.mat.....	56
Tableau IV.2 : Segments RR du signal ECG2.mat.....	56

Liste des abréviations

ECG :	Signal électrocardiogramme.
AV :	Nœud auriculo-ventriculaire.
MISO :	Multi Input Single Output.
ART :	Adaptative Résonance Théorie.
PMC :	Perceptron Multicouches.
RBF :	Radial Basis Function.
GOFR :	General Orthogonal Forward Regression.
SVM :	Support Vector Machine.

Annexe A : LES DERIVATIONS

Les potentiels électriques générés par le cœur se propagent dans tout l'organisme et apparaissent à la surface du corps. On mesure la différence du potentiel (d.d.p.) en deux points de la surface du corps à l'aide d'une paire d'électrodes. En plaçant plusieurs paires d'électrodes à différentes positions, on obtient des résultats différents. Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En pratique, douze dérivations sont utilisées dans les plans frontaux et transversaux pour explorer l'activité électrique du cœur.

On distingue :

A.1 Les dérivations périphériques bipolaires standards :

Trois dérivations bipolaires ou dérivations standards, D1(DI), D2(DII), D3(DIII) obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche. La jambe droite est reliée à la masse. Les vecteurs obtenus forment un triangle équilatéral, appelé triangle d'Einthoven.

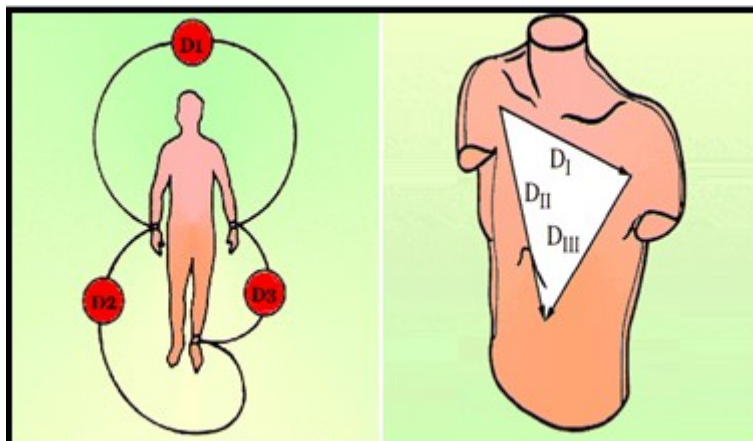


Figure A .1: Dérivations standards D1, D2, D3 et le triangle d'Einthoven [2]

A.2 Les dérivations unipolaires :

Ce sont les trois dérivations aVR, aVL, aVF qui permettent de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement. Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les 2 autres membres qui ne sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur élevée, supérieure à $5M\Omega$. La figure

(A.2) montre les connexions des électrodes ainsi que les directions selon lesquelles le vecteur cardiaque est mesuré.

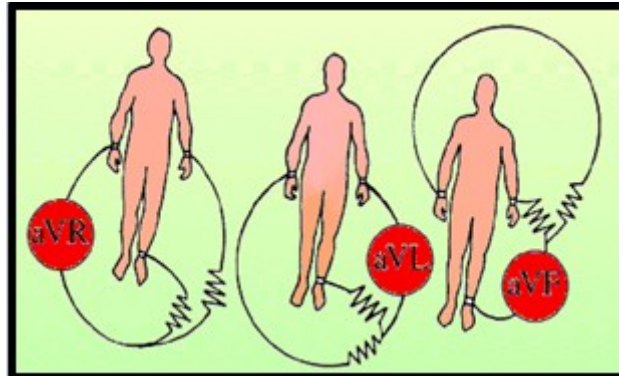


Figure A.2 : aVR, aVL, et aVF [2]

Ces trois dérivations correspondent au membre avec lequel elles sont connectées, aVR correspond au bras droit, aVL au bras gauche et aVF à la jambe gauche. D'après la théorie de Wilson et Goldberger l'électrode exploratrice positive correspond au membre où les dérivations sont connectées. De plus elle indique qu'on doit amplifier le voltage (d'où le préfixe a) pour obtenir un tracé de même amplitude que D1, D2, D3.

La projection géométrique des dérivations unies et bipolaires « les dérivations frontales » représentent un double tri axe « D1, D2, D3 et aVR, aVL, aVF » avec le cœur au centre.

On peut déjà apercevoir que les régions explorées par ces dérivations périphériques seront :

- D1, aVL : paroi latérale du ventricule gauche.
- D2, D3, aVF : paroi inférieure.
- aVR : intérieur des cavités du cœur.

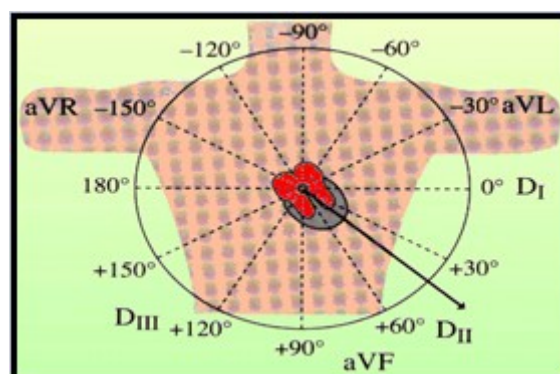


Figure A .3 Le double tri axe des dérivations frontales [2]

A.3 Les dérivations précordiales :

Elles sont des dérivations unipolaires fixées en des points définis sur la paroi thoracique désignée par Wilson. Elles permettent de mesurer les vecteurs électriques qui partent du cœur dans leurs directions.

On les nomme pour les dérivations standards : V1 à V6 :

- V1 est placé au bord droit du sternum.
- V2 est placé au bord gauche du sternum.
- V4 est placée sur la ligne médio claviculaire.
- -V3 est placée entre V2 et V4.
- V5 est placée sur la ligne axillaire antérieure.
- V6 est placée sur la ligne axillaire moyenne.

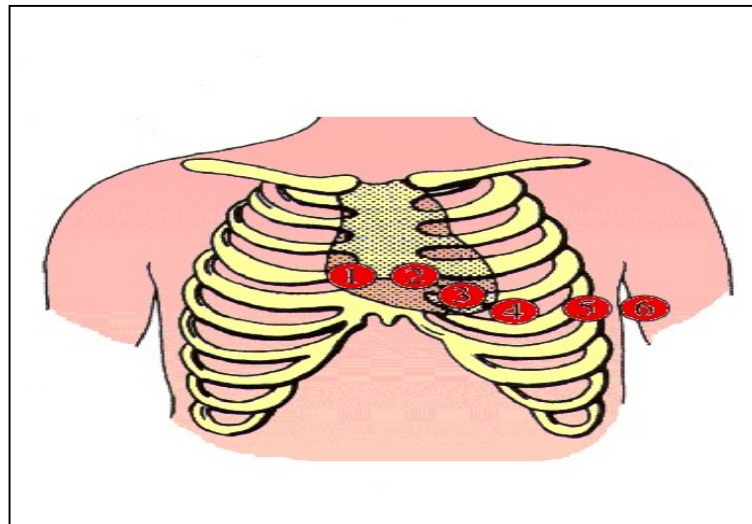


Figure A.4 : Les dérivations précordiales [2]

De même que pour les dérivations frontales, il est possible d'apercevoir les régions explorées par ces dérivations :

- V1 et V2 : les parois ventriculaires droites et septales.
- V3 et V4 : les parois antérieures du septum et du ventricule gauche.
- V5 et V6 : les parois latérales du ventricule gauche.

Il est possible d'utiliser trois dérivations précordiales supplémentaires pour explorer la face postérieure du cœur : V7, V8, V9.

Annexe B :**LES PATHOLOGIES CARDIAQUES**

La cardiopathie est un trouble qui affecte la capacité du cœur à fonctionner normalement. Les maladies cardiaques sont la principale cause de mort dans le monde et est une cause majeure de handicap. D'après L'OMS (Organisation Mondiale de la Santé) environ 1/3 des décès dans le monde sont causés par les maladies cardio-vasculaires. L'Algérie a compté près de 14 948 décès en 2002 dus aux maladies cardio-vasculaires, ces maladies touchent 7 personnes pour 1000 habitants. Les maladies affectant le cœur peuvent être de nature structurelle ou fonctionnelle. Tout ce qui endommage le cœur, le rend moins efficace, réduit sa capacité à remplir et à pomper, ou des diminutions d'approvisionnement du cœur d'oxygène va perturber la relation coordonnée entre le cœur, les reins et les vaisseaux sanguins, ce qui provoque une anomalie. Citant quelque qui sont plus fréquentes :

1. Les arythmies cardiaques :

Une arythmie survient lorsque la fréquence régulière des battements du cœur est modifiée les battements peuvent devenir plus rapides ou plus lents, ou irréguliers. L'arythmie elle-même met rarement la vie en danger, mais elle peut prédisposer certains à divers effets défavorables comme un accident vasculaire cérébral.

Il existe plusieurs types d'arythmies différentes, de sorte que leur portée et leurs conséquences sont elles aussi différentes. Parmi les arythmies les plus connues on cite:

• La tachycardie :

Dans le cas de la tachycardie supra-ventriculaire, l'impulsion qui accélère le rythme cardiaque naît dans les oreillettes, le plus souvent en raison d'une anomalie congénitale du système de conduction. La forme la plus fréquente est la tachycardie supra-ventriculaire paroxystique (c'est-à-dire par crises). Le cœur se met tout à coup à battre très vite, 150 à 220 fois par minute. Une telle crise peut durer quelques secondes seulement, mais aussi se prolonger pendant plusieurs heures. En général, cet emballement cardiaque s'arrête aussi soudainement qu'il est apparu. La tachycardie paroxystique est fréquente chez les personnes jeunes et en bonne santé et peut se manifester périodiquement toute la vie. Pour les personnes en bonne santé, cette forme de trouble du rythme cardiaque est rarement dangereuse, mais elle peut porter atteinte à la qualité de vie. Notons qu'il existe plusieurs types de la tachycardie, voici quelques uns représenter dans les figures suivantes :

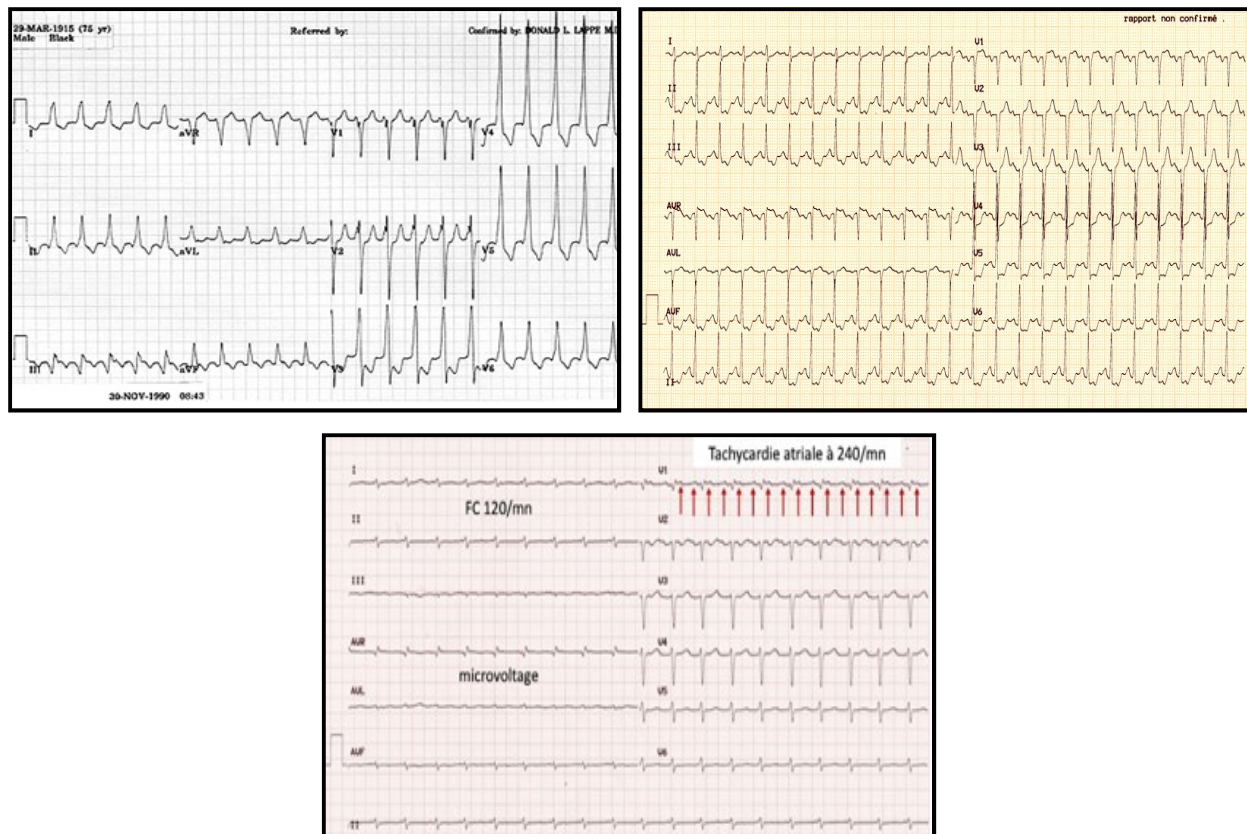


Figure B.1 : Différents types de la tachycardie

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

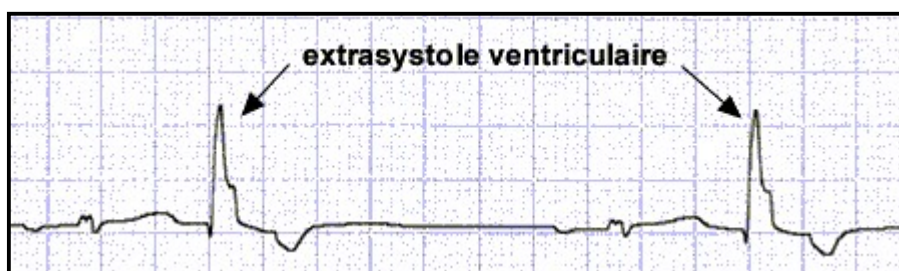


Figure B.2 : Signal ECG d'une extrasystole ventriculaire

• **La bradycardie** : Ce terme médical signifie littéralement "cœur lent". La bradycardie est une diminution du rythme cardiaque, qui descend sous les 60 battements à la minute. Différentes raisons peuvent la causer. Bien que cela puisse parfois exiger l'intervention d'un médecin, un pouls lent sans autre symptôme est considéré comme normal. Il arrive cependant que certaines personnes se sentent parfois rapidement fatiguées, essouffées ou étourdies.

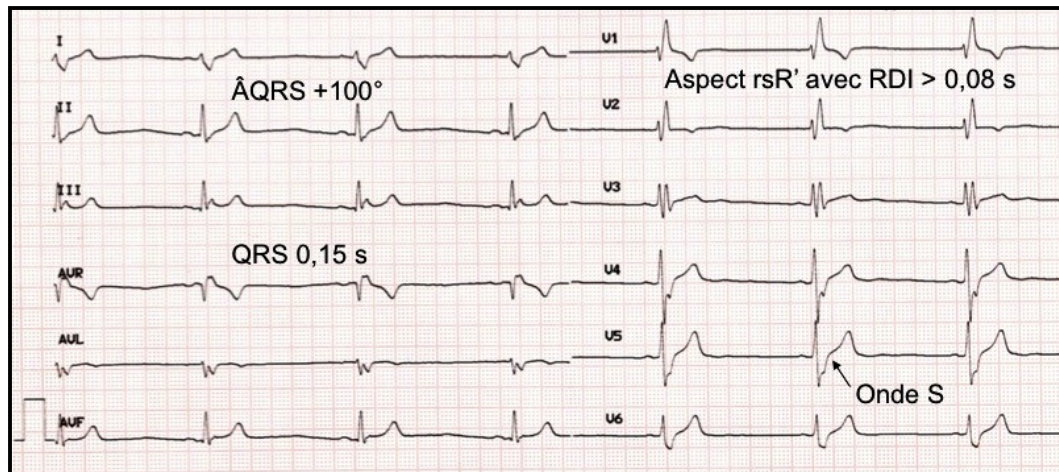


Figure B.3 : Signal ECG d'une bradycardie

2. Insuffisance cardiaque :

L'insuffisance cardiaque est un grave problème de santé qui survient lorsque le cœur n'est plus capable de pomper suffisamment de sang pour répondre aux besoins en oxygène du corps. Peu à peu, les personnes qui en sont atteintes s'essoufflent et se fatiguent plus facilement.

L'insuffisance cardiaque n'implique pas que votre cœur est sur le point de s'arrêter. Comme son nom l'indique, l'insuffisance cardiaque désigne les difficultés que votre cœur rencontre à répondre aux besoins de votre corps, et cela particulièrement au cours d'activités physiques.

Elle survient généralement chez des individus dont la santé est fragilisée depuis plusieurs années par des troubles cardiaques ou respiratoires, ou par de l'hypertension.

L'insuffisance cardiaque est plus fréquente qu'avant. C'est entre autres une conséquence du succès des traitements contre les troubles cardiaques. On ne dispose cependant pas de statistique fiable sur sa prévalence. Il s'agit d'une cause importante de mortalité chez les personnes âgées. En effet, le taux de survie cinq ans après le diagnostic est d'environ 50 %.

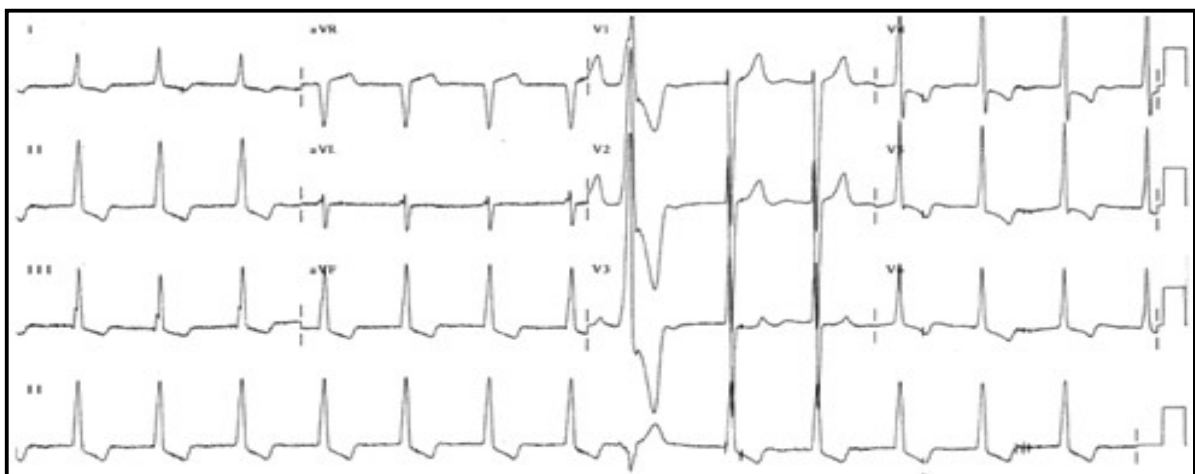


Figure B.4: Signal ECG d'une insuffisance cardiaque

Ectopie ventriculaire maligne :

Ectopie ventriculaire signifie que un (ou plusieurs) battements cardiaques est irrégulier. Cela pourrait être normal, tout le monde a un rythme parfois anormal, et si elles ne se produisent pas trop souvent, alors ils n'y a pas raison de s'inquiéter. Vous pouvez sentir ces battements manqués dans le pouls d'une personne. Si ils sont égale à 5 ou plus de battements ectopiques par minute, la cause pourrait être simplement qu'ils ont trop bû de café, thé, colas, ou de manger trop de chocolat (tous stimulants peuvent déclencher des battements ectopiques), ils sont presque toujours bénignes et ne nécessitent pas de traitement. Toutefois si l'ectopie est très fréquente, et les battements ectopiques ne peut pas pomper suffisamment de sang, après l'élimination des stimulants du régime alimentaire, alors il est temps de rendre visite au cardiologue pour effectuer quelques tests car elles peuvent être malignes. Le pire des scénarios est que l'une des artères coronaires pourrait être étroite, et il pourrait exiger une chirurgie pour la réparer.

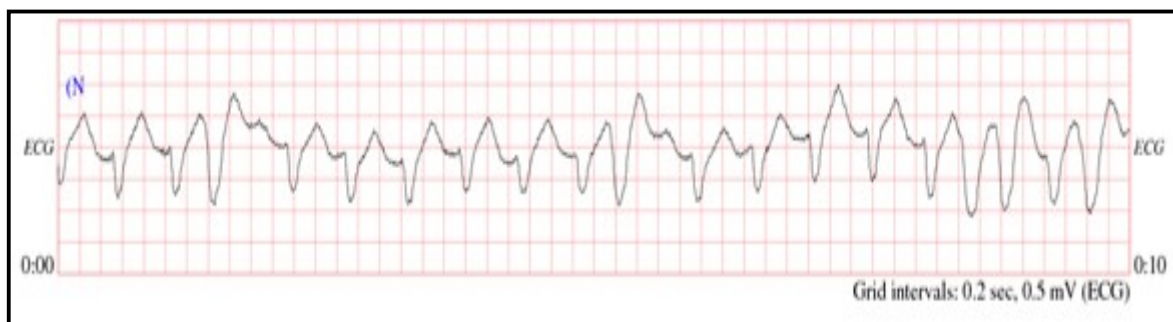


Figure B.5 : Signal ECG d'une ectopie ventriculaire maligne

Bibliographie

- [1] L. CUVILLON, Compensation du battement cardiaque en chirurgie robotisée, 2006.
- [2] A. SAHRAOUI et T. GOUTALI, Découpage et étiquetage d'un signal cardiaque, 2010.
- [3] R. DUBOIS, Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie, 2004.
- [4] K. ARBATNI, Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG, 2007.
- [5] J. STEPHENSON, Detection of Isoelectric Baseline and High Frequency Noise within ECG Signal, 2000.
- [6] JP. MARTINEZ, R. ALEIDA, S. OLMOS, AP. ROCHA and P. LAGUNA, A wavelet based ECG delineator, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol51; pp570-581, 2004.
- [7] J. PAN and W. J. TOMPKINS, A Real-Time QRS Detection Algorithm, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME 32, pp. 246, 1985.
- [8] T. LAST, Ch. D NUGENT and F. J OWENS, Multi-component based cross correlation beat detection in electrocardiogram analysis, Biomedical Engineering Online 2004, 2004.
- [9] A. DJEMA et A. BELABRAHAM, Modélisation de l'électrocardiogramme par réseaux de neurones, 2008.
- [10] N. ROUGIER, Biological neuron schema, 2007.
- [11] R. INGOLD, Reconnaissance des formes: Réseaux de neurones, 2006.
- [12] A. MESTAN, Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels Feed Forward, 2008.
- [13] J. VERRET, Apprentissage automatique, 2011.
- [14] M. PARIZEAU, Réseaux de neurones, 2006.
- [15] M. CLERGUE, Réseaux de Neurones Artificiels.
- [16] P. LERAY, La Rétropropagation.
- [17] M. DIAB, Classification des signaux EMG utérins afin de détecter les accouchements prématurés, 2007.

Bibliographie

[18] S. OUAMOUR, Indexation automatique des documents audio en vue d'une classification par locuteurs, 2009.

[19] <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>