

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de L'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique**

**Université Mouloud MAMMERY de Tizi-Ouzou**

**Faculté du Génie Electrique et Informatique**

**Département d'Electronique**

## **Mémoire de fin d'études**

**En vue de l'obtention du diplôme**

**D'ingénieur d'état en électronique**

**Option : contrôle**

**Thème**

**Détection du complexe**

**QRS d'un signal ECG**

**Proposé et dirigé par : y. AIT BACHIR**

**Etudier par : Nadia KRICHANE**

**- 2012-**

# Remerciements

*« Celui qui ne remercie pas les gens ne remerciera pas Dieu »*

*J'adresse mes grands remerciements à M<sup>R</sup> : Ait Bachir. U. pour avoir accepté de m'encadrer et pour m'avoir fait profiter de son expérience, pour la confiance qu'il m'a accordée, ses encouragements et ses précieux conseils.*

*Je remercie également les membres du jury qui ont accepté de juger mon mémoire, l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et la rapidité avec laquelle ils ont lu le manuscrit.*

*J'adresse mes remerciements à toute l'équipe du service de cardiologie CHU de TIZI OUGOU pour leurs aides et conseils.*

*Je remercie aussi l'ensemble du personnel du département d'électronique de l'université de TIZI OUGOU.*

*Je tiens aussi à remercier vivement, tous ceux qui m'ont enseigné durant toutes mes années d'études.*

# Dédicaces

*Je voudrais dédier le présent travail tout spécialement à mes très chers parents, qui m'ont élevé et soutenu tout le long de ma vie. Non oublier ma chère grande mère, Je dédie également ce projet à mes chers frères Youcef, sa femme Mina et leurs fils Arys .Nacer, sa femme Radia et leurs enfants Melissa et Sofiane. Ali et Ferhat. Mes sœurs Malha, Baya, Fatiha et son mari, Ourida, Nadja leurs maris et leurs adorables enfants. Ainsi que toute la famille Krichane.*

*Je le dédie aussi à tous mes ami (es) Fatma, ses sœurs Sihem, Feirouz (Fifi), Hanane et leurs parents. Nassima, Wahiba, Hakim, Khalil, Safia, Mery et toute la promo 2012.*

*Je le dédie spécialement à Sofiane.*

*Enfin à toute personne ayant participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

## **Introduction général :**

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire : il peut être affecté de nombreuses pathologies. Avec l'évolution des techniques, les médecins disposent aujourd'hui d'outils performants pour observer le fonctionnement du muscle cardiaque et dresser ainsi leur diagnostic. Parmi les examens cardiologiques possibles, l'électrocardiogramme (ECG) qui est un signal de nature électro-physiologique dont le tracé matérialise l'activité électrique du cœur capté par des électrodes placées à la surface du corps. Dans le but d'exploiter au mieux les données ECG en grande quantité et dont l'analyse manuelle est difficile, les systèmes intelligents de diagnostic sont apparus.

Ces systèmes permettent d'améliorer la qualité du signal (filtrage des bruits), le rehaussement des informations pertinentes, l'extraction des informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe, ainsi que de proposer un diagnostic qui puisse apporter une aide suffisante pour permettre aux médecins non spécialistes ou débutants de prendre les bonnes décisions.

Cependant, l'automatisation de la détection des maladies cardiovasculaires à partir du signal ECG n'est pas triviale, notamment parce qu'il est difficile d'extraire de ce dernier toutes les informations dont se sert le médecin pour faire un bon diagnostic. En outre, fournir à un système suffisamment de connaissances expertes pour automatiser le diagnostic est une tâche extrêmement coûteuse et fastidieuse. Un système de traitement automatisé de l'ECG se compose généralement de quatre étapes successifs comme suit: le prétraitement du signal, la détection des ondes, l'extraction des paramètres pertinents, et enfin la classification/discrimination des anomalies. L'étape de prétraitement (ou filtrage) du signal consiste essentiellement à éliminer les différents types de bruits qui affectent le signal ECG durant son acquisition. La détection a pour but la localisation des différentes ondes de l'ECG ainsi que la mesure de leur durée d'une façon exacte et fiable. Les mesures faites sur le signal ECG après la détection peuvent être désignées sous le nom des vecteurs de paramètres caractéristiques. C'est dans l'étape d'extraction/sélection que se réalisent ces mesures. L'étape de sélection permet de choisir les paramètres les plus pertinents pour maximiser la divergence entre les classes, tout en maintenant toujours l'information suffisante pour permettre la discrimination.

Le premier chapitre présente sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment du cœur. Ils permettent en particulier de comprendre l'origine

des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiogramme, et présentent quelques bruits typiques affectant souvent un enregistrement ECG et les différents troubles du rythme cardiaque ainsi que le diagnostic de ces troubles.

L'objet du deuxième chapitre est la présentation des différentes méthodes de détection des ondes d'un ECG tel que le complexe QRS, et l'onde P. par la suite nous citons quelques méthodes de classification des ECG on parlera de la logique floue, les réseaux de neurones, et en fin le modèle de Markov.

Dans le troisième chapitre on présente quelques méthodes d'extraction des paramètres ECG. puis on applique la méthode de Pan-Tompkins pour détecter le complexe QRS d'un signal ECG.

# Chapitre I :

Le cœur

et

L'électrocardiographie

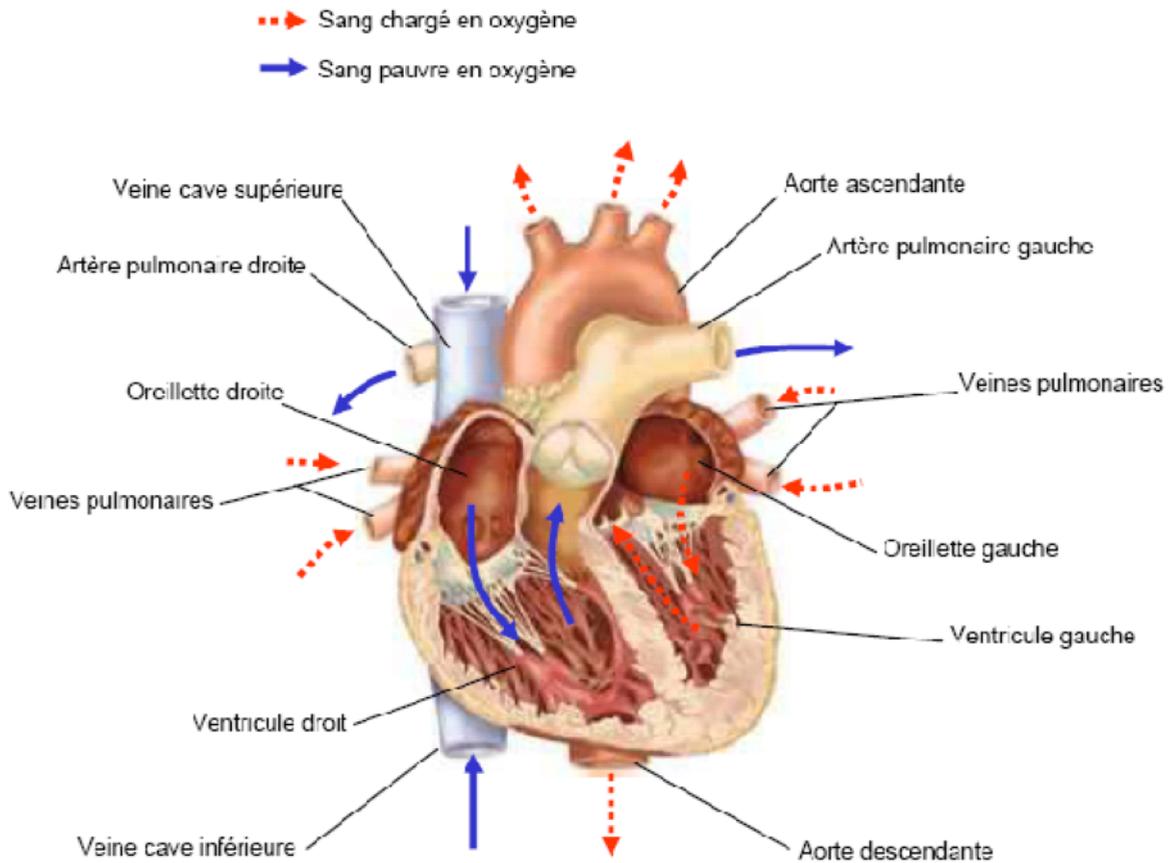
## **Introduction :**

Le système cardiovasculaire est constitué du cœur et du système vasculaire. Sa fonction principale est d'assurer la circulation du sang dans l'organisme afin de satisfaire aux besoins énergétiques et au renouvellement cellulaire quelle que soit les conditions ambiantes et l'activité de l'individu, son fonctionnement est basé sur l'enchaînement temporel d'évènements mécaniques et électrique , L'étude des phénomènes cardiaques est assurée par l'électrocardiographie qui explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des électrocardiogrammes, ce sont des tracés bidimensionnels qui inscrivent en fonction du temps les variations du potentiel électrique induites dans les différents points du corps par le cœur en activité. L'enregistrement de l'évolution temporelle du champ électrique résultant, effectué au moyen d'électrodes cutanées, est nommé l'électrocardiogramme de surface et appelé simplement ECG. Dans ce chapitre nous présentons des notions générales d'anatomie du cœur, on décrit ses composantes principales ces fonctions ainsi que les caractéristiques du cycle cardiaque, et son processus de propagation, puis on parlera d'ECG : l'enregistrement, les composantes...

## **I. Le cœur :**

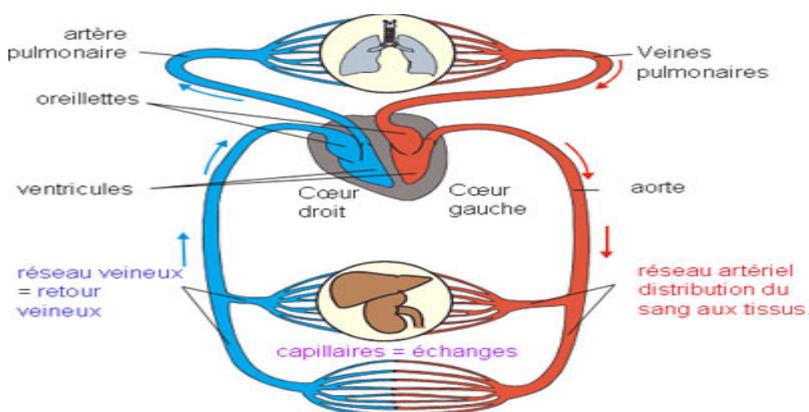
### **I.1. Anatomie du cœur :**

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle creux, séparé en deux moitiés (droite et gauche) ; chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui à l'état normal laisse passer le sang uniquement de l'oreillette au ventricule. La valve de cavité droite est la tricuspide celle de la cavité gauche est la mitrale ; il existe aussi des valves d'échappements qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces valves d'admission et d'échappement empêchent le sang de refluer, et ne peuvent être ouvertes en même temps pour le reste de l'organisme il est connecté au cœur par les deux veines caves (inférieure et supérieure) comme l'illustre la figure I.1.



**Figure I.1.**anatomie du cœur et des vaisseaux associés

Les parois du cœur sont constituées par un tissu musculaire appelé myocarde, les tissus annexes du myocarde sont l'endocarde qui le tapisse, et l'épicarde qui l'entoure à l'extérieur. Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers les poumons, leurs parois sont alors plus épaisses que celle des oreillettes, et la contraction des ventriculaire est plus importante pour la distribution du sang ; le ventricule gauche est plus massif que le droit car il exerce une force considérable pour forcer le sang à travers tout le corps contre la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne dessert que les poumons comme l'illustre la figure I.2



**Figure I. 2.** Circulation artérielle et veineuse

## I.2. L'activité mécanique cardiaque :

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

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

La systole auriculaire : c'est la contraction des oreillettes lorsque celle-ci sont remplis de sang.

La contraction ventriculaire iso volumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent.

La systole ventriculaire commence lorsque les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

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

La relaxation ventriculaire fait suite à la systole les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.

La phase de repos est celle pendant la quelle le sang des veines caves et pulmonaire s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes ces différentes périodes sont illustré dans le figure I.3.

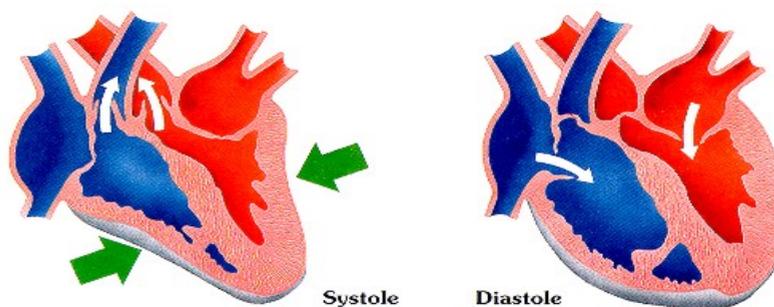
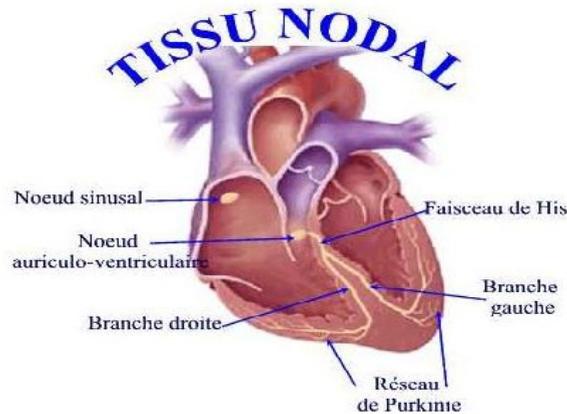


Figure I.3. Principe de la systole et de la diastole.

## I.3. Le fonctionnement électrique du cœur:

La contraction du myocarde a pour origine la propagation d'une onde électrique qui existe les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation/conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies spécialisées inter nodales, le nœud auriculo-ventriculaire(NAV), le faisceau

de His appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje, comme le montre la figure I.4



**Figure I.4.** Les tissus nodals

Le nœud sinusal(NS) : il est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau ou débranche la veine cave supérieure. L'impulsion cardiaque initiée dans ce nœud est transmise aux deux oreillettes, cette transmission est facilité au moyen des voies inter nodales qui relie le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.

Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) : il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie avant d'arriver au faisceau de His.

Le faisceau de His : il est situé dans la partie haute du septum inter ventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable), qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux branches ; droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

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

### **I.3.1. Origine du potentiel d'action:**

Ce sont les ions chlorure ( $Cl^-$ ), sodium ( $Na^+$ ), calcium ( $Ca^{++}$ ), et le potassium ( $K^+$ ) qui sont impliqués dans les échanges membranaires. Les gradients des concentrations ioniques sont régis par des mécanismes d'échange à travers des canaux spécifiques de la membrane cellulaire. Les variations de potentiels observées au cours du cycle cardiaque correspondent à des modifications de la perméabilité membranaire pendant les déférentes phases de ce cycle. Pendant la phase de repos (diastole), la polarisation membranaire à l'intérieur se la cellule est

négative par rapport à l'extérieur : c'est le potentiel de repos dont la valeur est comprise entre -80 et -90 mV. Pendant la phase d'activité (systole), le potentiel de membrane tend à s'inverser par suite des variations de perméabilité aux ions  $\text{Na}^+$ ,  $\text{Ca}^{++}$  et de flux sortant de  $\text{K}^+$ .L'intérieur de la membrane peut alors atteindre des potentiels de +20 a +30 Mv à l'extérieur de la cellule. Cette variation de potentiel de membrane constitue le potentiel d'action.

### **I.3.2. Propagation de potentiel d'action :**

La transmission de l'excitation dans les fibres cardiaques s'effectue de proche en proche. Elle résulte d'un flux de courant entre les cellules qui viennent d'être activée et les cellules adjacentes au repos. L'excitation qui est à l'origine du battement cardiaque prend naissance dans le nœud sinusal. Elle se propage de cellule à cellule dans toute la masse du muscle auriculaire pour produire la contraction des oreillettes l'excitation atteint alors le nœud auriculo-ventriculaire, ce nœud a un rôle de regulateur.il impose à l'onde de propagation un certain retard avant de la transmettre au faisceau de His, celui-ci transmis l'excitation aux ventricules, plus précisément au faisceau de His et aux fibres de Purkinje qui cheminent sur toute la surface interne des ventricules. Le nœud auriculo-ventriculaire et le faisceau de His constituent le seul lien fonctionnel normal entre les étage auriculaire et ventriculaire. Grace au retard imposé par le nœud auriculo-ventriculaire, les ventricules ne sont dépolarisés qu'après la fin de la contraction des oreillettes, donc au moment ou les ventricules sont remplis.la conduction dans le réseau de Purkinje est très rapide ce qui permet une contraction à peu près simultanée de l'ensemble des myocards ventriculaires droit et gauche, d'où une expulsion optimale du volume sanguin ventriculaire vers les artères. La repolarisation se produit ensuite de façon plus lente.

### **I.4. La commande du cœur :**

Le cœur est un muscle caractérisé par une activité automatique, spontanée et régulière.au niveau du cœur normal ; le nœud sinusal est soumis à une régulation extracardiaque qui a pour effet de réduire la fréquence cardiaque au repos et de l'augmenter au cours de l'effort physique. Cette régulation est assurée en grande partie par le système nerveux autonome.

#### **I.4.1. Le système nerveux autonome:**

Le système nerveux autonome comprend plusieurs milliards de cellule nerveuse appelée : neurones. Il est responsable de la régulation de l'activité cardiaque, de la fréquence cardiaque, de la force des battements cardiaque et de la pression arterielle.il comprend deux systèmes d'effet inverses :

**a. Le système parasympathique:**

C'est l'élément dominant de la régulation de la fréquence cardiaque chez l'homme.il permet le ralentissement de la fréquence cardiaque.

**b. Le système sympathique:**

Il est surtout relie au processus qui implique une dépense d'énergie. Sa fonction principale est de combattre les effets du système parasympathique.il domine ce dernier lors d'une tension extrême (situation de stresse par exemple).

**II. L'électrocardiographie :**

**II.1.les dérivations :**

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement d'électrode reparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond à une dérivation de l'ECG. Un system de dérivations consiste à un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque, en général en cardiologie clinique on utilise 12 dérivations.

L'ECG à 12 dérivations est composé de : six dérivations frontales et six precordiales.les déférents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur.

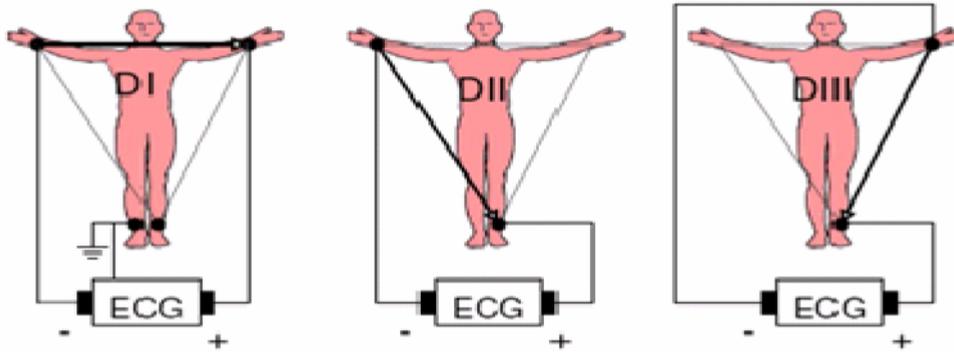
- a. Trois dérivations bipolaires (dérivations standard) : elles ont été déterminées par Einthoven (Einthoven, 1906) et ils sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes placées sur le bras droit le bras gauche et la jambe gauche de la manière suivante :

$$DI=VL-VR$$

$$DII=VF-VR$$

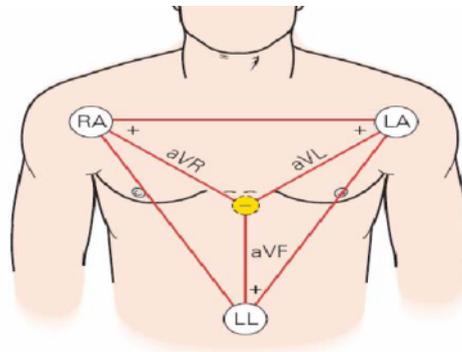
$$DIII=VF-VL$$

Ou VR correspond au potentiel du bras droit, VL correspond au potentiel du bras gauche et VF correspond au potentiel de la jambe gauche. La jambe droite est reliée à la masse. Les vecteurs obtenus forment alors un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven comme donné sur la figure I.5



**Figure I.5 :** dérivation bipolaire

- b.** Trois dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF : Les dérivations unipolaires des membres permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson (Wilson, 1934).ces dérivations 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 sur les deux autres membres qui ne sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur élevée supérieur à 5MΩ. La figure I.6 montre les dérivations unipolaires.



**Figure I.6.**dérivations unipolaire

- c.** Six dérivations précordiales : ce sont des dérivations unipolaires mises au point par Wilson (Wilson, 1944) elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie de numéro de leurs emplacement. le potentiel de l'électrode exploratrice est compris par rapport à la moyenne de potentiel VL, VR, et VF.ces points définie par Wilson, permettent d'obtenir les dérivations V1, V2, ....V6.leurs emplacement est représenté sur la figure I.7

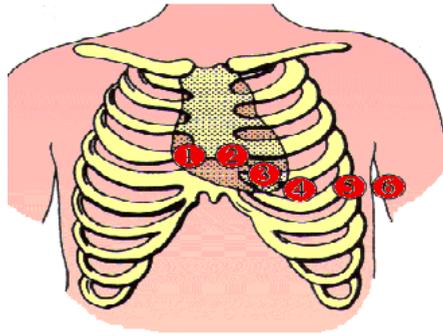


Figure I.7. Dérivations unipolaires précordiale

## II.2.Ondes et intervalles d'un ECG :

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne de base ou ligne isoélectrique. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au dessus de la ligne isoélectrique si non elles sont dites négatives.

Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives comme le montre la figure I.8.

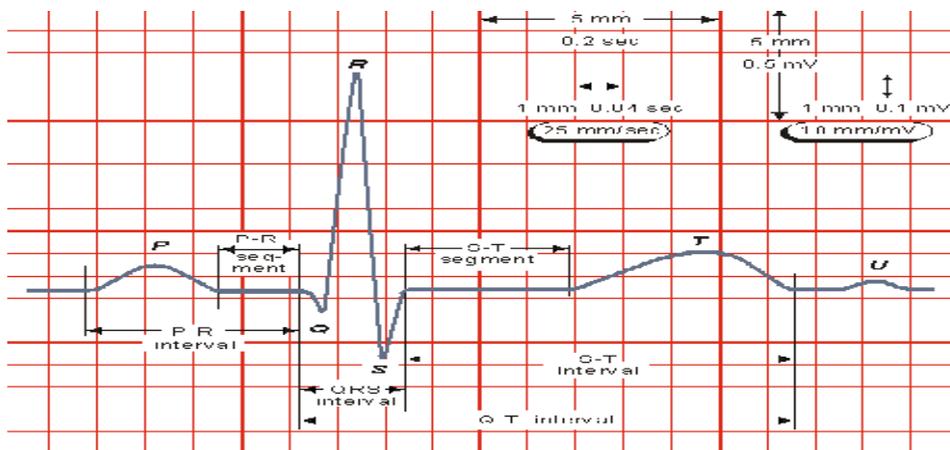


Figure I.8.Tracé ECG

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

◊Le complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives: l'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal et l'onde S qui est négative. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

◇L'onde T : elle correspond à la repolarisation des ventricules, qui peut être négative, positive ou bi phasique et qui a normalement une amplitude plus faible que le complexe QRS, bien que la dépolarisation et la repolarisation des ventricules soient des événements opposés, l'onde T est normalement du même signe que l'onde P, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques.

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

◇Le segment ST : il représente l'intervalle durant le quel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Il est aussi défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

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

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

### **II.3. Trouble du rythme et de la conduction électrique :**

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

#### **II.3.1 Le rythme sinusal :**

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

#### **II.3.2. Blocs cardiaques :**

Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction du myocarde qui altère la dépolarisation. Ces ruptures peuvent être plus ou moins sévères : freinantes (allongement du

temps de parcours), intermittentes (le blocage de la conduction se fait aléatoirement), ou complète (aucune conduction), on distingue trois types de blocs cardiaque :

**A. bloc sino auriculaire(BSA) :** le nœud sinusal peut ne pas transmettre de stimulus aux cellules des oreillettes. La conséquence est qu'au moins un cycle complet n'est pas effectué.

**V.2.2. bloc auriculo-ventriculaire(BAV) :**c'est l'altération de la conduction du stimulus dépolariation entre les oreillettes et les ventricules.

**B.bloc de branche :** il est du au blocage de la dépolariation dans une des branches du faisceau de His. Un bloc dans l'une ou l'autre branche provoque un retard dans la dépolariation du ventricule auquel elle appartient. La dépolariation des ventricules est désynchronisée, et le complexe QRS est élargi par rapport à l'ECG normal. Comme montré sur la figure I.9

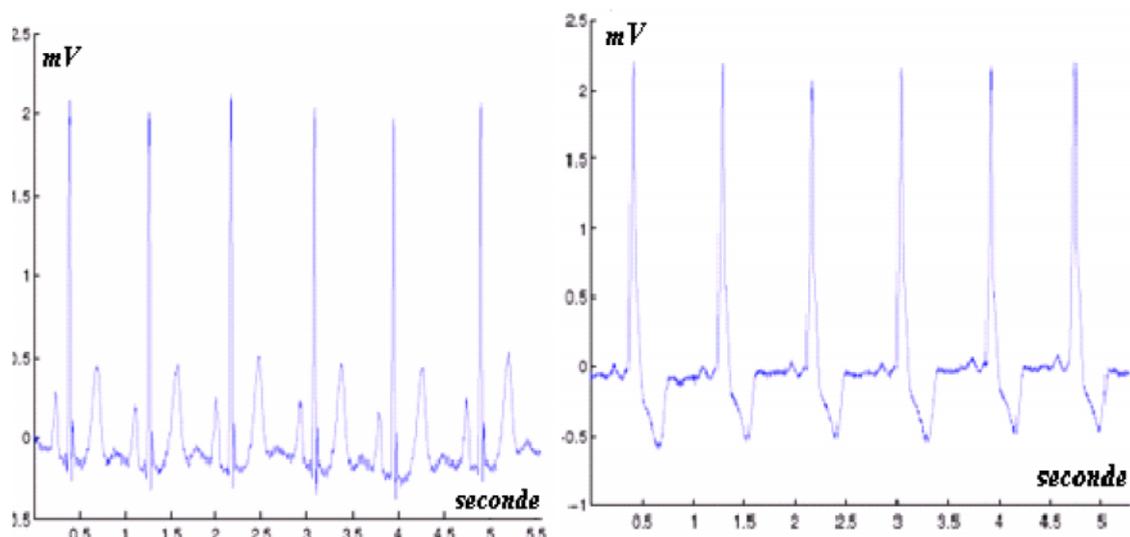


Figure I.9. Bloc de branche.

#### II.4. Les arythmies cardiaques :

Elles sont une cause majeure de mortalité et constituent une partie très importante de la problématique des maladies cardiovasculaires. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît hors du nœud sinusal, dans le nœud atrioventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qu'en résulte s'écarte du rythme normal.

Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. On classe les arythmies en fonction de lieux de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque. Si le trouble se déclare dans les oreillettes

ou le nœud atrioventriculaire, on parlera d'arythmie supra-ventriculaire ; s'il apparaît dans les ventricules, on parlera d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme on parlera de tachycardie (tachy=rapide) ; si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (brady=lent).

#### **II.4.1. Extrasystole supra ventriculaire :**

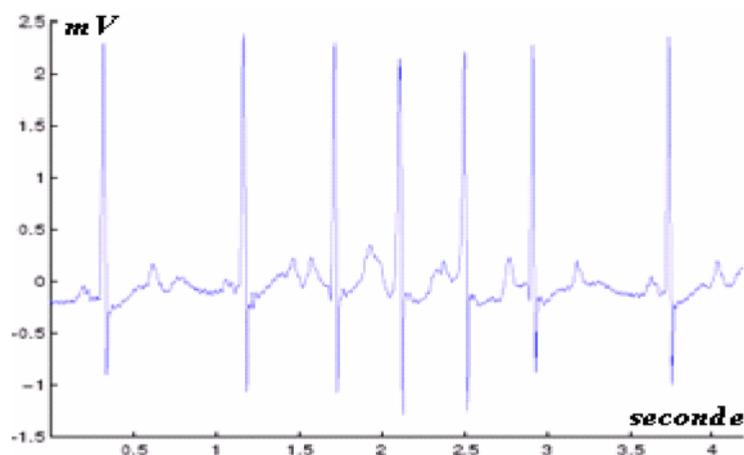
Elle est caractérisée par une stimulation cardiaque prématurée par rapport au rythme de base. Selon son origine, elle pourra être auriculaire ou jonctionnelle (nœud atrioventriculaire).

#### **II.4.2.contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire) :**

Elle est due à la présence d'une zone irritative dans le ventricule qui ne se soumet pas à l'harmonie de l'activation cardiaque. Si les extrasystoles se multiplient et que la stimulation électrique suit le mouvement, la fréquence cardiaque augmentera, on parlera alors de tachycardie.

#### **II.4.3. la tachycardie supra-ventriculaire :**

Lors de tachycardie paroxystique, le cœur s'emballe soudainement et bat très rapidement jusqu'à 150a 220 fois par minute comme montré sur la figure I.10.



**Figure I.10.** Tachycardie s-v

#### **II.4.4. la fibrillation auriculaire :**

Elle est définie comme la contraction anarchique des oreillettes, qui entraîne une contraction rapide et irrégulière des ventricules comme montré sur la figure II.8.

Il s'agit d'un trouble du rythme du cœur très fréquent, en particulier chez les sujets de plus de 60 ans. Le diagnostique est difficile car les symptômes de fibrillation auriculaire ne sont absolument pas ressentis.

#### **II.4.5. la tachycardie ventriculaire :**

En général elle est la manifestation d'un dysfonctionnement du muscle cardiaque. Elle peut apparaître à tout âge, mais elle est fréquemment la conséquence d'un infarctus du myocarde.

Elle se manifeste par la désynchronisation des battements ventriculaires qui conduit à une diminution du pompage du sang. Voir la figure I.11.

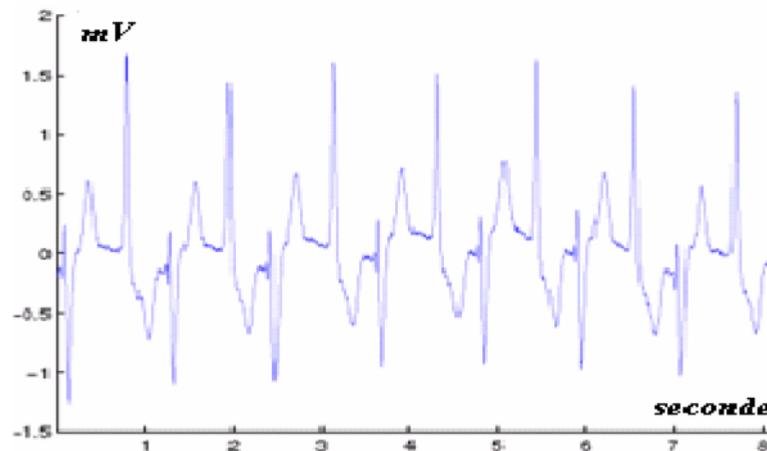


Figure I.11.tachycardie ventriculaire

#### II.4.6. la fibrillation ventriculaire :

Elle est parfois inaugurale (mort subite), précoce (fibrillation ventriculaire primaire de bon pronostic), par fois tardive (fibrillation ventriculaire secondaire) accompagnant alors un anévrisme du ventricule gauche suite à un mauvais diagnostic. La fibrillation ne peut pas se produire dans un milieu homogène, en fait la période réfractaire, l'excitabilité ainsi que la vitesse de conduction n'ont pas des propriétés constantes partout dans le tissu ventriculaire. la figure(I.12) représente une fibrillation ventriculaire.

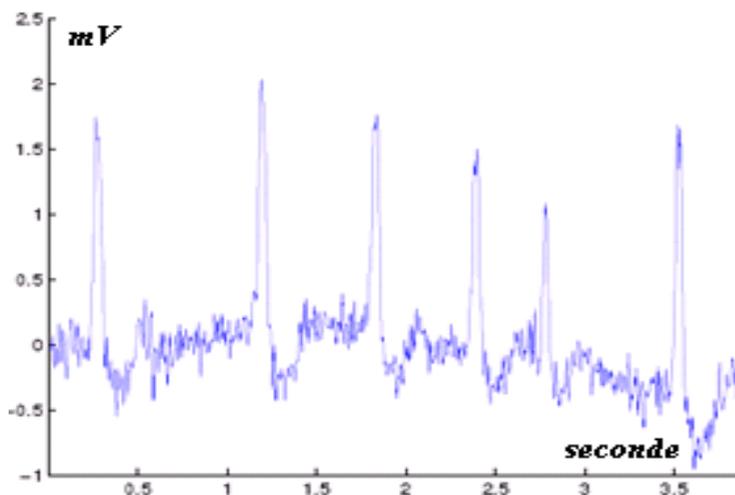


Figure I.12.fibrillation ventriculaire

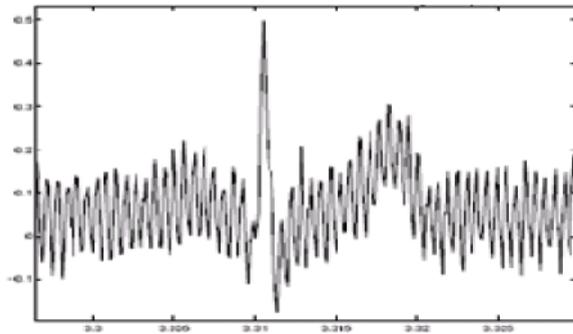
#### III. Bruits visible sur l'électrocardiogramme :

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son

diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques.

### - Bruit dû au secteur :

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la Figure (I.13). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence a bande étroite.



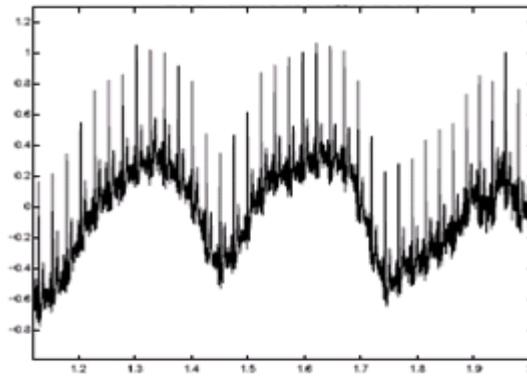
**Figure I.13.** Interférence secteur 50 Hz.

### - Bruit dû aux mouvements d'électrodes

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

### - Mouvements de la ligne de base :

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la Figure (I.14). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.



**Figure I.14.** Dérive de la ligne de base.

### - Bruit myoélectrique ou tremblement somatique :

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

Or, pour aborder toute opération d'analyse de l'ECG, il est impératif que le signal à traiter soit propre et dénué de tout élément parasite entraînant des lecteurs erronés. Par conséquent, l'opération de filtrage s'impose d'elle-même. Pour ce faire, l'opération exige deux étapes : filtrage du signal et suppression des ondulations de la ligne de base.

### **Conclusion :**

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement l'activité mécanique du cœur ainsi que son système de conduction électrique. Ces notions sont indispensables pour la bonne compréhension des problèmes étudiés par la suite. Dans une deuxième partie de ce chapitre nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie. Quelques pathologies cardiaques typiques ont été présentées et illustrées chacune par un enregistrement ECG correspondant.



# Chapitre II :

Méthodes de traitement

du signal ECG

## **Introduction:**

Un signal électrique représente les variations d'une grandeur ou d'un phénomène physique relativement à une variable de référence telle que le temps, il contient de l'information, c'est d'ailleurs sa raison d'être. Cette information est véhiculée par un ou plusieurs paramètres du signal et dont les plus importants sont : l'amplitude, la fréquence et la phase. La forme du signal va dépendre des variations de ces paramètres qui, eux-mêmes, fluctuent selon des règles bien déterminées ou au contraire de façon aléatoire. L'électrophysiologie a pour objet l'étude des phénomènes électriques liés au fonctionnement de divers organes (cœur, muscle, tissu nerveux, considérés dans leur ensemble, ou dans l'un de leurs constituants élémentaires). Ces phénomènes consistent le plus souvent en différences de potentiels électriques  $V(t)$  dont l'amplitude et la vitesse de variation diffèrent beaucoup d'un organe à l'autre. L'étude de ces signaux électriques est riche en renseignement sur le fonctionnement, normal ou pathologique, de l'organe qui lui donne naissance. Ces signaux bioélectriques, pour être étudiés correctement, doivent pouvoir être recueillis, amplifiés (car ils sont le plus souvent d'amplitude faible) et enregistrés ou mémorisés afin d'être traités et analysés. Dans ce chapitre on va exposer quelques méthodes de traitement du signal ECG.

## **I. Les méthodes de détection des ondes d'un ECG :**

### **I.1. Détection du QRS :**

Le complexe QRS est la partie la plus significative du signal ECG, il donne les informations utiles sur le comportement cardiaque. Par conséquent, la détection fiable du complexe QRS demeure un domaine de recherche très important, cette détection est difficile, et cela est dû principalement à la morphologie du complexe qui change de manière significative d'un état sain à un état malade.

Plusieurs méthodes ont été utilisées pour la détection du complexe QRS, tel que le détecteur du QRS basé sur un seuil adaptatif, des détecteurs basés sur la prédiction linéaire [1], sur des filtres numériques [2], par l'analyse fréquentielle [3], sur l'amplitude et les dérivées [4], sur les réseaux de neurones [5] et sur les ondelettes [6].

Nous citons deux méthodes différentes :

#### **I.1.1. Transformée en ondelette continue(TOC) :**

La transformée en ondelettes décompose les signaux sur une famille d'ondelettes translattées et dilatées. Une ondelette est une fonction  $\Psi \in L^2(\mathbb{R})$  de moyenne nulle. Elle est normalisée à  $\|\Psi\| = 1$ , et centrée au voisinage de  $t = 0$ . Une famille d'atomes temps fréquence s'obtient en dilatant l'ondelette  $\Psi$  par un facteur  $s$ ,

$$\Psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (1)$$

Ces atomes restent de norme 1 :  $\|\Psi_{u,s}\| = 1$ .

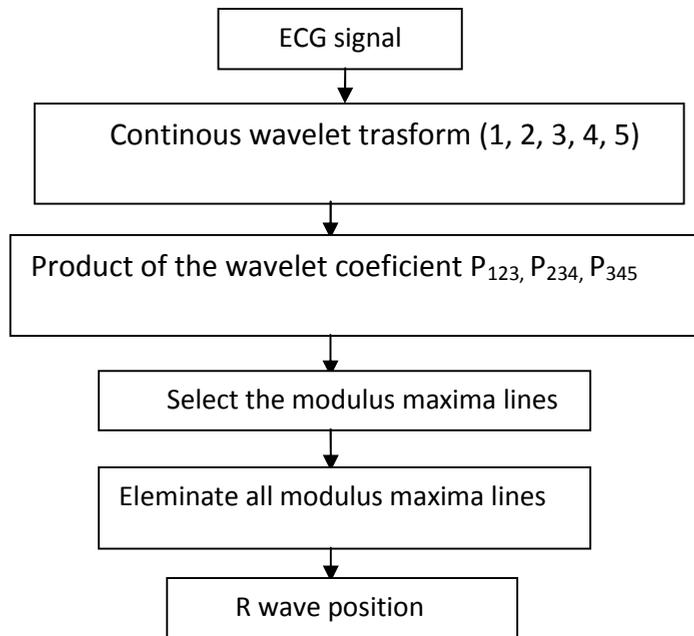
La transformée en ondelettes continue d'un signal  $x(t)$  au temps  $u$  et à l'échelle  $s$  est donnée par l'équation suivante :

$$W_x(u,s) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (2)$$

Dans cette expression,  $s$  est le facteur d'échelle et  $u$  le paramètre de translation. Le paramètre  $s$  joue le rôle de l'inverse de la fréquence : plus  $s$  est petit plus le support de l'ondelette est réduit, donc la fréquence centrale de son spectre est élevée.

### I.1.1.1. Algorithme de détection du QRS :

Dans [9] l'algorithme de détection est basé sur cinq étapes (figure II.1). Dans la première étape, nous décomposons le signal ECG en cinq niveaux successifs, notés 1, 2, 3, 4 et 5 (figure II.2). Puis, nous calculons un produit impair des coefficients de la transformée en ondelettes continues pour trois échelles successifs, notés P123, P234 et P345 (figure II.3).



**Figure II.1.** Schéma de principe de l'algorithme adopté.

Par la suite, nous appliquons un seuil pour déterminer les modules maxima les plus significatifs.

L'onde R correspond à deux lignes de maxima de signes opposés (minimum négatif/maximum positif) du produit multi échelle considéré. En considérant le produit multi échelle  $P_{345}$ , on détermine tous les modules maxima dépassant un seuil TH3. Ces derniers seront stockés dans un ensemble  $\{n_{345}^k \mid k=1 \dots N\}$ . Ensuite, on détermine tous les modules

maxima du produit  $P_{234}$  dépassant un seuil TH2 à condition qu'ils soient au voisinage de  $n_{345}^k$ , ainsi on détermine l'ensemble  $\{n_{234}^k \mid k=1 \dots N\}$ . De la même manière, on détermine les modules maxima du produit  $P_{123}$  avec un seuil TH1 et ils seront stockés dans l'ensemble  $\{n_{123}^k \mid k=1 \dots N\}$ . Les seuils d'amplitude TH1, TH2 et TH3 sont proportionnels à la valeur efficace des coefficients en ondelettes pour une fenêtre d'analyse de taille  $2^{13}$  échantillons.

La quatrième étape consiste à éliminer les modules maxima redondants ou isolés. Supposons que  $n_{123}^1$  est la position du premier minimum négatif (maximum positif) de  $P_{123}$  et que  $n_{123}^k / (k=2 \dots N)$  est la position d'un maximum positif (minimum négatif). Si l'intervalle entre  $n_{123}^1$  et  $n_{123}^k$  dépasse les 120 ms (seuil empirique), ce minimum (maximum) est considéré un minimum (maximum) isolé et il sera donc éliminé. Après, nous éliminons les modules maxima redondants, c'est à dire si au voisinage d'un maximum positif, il y a deux minimums négatifs donc un des deux minimums est considéré comme redondant et doit être éliminé. La procédure adaptée est la suivante : soit  $Min_1$  et  $Min_2$  les deux minimums négatifs, leurs amplitudes respectives sont  $A_1$  et  $A_2$ , et les intervalles entre les minimum et le maximum sont notés  $L_1$  et  $L_2$  respectivement

$$\text{Si } \frac{A_1}{L_1} > 1.2 * \frac{A_2}{L_2} \text{ alors } Min_2 \text{ est redondant.}$$

$$\text{Si } \frac{A_2}{L_2} > 1.2 * \frac{A_1}{L_1} \text{ alors } Min_1 \text{ est redondant.}$$

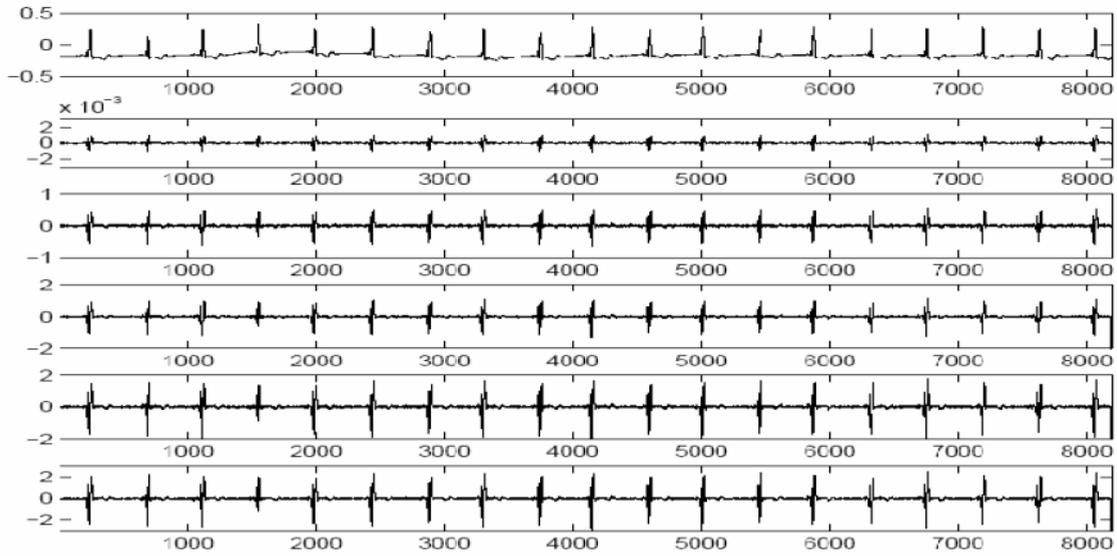
Ces règles sont aussi appliquées dans le cas d'un minimum négatif et deux maximums positifs.

Après l'élimination de tous les modules isolés ou redondants, la position de l'onde R est définie comme le passage par zéro entre le minimum négatif et le maximum positif considérés.

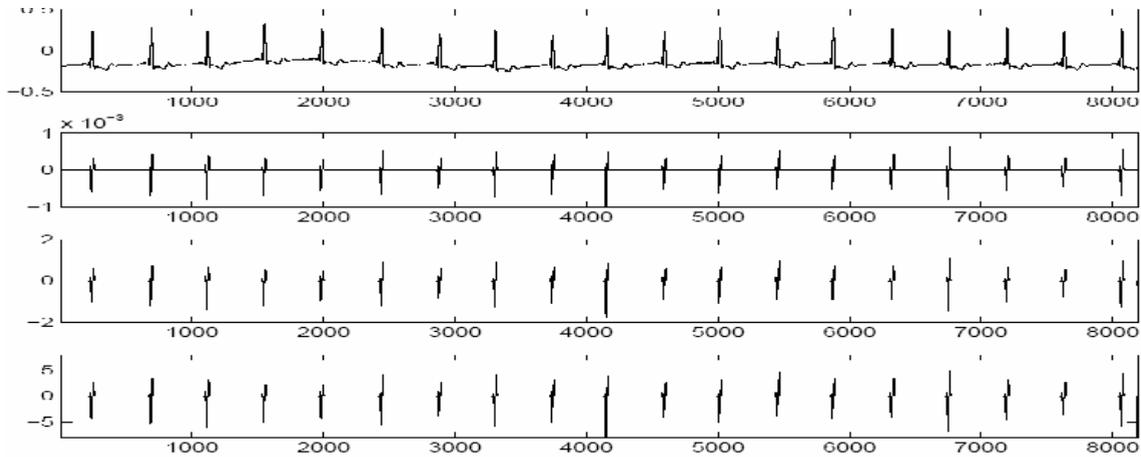
### **I.1.1.2. Résultats :**

L a méthode a été testé sur la base de données MIT/BIH internationale d'arythmies. Seuls 28 signaux comprenant différents type de pathologies cardiaques, à savoir la tachycardie supra- ventriculaire, la fibrillation auriculaire, les bigeminismes, les trigeminismes, les tachycardies ventriculaires, la fibrillation ventriculaire, ont été utilisés pour la validation de la

méthode.



**Figure II.2.** Signal ECG et la représentation de ses coefficients en ondelettes pour les cinq premiers échelles.



**Figure II.3.** Signal ECG et la représentation du produit impair des coefficients de la TO.

### I.1.2. Modèle de Pan-Tompkins :

Dans [7] Ronan Le Page a utilisé la méthode de Pan-Tompkins pour la détection et la localisation du complexe QRS. Cette méthode repose sur l'utilisation des dérivées première et seconde du signal ECG, elle est basée sur les étapes suivantes :

- ◇ Calcul des dérivées première et seconde  $y_1$  et  $y_2$  :

$$Y_1 [n]=f [n+1]-f [n-1].$$

$$Y_2 [n]=f [n+2]-2f [n] +f [n-2].$$

- ◇ Lissage, mise au carré, normalisation

Lissage de la dérivée première (respectivement de la dérivée seconde) s'obtient par un moyennage sur 3 échantillons consécutifs :

$$yliss = \frac{1}{4} \{y[n-1] + 2y[n] + y[n+1]\}$$

yliss1 : lissage de dérivée première.

yliss2 : lissage de la dérivée seconde.

Les coefficients de normalisation  $a_1$  et  $a_2$  sont respectivement égaux à :

$$\frac{1}{\max(Yliss1)} \text{ et } \frac{1}{\max(Yliss2)}$$

◇ Sommation :

$$Y3 [n] = a_1 yliss^2_1 [n] + a_2 yliss^2_2 [n]$$

◇ Calcul des positions des QRS grâce à un seuil.

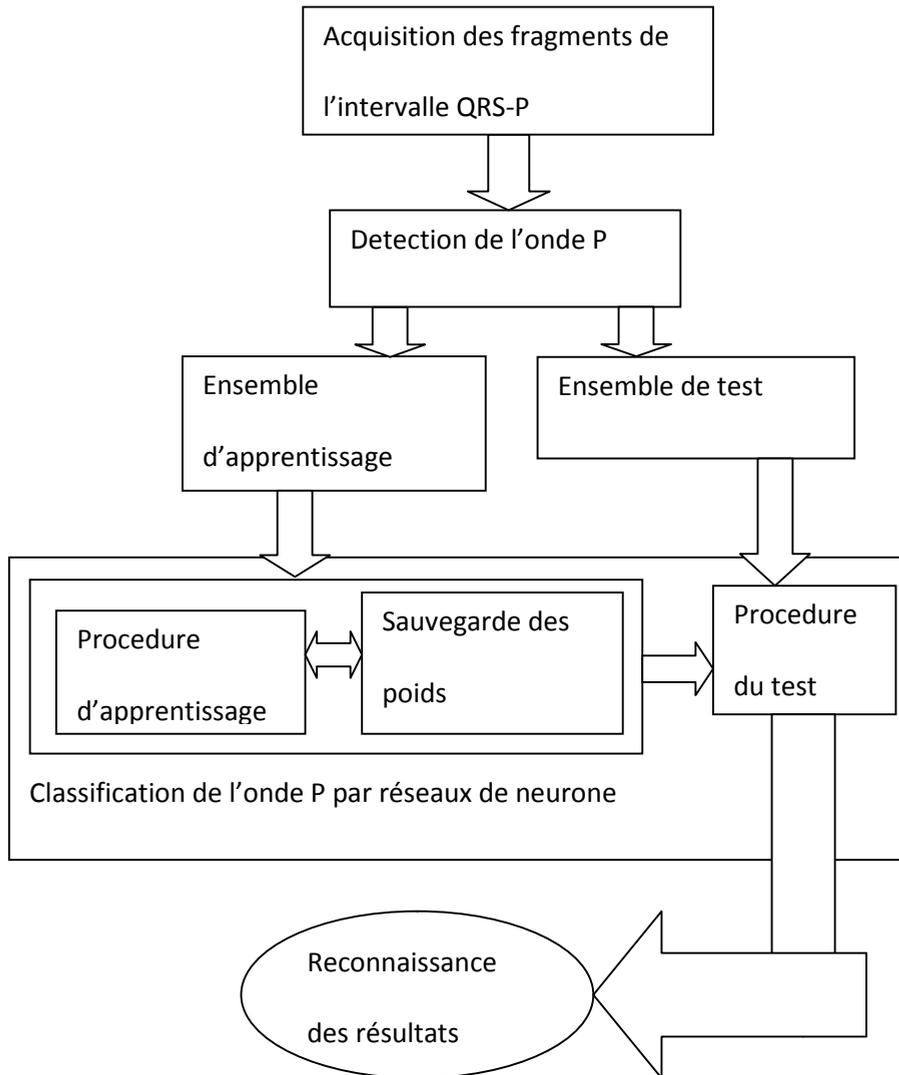
## II.2. Détection de l'onde P :

Il ya eu une centaine de citation dans la littérature biomédical où la plupart des études tentes l'identification d'un infarctus du myocarde (IDM), ou la classification des arythmies ventriculaires ; ces deux dernières se basent sur la détection du complexe "QRS". Par contre on rencontre une certaine réticence dans la bibliographie en ce qui concerne les arythmies auriculaires qui dit détection de l'onde "P". pour cela plusieurs approches [8] ont été développées telles que, les systèmes experts, la logique floue et les réseaux de neurones.

Dans le cadre de la réalisation du travail pour l'élaboration d'un algorithme de détection des paramètres de diagnostic du signal électro-cardiographique à savoir l'onde "P", l'auteur [9] a procédé comme suit :

- i. Lecture des données à partir du fichier numérique
- ii. Détection du complex QRS
- iii. Détection de l'onde P

Il s'est basé sur le principe de programmation par les réseaux de neurones, à l'étape détection de l'onde, il a du suivre les procédures illustrée par la (figure II.4) :



**Figure II.4.** Schéma global de l'algorithme

### II.2.1 L'apprentissage :

L'apprentissage est défini comme étant le changement au niveau de la mémoire du réseau. Il a comme objectif l'amélioration des performances du réseau.

Cette phase est essentielle pour la détection d'une forme finale adaptée pour le problème. Elle permet de trouver :

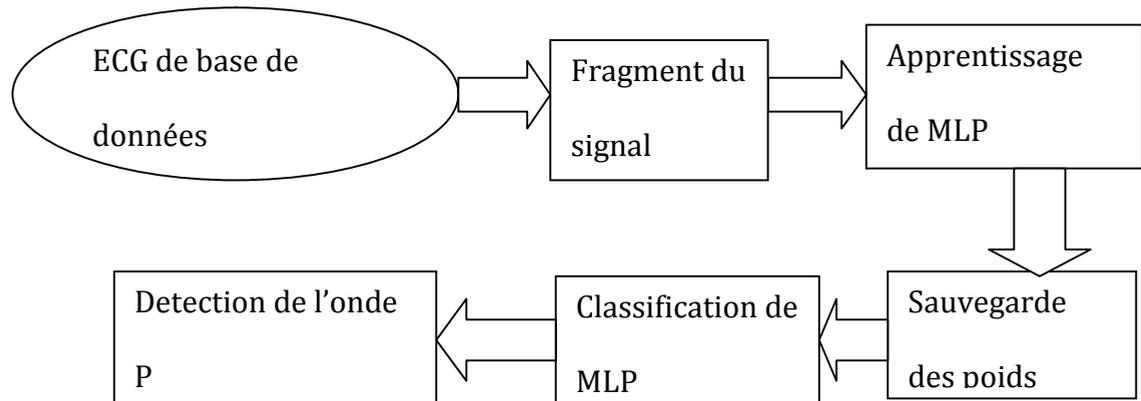
- ◇ Le nombre de couche du réseau de neurone.
- ◇ Le nombre de neurone de chaque couche du réseau de neurone.
- ◇ Le nombre d'entrée du réseau de neurone.
- ◇ Les poids du réseau de neurone.

Le mécanisme d'apprentissage diffère suivant la tâche pour laquelle ce réseau est utilisé.

Nous avons utilisé l'apprentissage « supervisé » : qu'il se fait en présence d'un superviseur qui dirige le comportement du réseau en lui présentant les entrées et leurs sorties désirées.

Cet apprentissage se fait toujours par l'intermédiaire de critères à optimiser définissant la performance du réseau à chaque étape.

### II.2.2. Déroulement de l'apprentissage :



**Figure II.5.**Diagramme de détection de P.

Le principe consiste à présenter au réseau le vecteur d'entrées des échantillons d'un fragment du signal ECG, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrée vers la couche de sortie en passant par la couche cachée. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, est calculée l'erreur qui est à son tour propagée de la couche de sortie vers la couche d'entrée. Cette technique permet la modification et l'ajustement des poids du réseau. L'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée et ce, jusqu'à ce qu'un des critères d'arrêt soit vérifié.

Notons que la phase d'apprentissage va s'arrêter sous l'une des conditions suivantes:

- L'erreur est inférieure à  $10^{-25}$ .
- Le nombre d'itérations maximum ( $10^5$ ) est atteint.

### III. Méthodes de classification des signaux ECG :

La classification est un domaine de recherche qui a été développé aux années soixante. C'est la base de plusieurs systèmes d'aide en diagnostic ; il s'agit d'affecté un ensemble d'objets (tissu, enregistrement... etc.) a un ensemble de classes selon la description de celle ci, cette description est effectué grâce à des propriétés ou des conditions typique propre aux classes.les objets sont alors classifiés suivant qu'ils vérifient ou non ces conditions ou

propriétés. Plusieurs méthodes ont été développées dans le but de classification citons quelques une :

### III.1. Méthodes basés sur la logique floue :

Dans [10], les auteurs ont présenté l'étude d'un classificateur supervisé basé sur les concepts de base de la logique floue. C'est système de classification floue dont la base de connaissance est modélisée sous forme de règles floue du type "si-alors". L'objectif principale est la conception d'un système d'aide au diagnostique permettant, à partir d'ECG réels, de détecter trois familles de fibrillation auriculaire à savoir la fibrillation lente(FL), l'arythmie complète par fibrillation auriculaire(ACFA), et la tachycardie complète par fibrillation auriculaire(TCFA).

#### III.1.1. La logique floue en classification :

L'approche par la logique floue permet l'introduction du concept de degré d'appartenance qui détermine "les forces" avec les quelle les individus appartient au différentes classes. Cela repose sur le fait que le concept floue ne recherche pas un point de rupture qui décide de l'appartenance d'un individu à une classe, mais qu'elle raisonne plutôt sur la base d'un intervalle de valeurs. L'idée qui soutient l'approche est la possibilité d'appartenance à la fois à plusieurs classes.

#### III.1.2. Conception du classificateur floue :

##### III.1.2.1. Principe de base :

Soit  $C = \{c_1 ; c_2 ; \dots ; c_M\}$  un ensemble de M diagnostique possibles dans le contexte d'un certain problème médical. C peut être un ensemble d'anomalies du cœur. Soit X une description d'un objet (par exemple, un patient) sous forme d'un vecteur de réels de Q éléments :

$X = [p_1 ; p_2 ; \dots ; p_Q] \in \mathbb{R}^Q$ . les composantes du vecteur X encodent les paramètres tels que des mesures cliniques des ECG, ...etc.

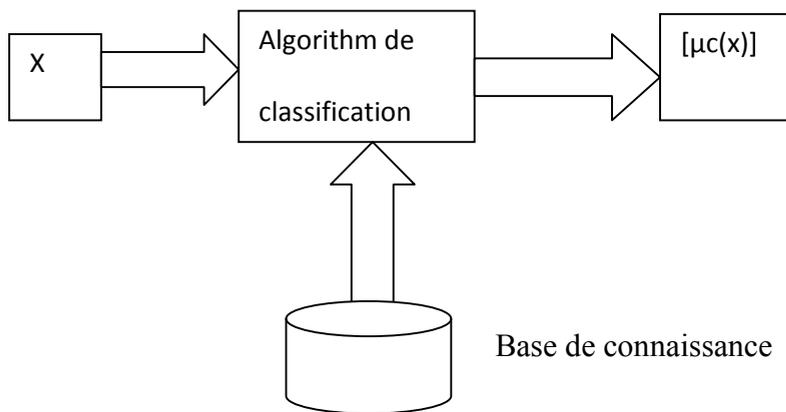
Un classificateur flou est toute application :

$$D : \mathbb{R}^Q \rightarrow [0, 1]^M$$

Les résultats de la classification sont alors données par :

$$D(x) = [\mu_1(x), \dots, \mu_M(x)].$$

Ou  $\mu_j(x)$  représente le degré d'appartenance de X à la classe  $C_j$  (figure II.6).



**Figure II.6.** Schéma synoptique d'un classificateur flou supervisé.

### III.1.2.2. Seuil d'affectation :

Le principe ; est d'affecter à une classe tout les individus ayant un degré d'appartenance à cette classe supérieur ou égal à un seuil donné, chaque individu ayant désormais la possibilité d'appartenir simultanément à plusieurs classes. En faisant varier ce seuil, on obtiendra plusieurs configurations pour une même classe, et donc plusieurs scénarios de diagnostic. La variation de ce seuil modifiera non seulement la taille des classes, mais aussi leurs contenus. De plus ce paramètre détient un outil complémentaire lui permettant de donner un diagnostic avec plus d'objectivité et moins d'ambiguïté.

### III.1.3. Le modèle flou :

Les connaissances de l'expert, dans ce cas le cardiologue, sont exprimées d'une manière très naturelle en utilisant des variables linguistiques qui sont représentées par des ensembles flous. La base de connaissances est formulée sous forme d'une collection de règles floues du type «si-alors» appelée base de règles floues et d'un ensemble d'appartenance.

#### III.1.3.1. Fonctions d'appartenance :

Les anomalies concernées par ce travail appartiennent à la famille des arythmies cardiaque. Selon les cardiologues la détection de ces anomalies est conditionnée par quatre paramètres : la fréquence cardiaque, l'irrégularité du rythme, l'amplitude de l'onde P et la largeur du complexe QRS [11]. Chaque paramètre d'entrée est représenté par des fonctions linguistiques. Les intervalles de prédominance de ces valeurs sont définis par des fonctions d'appartenance qui ont été choisies sous forme trapézoïde ou triangulaire car elles confèrent au système une rapidité de calcul.

### III.1.3.2. Base de règles floues :

La base des règles floues comporte 4 règles (tableau III.1). Elle n'est pas complète car étant donné que le vecteur d'entrée est de dimension 4 et chaque paramètre peut prendre au moins deux valeurs possibles, le nombre de règle qu'on peut former est supérieur à 4.

Règle	F	RR	P	QRS	Diagnostic
R <sub>1</sub>	Faible	Irrégulier	Absente	Fin	FL
R <sub>2</sub>	Moyenne	Irrégulier	Absente	Fin	ACFA
R <sub>3</sub>	Elevé	Irrégulier	Absente	Fin	TCFA
R <sub>4</sub>	Moyenne	Régulier	Présente	Moyen	N

**Tableau 1 :** base des règles floues.

### III.1.4. Résultat de simulation :

Pour valider le système de classification floue, un ensemble d'ECG de test a été utilisé. Il a été construit à partir de trois bases de données médicales de référence à savoir «AF termination challenge Database(aftdb) », «MIT-BIH atrial fibrillation Database(afdb)» et «MIT-BIH normal sinus rhythm Database(nsrd)». Il comporte 64 cas : 2cas FL, 40 cas ACFA, 14 cas TCFA, et 8 cas normaux(N). Le résultat de la classification fournit des informations sur les degrés d'appartenance des 64 cas aux classes FL, ACFA, TCFA, et N. c'est le résultat brut de la classification auquel on applique un seuillage à l'aide du seuil d'affectation  $\alpha$  allant de 0 à 0,9 pour tirer des résultats les plus significatifs. La matrice des degrés d'appartenance donne des informations sur l'appartenance des cas considérés aux différentes classes. Cependant, elle ne permet pas d'évaluer les performances du système. Pour cela on doit assigner à chaque cas une classe unique.

Cas	$\alpha=0$	$\alpha=0,4$	$\alpha=0,8$	Classe de référence
1	FL	FL	FL	FL
4	ACFA	ACFA	ACFA	ACFA
10	TCFA	TCFA	TCFA	TCFA
64	TCFA	-	-	N

**Tableau 2** : Exemple des résultats de classification.

Le tableau(III.2) récapitule quelque exemple des diagnostics fournis par le système pour différentes valeurs du seuil d'affectation. Les résultats obtenus ont été globalement satisfaisants, l'intégration d'un algorithme de génération et de mise au point des fonctions d'apprentissage pourrait améliorer les performances.

### III.2. Méthode basé sur les réseaux de neurones :

Des modèles de réseaux de neurones existent depuis longtemps. Ainsi le physiologiste viennois Sigmund proposait en 1894 un modèle neuronal de la détection du mouvement par l'œil de la mouche. Cependant en 1943 W.S. Mc Culloch et Pitts [McCulloch et al, 1943] constituent certainement un des premiers jalons dans l'étude mathématique des réseaux de neurones formels. En 1949 le psychanalyste Donald Hebb proposait deux idées fondamentales [Hebb, 1949].

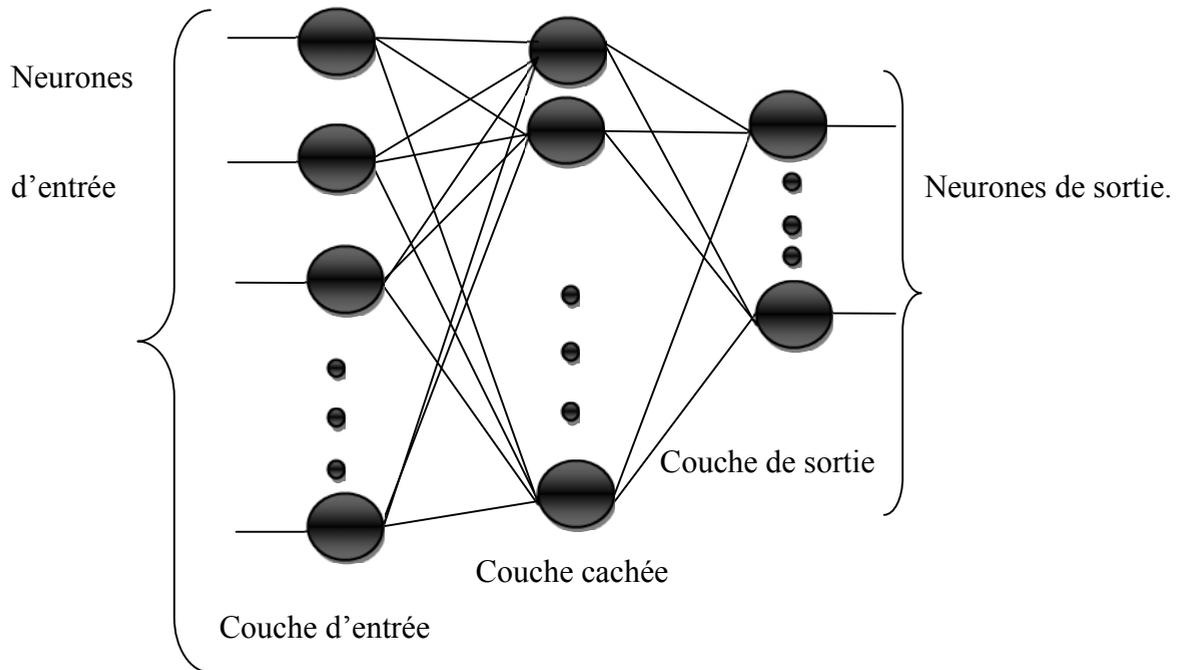
**i)** tout percept ou concept est physiquement représenté dans le cerveau par l'entrée en activité d'un ensemble de neurones (on parle de l'assemblée de Hebb) ;

**ii)** deux neurones, ou deux ensembles de neurones, qui sont activés en même temps, vont finir par être «associés», de sorte que l'entrée en activité de l'un facilitera celle de l'autre. Ainsi la mise en mémoire s'effectue aux lieux d'interaction entre neurones, c'est-à-dire à la synapse (on parle de la synapse de Hebb).

#### III.2.1. Les réseaux de neurones artificiels :

Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau car non seulement, la

connaissance est acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités, soit dans les poids synaptiques.



*Figure II.7. Réseau de neurone artificiel.*

### III.2.3. Architecture des réseaux :

On peut classer les RNA en deux grandes catégories:

#### III.2.3.1. Réseaux "FEED-FORWARD" :

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans retour en arrière possible.

##### III.2.3.1.1 Perceptrons :

###### a. Perceptron monocouche :

C'est historiquement le premier RNA. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [Jian-kang wu, 1993] (ou selon la règle de Hebb).

###### b. Perceptron multicouche (MLP) :

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

### III.2.3.2. Les réseaux "FEED-BACK" :

Appelés aussi "réseaux récurrents", ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

#### a. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen :

Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation [Jian-kang wu, 1993].

#### b. Les réseaux de Hopfield :

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

### III.3. Méthodes basée sur le modèle de Markov :

Soit  $N$  le nombre d'état du système.  $Q$  l'ensemble des états accessible au système

$Q = \{S_i\}$ ,  $i=1...N$  ou  $S_i$  représente l'état  $i$ . l'état  $i$  du système est représenté par la variable  $q_t$  à l'instant  $t$ . un modèle de Markov [12] peut être représenté par le quadruplet  $\{Q, A, B, \pi\}$  avec :

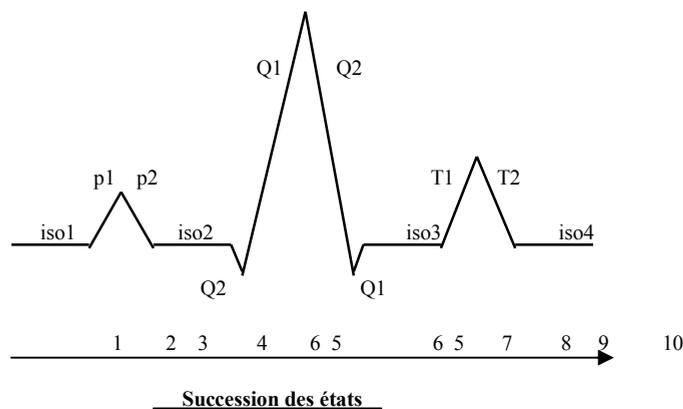
◇  $A = [a_{ij}]$  : la matrice de probabilité de transition de l'état  $i$  à l'état  $j$   
 $i=1.....N$

◇  $\pi = [\pi_i]$  : le vecteur de probabilité doit d'être à l'instant initial dans l'état  $i$ .

◇  $B = [b_j(x)]$  : la matrice de distribution de probabilité des observations,  $b_j(x)$  représente la densité de probabilité de l'observation  $x$  à l'instant  $t$ .

### III.3.1. Le modèle de Markov caché pour la segmentation de l'ECG :

Le modèle utilisé est un modèle à dix états [13].



**Figure II.8.** Modèle de Markov caché à dix états.

Le processus tenant lieu d'observations est les coefficients d'ondelettes de Haar de plusieurs niveaux de résolution du signal ECG. L'idée est d'associer une détection des ruptures dans le signal par les ondelettes et une recherche des transitions d'états par le modèle de Markov. Le modèle de Haar a été utilisé comme une approximation de la pente du signal analysé.

### III.3.2. Les transitions d'états :

Dans le cas général d'un modèle de Markov à plusieurs états, il peut avoir des transitions entre tous les états.

### III.3.3. Classification :

La base de données utilisée pour la classification contient 145 enregistrements divisées en deux groupes : groupe de contrôle (normaux) contient 63 patients et groupe d'étude (FA) contient 82 patients.

Pour la classification une analyse discriminante linéaire est effectuée pour les paramètres sélectionnée. Deux méthodes sont utilisées :

◇ Méthode de resubstitution qui utilise la même base de données pour l'apprentissage et pour le test, elle est connue pour être une estimation biaisée de la probabilité d'erreur et donne une valeur optimiste.

◇ Méthode dite holdout qui consiste à diviser la base de données, une partie pour l'apprentissage et l'autre pour le test, elle donne une estimation non biaisée de la probabilité d'erreur.

La base d'apprentissage et de test contient  $N$  individus à FA et  $N$  individus normaux. Le nombre de paramètre  $I$  doit rester faible pour que le rapport  $N/I$  soit suffisamment grand pour pouvoir effectuer la généralisation du système de classification.

#### **IV. Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présenté quelque méthode permettent la détection des paramètres d'un signal ECG notamment le complexe QRS et l'onde P, une exposition brève a été effectuée pour chaque une des méthodes. Dans une deuxième partie de ce chapitre on a cité quelques méthodes de classification des ECG qui a pour but ; facilité le diagnostique.

# Chapitre III :

Application :

Détection du complexe  
QRS

## I. Introduction :

Les signaux ECG à longue durée fournissent les informations, qui peuvent ne pas être présentées durant les essais cliniques réguliers. Un grand nombre de paramètres tels que les variations de fréquence cardiaque, la largeur de complexe QRS et la morphologie des ondes P et T de ce signal, sont nécessaires, et sont utilisés pour évaluer si le patient présente ou non des anomalies. Pendant les dernières années les systèmes de surveillance assisté par ordinateur ont été exploités dans divers domaines cliniques. La plus part de ces systèmes conventionnels d'extraction, pour analyser le complexe QRS et pour classifier les cas anormaux. Dans une première partie de ce chapitre nous présenterons quelques méthodes d'extraction des paramètres d'un ECG, puis la deuxième partie consiste à présenter un algorithme efficace pour détecter et identifier les différentes ondes constituent un signal ECG.

## II. Méthodes d'extraction des paramètres d'ECG :

Les intervalles de temps définis par les ondes caractéristiques d'un signal ECG fournissent d'importants indicateurs pour le diagnostic des maladies cardiaques ; ils reflètent des processus physiologiques du cœur et du système nerveux autonome. L'analyse et l'interprétation de ces intervalles permettent de mettre en valeur de nouveaux phénomènes, qu'il est parfois possible d'expliquer au niveau physiologique, et qui conduisent vers une meilleure compréhension du fonctionnement global du cœur. Plusieurs méthodes sont utilisées pour l'extraction des paramètres d'un ECG ; citons quelques une :

### II.1. Méthodes basées sur du filtrage dérivatif :

Il est généralement supposé que les débuts et fins d'ondes de l'ECG soient liés à des changements brusques dans les variations du signal ECG. De ce fait, plusieurs méthodes pour la segmentation de l'ECG basées sur la différentiation numérique ont été proposées afin d'exploiter les changements de pente du signal. Ce type de méthodes a été largement utilisé pour la délimitation des ondes cardiaques. Pour ces méthodes, les hypothèses sur le modèle d'observations sont :

- Le signal  $s$  est partiellement connu,
- on a cependant quelques a priori sur les caractéristiques de  $s$ , notamment l'intervalle de temps où l'onde d'intérêt se trouve,
- Le signal  $s$  peut subir des changements de forme et de morphologie,
- La fonction parasite  $f_i$  n'existe pas.

La méthode de Lagune et al. [14] est une des méthodes références de délimitation d'ondes, basée sur du filtrage dérivatif des enregistrements Holter des ECG. Le signal ECG est traité par un filtre dérivatif  $G_1(z)$  puis par un filtre de lissage  $G_2(z)$  tels que :

$$G_1(Z)=1-Z^{-6}$$

$$G_2(Z)=\frac{1-Z^{-8}}{1-Z^{-1}}$$

La sortie de ces deux filtres en série est notée  $y(k)$ . Cette méthode permet de délimiter les complexes QRS et les ondes T.

## II.2. Méthodes basées sur la transformée en ondelettes :

De nombreuses méthodes permettant la segmentation des ondes ECG basées sur la transformée en ondelettes ont été proposées dans la littérature [15, 16, 17, 18, 19].

Cette transformation fournit une description du signal dans le domaine temps-échelle, permettant ainsi la représentation des caractéristiques du signal à des résolutions différentes.

Comme on a pu le voir, le signal ECG est composé d'ondes de caractéristiques temporelles très différentes [20]. Cette technique basée sur la transformée en ondelettes s'avère très utile pour l'analyse de l'ECG. Pour ce type de méthodes, les hypothèses sur le modèle d'observations sont :

- Le signal  $s$  est partiellement connu,
- On a cependant quelques a priori sur les caractéristiques de  $s$ , notamment sur la forme et la largeur de ses ondes,
- La fonction parasite  $f_i$  n'existe pas.

L'ondelette est généralement une fonction oscillatoire de moyenne nulle qui a deux paramètres : l'un représente une translation temporelle, l'autre un changement d'échelle.

## II.3. Méthodes basées sur un indicateur lié à la surface couverte par l'onde :

Zhang et al. ont récemment présenté une méthode de segmentation des ondes cardiaques basée sur un indicateur lié à la surface couverte par l'onde [21, 22]. Cette méthode permet de détecter les pics R, le début et la fin des complexes QRS, et la fin de l'onde T. Pour cette méthode, les hypothèses sur le modèle d'observations sont :

- le signal  $s$  est partiellement connu,
- on a cependant quelques a priori sur les caractéristiques de  $s$ , notamment sur la fenêtre temporelle de recherche de l'onde T et sur la morphologie de l'onde T,
- le signal  $s$  ne peut pas subir des changements de forme trop importants,

- la fonction parasite  $f_i$  n'existe pas.

Si l'onde T est positive, l'algorithme est appliqué au signal  $s(t)$ , sinon il sera appliqué au signal  $-s(t)$ . Cette approche est détaillée et étendue à des morphologies bi-phasiques dans les travaux [23, 24].

#### II.4. Méthodes basées sur l'inter-corrélation :

Des techniques basées sur l'inter-corrélation ont été très souvent présentées dans la littérature [25, 26, 27]. L'idée principale de ce type de technique est de définir au préalable une onde de référence (un Template) de la forme de l'onde à détecter, puis de localiser le maximum de l'inter-corrélation entre cette onde de référence et l'onde testée. Il existe différentes façons de construire l'onde de référence : soit en la modélisant à l'aide de fonctions mathématiques en s'inspirant des ECG réels, soit en moyennant les ondes observées [28, 29]. En effet souvent l'onde de référence est créée à partir de la moyenne de quelques ondes de l'enregistrement ECG sous l'hypothèse que la forme de ces ondes réelles ne varie pas, de même que leurs alignements. Pour cette méthode, les hypothèses sur le modèle d'observations sont alors :

- Le signal  $s$  est connu,
- Le signal  $s$  ne subit pas de changements de forme trop importants,
- La fonction parasite  $f_i$  n'existe pas.

La fonction d'inter-corrélation  $r_{12}$  est alors utilisée pour mesurer les corrélations entre l'onde de référence  $x_1(n)$  et l'onde observée  $x_2(n)$  :

$$R(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_1(n)x_2(n + \tau)$$

Où  $N$  représente le nombre d'échantillons dans la fenêtre de calcul. La valeur de  $\tau$  pour laquelle cette fonction est maximale représente le temps de retard estimé entre l'onde réelle et l'onde de référence.

L'avantage de cette méthode basée sur l'inter-corrélation est qu'elle est robuste au bruit d'observations.

#### II.5. Méthodes basées sur un apprentissage :

Dans la littérature, des algorithmes de détection de l'onde P sont basés sur un apprentissage. Ils sont généralement conçus selon deux approches : soit la détection du complexe QRS est faite au préalable et l'algorithme consiste à chercher l'onde P dans une fenêtre précédant le QRS, soit on procède à l'annulation de l'ensemble QRS-T. Dans le

premier cas, l'apprentissage est implicite, on connaît la fenêtre d'observation de l'onde d'intérêt et on détecte l'onde P par différents types de méthodes : dérivation d'ordre fractionnaire [30] ; filtrage passe-bas dérivatif [31] ; modèle de Markov cache et ondelette [32, 33], . . . Dans le second cas, le complexe QRS-T est annulé et l'onde P est délimitée par différentes méthodes bayésiennes ou basées sur des réseaux de neurones [34, 35, 36, 37, 38, 39]. Cependant, étant donné notre application sur les signaux ECG réels qui est d'estimer les intervalles P-R à l'exercice, nous n'utiliserons aucune de ces méthodes dans ce manuscrit.

## II.6. Méthodes basées sur le maximum de vraisemblance :

Sous les hypothèses où le signal  $s$  du modèle d'observations général est inconnu, ou le signal  $s$  ne subit pas des changements de forme trop importants, et où la fonction parasite  $f_i$  n'existe pas, la méthode de TDE la plus utilisée est celle de Woody basée sur un processus itératif pour l'identification et l'analyse des signaux retardés.

### ◇La méthode de Woody :

Dans ses travaux [42], Charles D. Woody présente un processus itératif pour l'identification et l'analyse des signaux inconnus retardés. Basée sur la méthode de corrélation pour l'estimation des retards sur des observations qui ne subissent pas de changements de forme trop importants, sa méthode de TDE peut être résumée comme suit :

Dans le modèle d'observations,  $x_i(n)$  représente l'amplitude de la  $i^{\text{ème}}$  observation pour l'échantillon  $n$  ( $0 < n < N$ ),  $i = 1..I$ , où  $I$  est le nombre de réalisations. Chaque observation est composée d'une onde référence inconnue  $s(n)$ , retardée de  $d_i$ , telle que  $s_{d_i}(n) = s(n-d_i)$ , plus  $e_i(n)$  le bruit d'observations :

$$x_i(n) = s_{d_i}(n) + e_i(n).$$

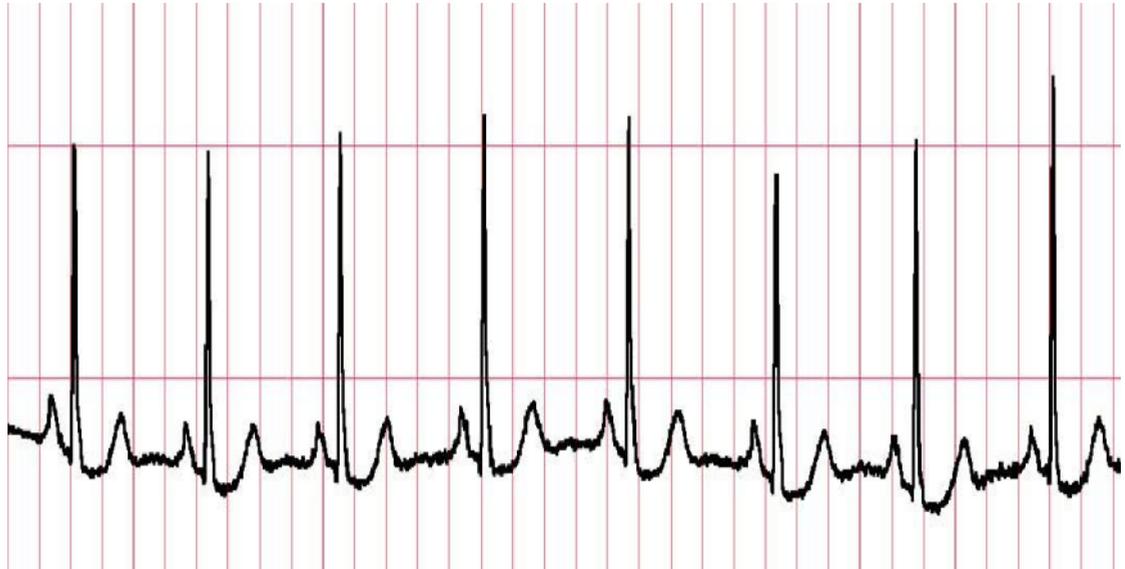
Le but de sa méthode de TDE consiste alors à estimer les retards  $d_i$  contenus dans les observations bruitées.

## Partie I : Application

### II.1. Lecture et chargement des signaux ECG :

Parce qu'il est un système interactif et convivial de calcul numérique et de visualisation graphique, matlab.7 était l'environnement sous lequel nous avons développé notre logiciel de détection des ondes d'ECG. Cet environnement possède un langage de programmation à la fois puissant et simple d'utilisation, il permet d'exprimer les problèmes et solution d'une façon aisée, contrairement à d'autres langages. Le chargement du signal cardiaque sous matlab constitue une étape importante dans notre algorithme, il s'agit de convertir le signal

ECG enregistré (codé) sous sa forme initiale (le format 212 de MIT BIT Database) en un autre format compréhensif par matlab. La figure suivante présente un exemple d'enregistrement ECG de la base de données MIH BIT.



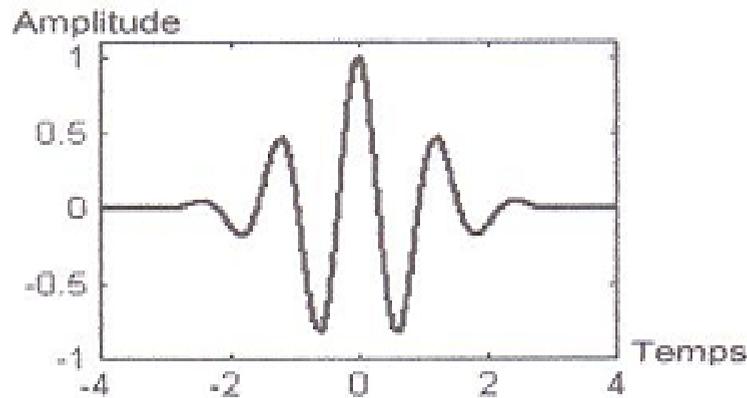
**Figure III.1.** Exemple d'enregistrement ECG de MIH BIT Database.

### **II.1.1. prétraitement du signal cardiaque :**

#### **A. Filtrage du signal ECG :**

##### **A.1 Généralités sur la transformée en ondelettes [40] [41]:**

L'outil le plus performant utilisé pour résoudre le problème du bruit est la transformée en ondelettes. Elle possède une analyse simultanée en temps et en fréquence. L'avantage des ondelettes est de travailler en sous bande et de pouvoir séparer les composantes du bruit des composantes du signal utile. Les ondelettes sont principalement utilisées pour la décomposition de fonctions, elle consiste à écrire la fonction comme la somme pondérée de fonctions obtenues à partir d'opérations simples effectuées sur une fonction principale  $\Psi(t)$  appelée ondelette mère.



**Figure III.2.** Ondelette mère.

L'ondelette mère engendre les autres ondelettes de la famille  $\Psi_{a,b}(t)$ , ces opérations consistent en des translations (paramètre  $b$ ) et dilatation (paramètre  $a$ ).

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

$\frac{1}{\sqrt{a}}$  : est le facteur de normalisation, il peut être pris égal à 1 ou à  $\frac{1}{a}$ .

### **A.2. La dilatation :**

La dilatation consiste à faire varier le paramètre  $a$  ; c'est-à-dire : plus  $a$  est grand, plus l'ondelette est dilatée.

### **A.3. La translation:**

C'est la possibilité de retarder ou d'avancer le départ d'une ondelette.

### **A.4. la transformée en ondelette continue (CWT) :**

Une transformée en ondelette est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisées (c'est-à-dire les translations et les dilatations) peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels  $\mathbb{R}$ .

La CWT a pour expression :

$$W(a,b) = \text{CWT}(f)(a,b) = (\Psi_{a,b}, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt$$

Telle que:  $f$  est une fonction appartenant à l'ensemble des fonctions sommables que l'on note par  $L^2(\mathbb{R})$ .

$\Psi^*$  : représente le complexe conjugué de  $\Psi$ .

La transformée en ondelettes continue a une résolution temps-fréquence alors c'est une représentation redondante du signal, c'est-à-dire qu'on obtient plus de coefficients d'ondelettes qu'il n'en faut pour décrire le signal de manière exhaustive.

### A.5. la transformée en ondelettes discrètes :

La transformée en ondelettes discrète est obtenue en faisant varier les paramètres de dilatation et de translation dans une grille discrète, de telle sorte qu'ils puissent transmettre toute l'information contenue dans le signal. Pour cela il faut remplacer la famille redondante des fonctions de base  $\Psi_{a,b}$  par une famille dénombrable.

Ces paramètres sont donnés par les expressions suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} a_j = a_0^j \\ b_k = kb_0 a_0^j \end{array} \right.$$

avec  $(j,k) \in \mathbb{Z}^2$

$a > 1$  : pas de dilatation.

$b \neq 0$  : pas de translation.

Ainsi la famille d'ondelettes discrètes est définie par :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \Psi(a_0^{-j}t - kb_0).$$

### A.6. condition d'admissibilité :

La transformée en ondelettes doit permettre de reconstruire le signal à partir de sa transformée, pour ce faire certaines conditions dites d'admissibilités sont réalisables :

$$C_\Psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \left| \frac{\Psi^\wedge(\omega)}{\omega} \right| d\omega < +\infty$$

Où :  $\Psi^\wedge(t)$  est la TF de  $\Psi(t)$ .

Cette condition permet d'analyser le signal, puis de le reconstruire sans perte d'information. La condition d'admissibilité implique que la transformé de Fourier de l'ondelette à la fréquence du continu doit être nul, ceci implique deux conséquences importantes :

◇ Les ondelettes doivent posséder un spectre de type passe bande.

◇ L'ondelette doit être une fonction d'énergie finie et de moyenne nulle, cela est vérifié par la condition d'oscillation suivante:

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

### A.7. Analyse multi-résolution :

L'analyse multi-résolution d'une fonction  $f \in L^2$  est obtenue en trouvant une suite de fonctions  $f_n$ , dont chacune est une approximation du signal à une résolution bien déterminée. Par définition, l'analyse multi-résolution est une suite croissante de sous espace vectoriels  $V_j$  de  $L^2$ , à chaque espace est associé une résolution  $2^j$ .

L'approximation du signal  $f(t)$  à cette résolution est obtenue par projection sur le sous espace correspondant. Les sous espaces  $V_j$  vérifient les propriétés suivantes :

$$1- \{0\} \subset \dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset \dots \subset V_{J+1} \subset V_{J+2} \dots \subset L^2(\mathbb{R})$$

$$2- \bigcup V_j = L^2(\mathbb{R})$$

$$3- \bigcap V_j = \{0\}$$

$$4- \forall j \in \mathbb{Z}, f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2^{-j} x) \in V_0$$

$$5- \forall k \in \mathbb{Z}, f(x) \in V_0 \Leftrightarrow f(x-k) \in V_0$$

Les propriétés énoncées dans la définition précédente traduisent le fait que toute l'information contenue dans l'approximation de la fonction à une résolution donnée est également contenue dans l'approximation de la fonction à une résolution supérieure (propriété 1) et cette information est représentée d'une manière analogue à chaque résolution (propriété 4). Pour une résolution minimale on perd toute l'information et pour une résolution infinie on se rapproche de la fonction elle-même (propriété 2 et 3).

La fonction engendrant la base de l'espace  $V_j$  est une fonction d'échelle  $\Phi \in L^2(\mathbb{R})$  appelé père d'ondelettes. Les fonctions de base sont obtenues par opération de dilatation et de translation de la même fonction.

La projection d'une fonction  $f$  sur la base créée nous donne l'approximation de cette fonction à la résolution correspondante.

Si on prend l'idée d'approximations successives du signal et si on s'intéresse à la différence entre deux approximations consécutives, on trouve que cette différence est un détail nécessaire pour passer d'une approximation à une échelle  $j$  à l'approximation à une échelle plus fine ( $j+1$ ). Donc pour chaque espace d'approximation  $V_j$ , les détails

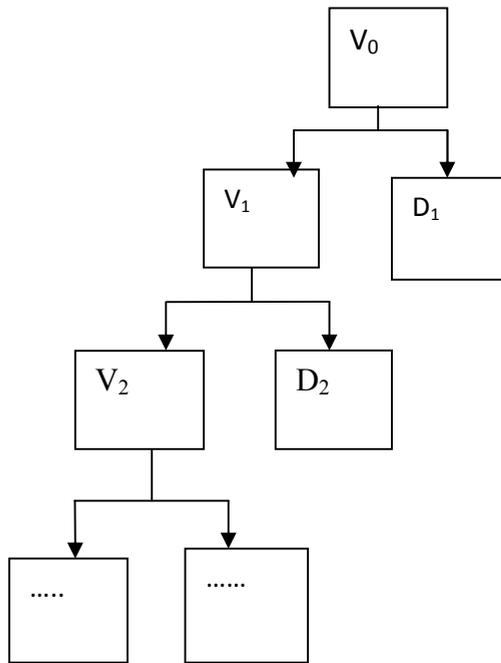
appartiennent à un autre espace supplémentaire  $W_j$  orthogonal à  $V_j$  dans  $V_{j+1}$ , d'où la relation :

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j$$

La fonction générant cet espace supplémentaire est une ondelette  $\Psi$  telle que :

$$\Psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}x - k).$$

Le schéma de l'approche multi-résolution est donné par la figure ci-dessous :

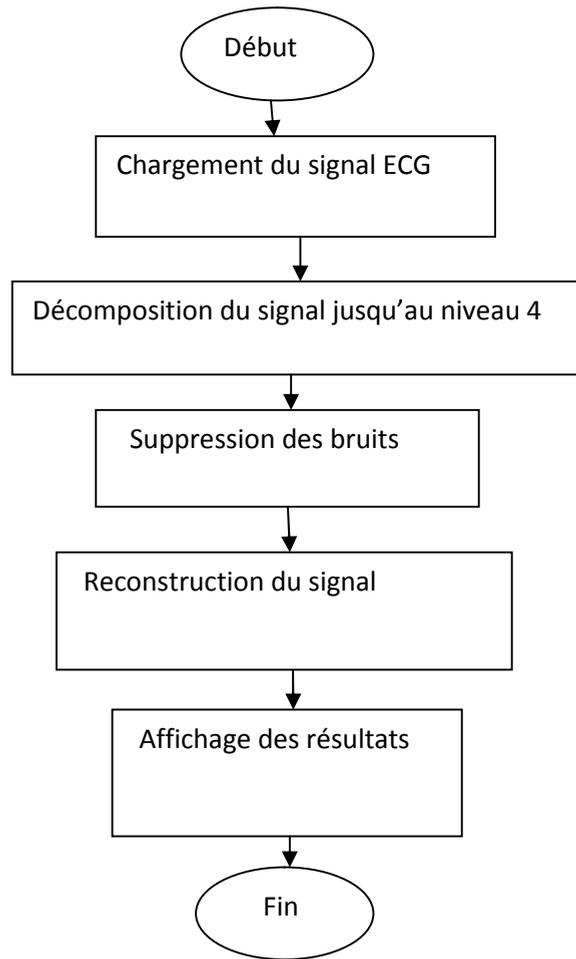


**Figure III.3:** Schéma de l'analyse multi-résolution.

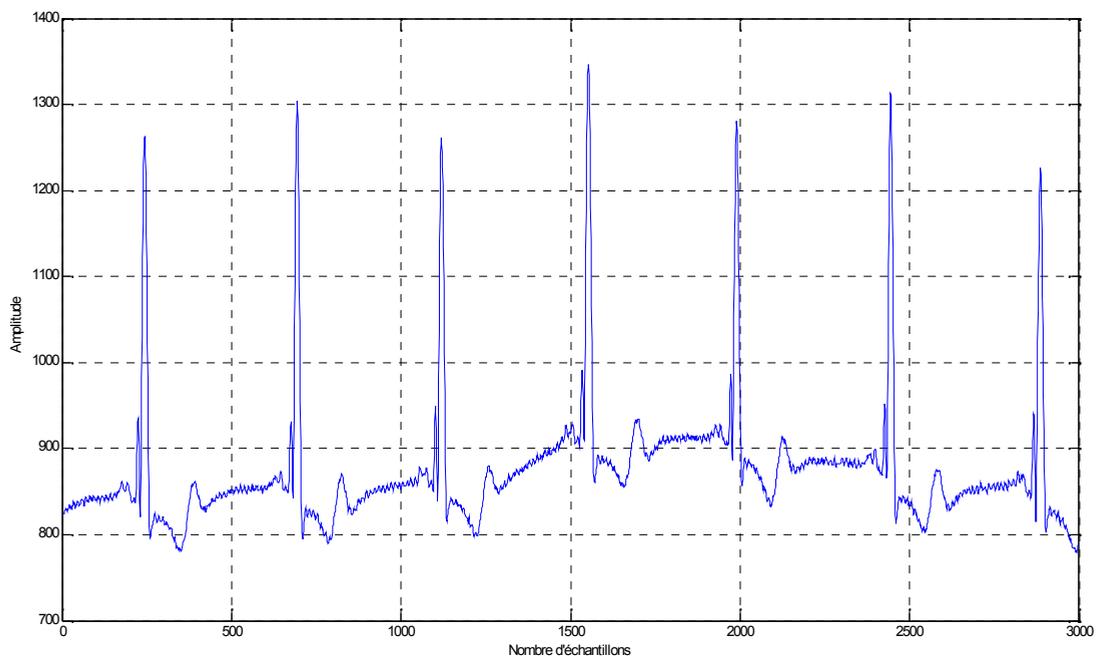
Le signal d'origine correspond à l'espace  $V_0$ , cet espace est divisé en deux sous espaces : un espace d'approximation  $V_1$  et un espace détail  $D_1$ . L'espace d'approximation nous permet d'extraire les basses fréquences du signal, et l'espace des détails pour extraire les hautes fréquences. Le processus est répété récursivement sur l'espace d'approximation. Ainsi, nous obtiendrons une analyse des basses fréquences grâce aux espaces d'approximation.

**A.8. Organigramme de la méthode de filtrage :**

Le filtrage des signaux bruité suit les étapes illustrées par l'organigramme suivant :



**Figure III.4:** Organigramme de filtrage.



**Figure III.5:** Représentation d'un ECG bruité.

**Figure III.6.**Décomposition 4 niveaux

Nous remarquons que les fréquences les plus hautes (bruits), apparaissent au début, dans le signal original, les approximations successives sont de moins en moins bruitées. Après la reconstruction du signal, nous avons obtenu le signal représenté par la figure ci-dessous :

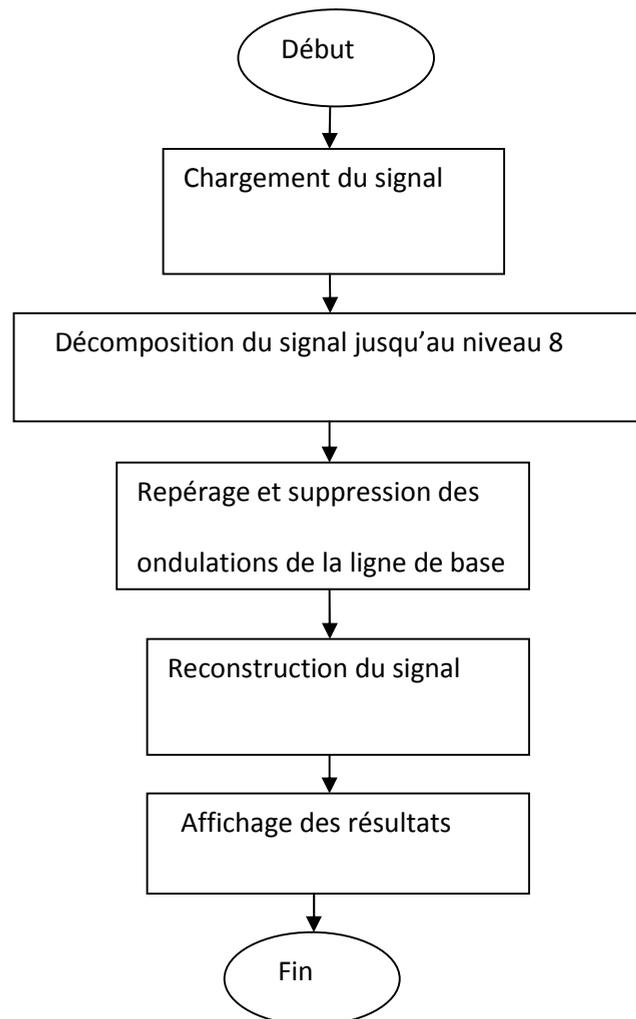
**Figure III.7.** Signal reconstruit

## B. Suppression des ondulations de la ligne de base :

On appelle ligne de base la ligne isoélectrique du cœur ; elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG dont le cœur n'avait aucune activité électrique. Cette ligne présente des fluctuations, dont l'origine peut être due aux mouvements respiratoires, aux mouvements du patient, ou au mauvais contact électrode-peau, lors de l'enregistrement, ce qui constitue un problème pour la lecture du tracé.

Pour corriger cette dérive, on fait une décomposition en ondelettes de Daubechies à un niveau suffisant de résolution (8 niveaux dans notre cas), puis on reconstruit le signal, en remplaçant l'approximation 8 par la ligne isoélectrique.

L'organigramme suivant montre les étapes suivies pour minimiser les fluctuations de la ligne de base.



**Figure III.8** : organigramme de suppression des ondulations de la ligne de base.

**Figure III.9** décomposition du signal en 8 niveaux

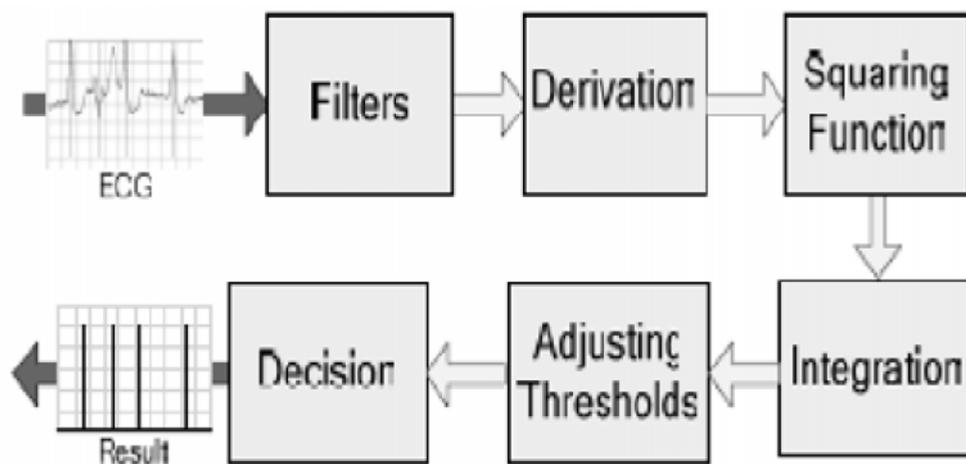
**Figure III.10** signal reconstruit

## II.1.2. Identification et détection des paramètres du signal ECG :

### A. La dérivée du signal :

Après filtrage, le signal est différentié pour faire apparaître les différents pics. J.Tompkins et J.Pan ont proposé une méthode permettant la détection en temps réel du complexe QRS. Cette méthode permet une analyse numérique des pentes, amplitudes et intervalles des différentes ondes constituant le signal cardiaque. Elle est basée sur l'exploitation de la dérivée du signal ECG afin de détecter ses paramètres.

### Algorithme de Pan et Tompkins pour la détection du QRS :



**Figure III.11.** Représentation graphique de l'algorithme.

Cet algorithme comprend six étapes qui se décomposent de la manière suivante :

- Filtrage passe bande
- Dérivation
- Transformation non linéaire
- Intégration
- Seuillage adaptatif
- Décision

On va appliquer cet algorithme à deux enregistrements différents, cela afin de pouvoir tester son efficacité de détection des paramètres d'un ECG ; on prend pour chaque enregistrement : une fréquence d'échantillonnage :  $F_e = 360$  Hz

Nombre d'échantillon :  $N = 4000$

D'après les données physiologiques les ondes R ont une énergie maximale 5-15 Hz, il est donc naturelle de commencer par un filtrage de signal dans cette bande. la fonction de transfère du filtre passe bas est :

$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2}$$

Celle du filtre passe haut est :

$$H(z) = \frac{(-1+32z^{-16}+z^{-32})^2}{(1+z^{-1})^2}$$

Le complexe QRS étant bref (entre 0.02 et 0.2 seconde) et de forte amplitude, la dérivé du signal a ce niveaux présente des valeur maximale élevé. On continu donc le traitement du signal par l'appliquant d'un filtre dérivateur numérique. Sa fonction de transfère est :

$$H(z) = \frac{1}{8T}(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2)$$

Afin d'accentué le contraste mis en évidence par la dérivation, on élève au carrée le signal obtenu ce qui permet en outre, d'éliminer le signe et d'assurée la symétrie de la détection entre l'onde R, et les ondes QS. L'équation qui régit cette opération est la suivante :

$$Y(n) = X^2(n)$$

L'intégration du signal permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. La taille de la fenêtre d'intégration doit être adapté a la largeur d'un complexe QRS, si elle est trop grande le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R ; si, au contraire elle est trop petite on obtient plusieurs pic pour une même onde R.

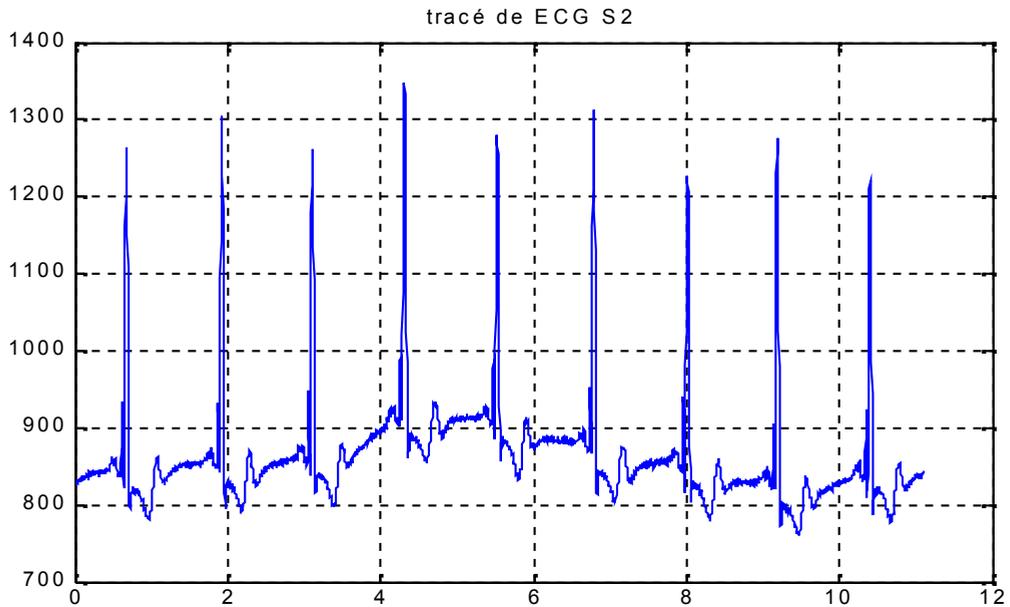
$$Y(n) = \frac{1}{N} [X(n-(N-1)) + X(n-(N-2)) + \dots + X(n)]$$

N : est la taille de la fenêtre d'intégration et elle dépend de la vitesse d'échantillonnage, pour une vitesse de 200 échantillons/s, la taille de la fenêtre peut être 30 échantillons.

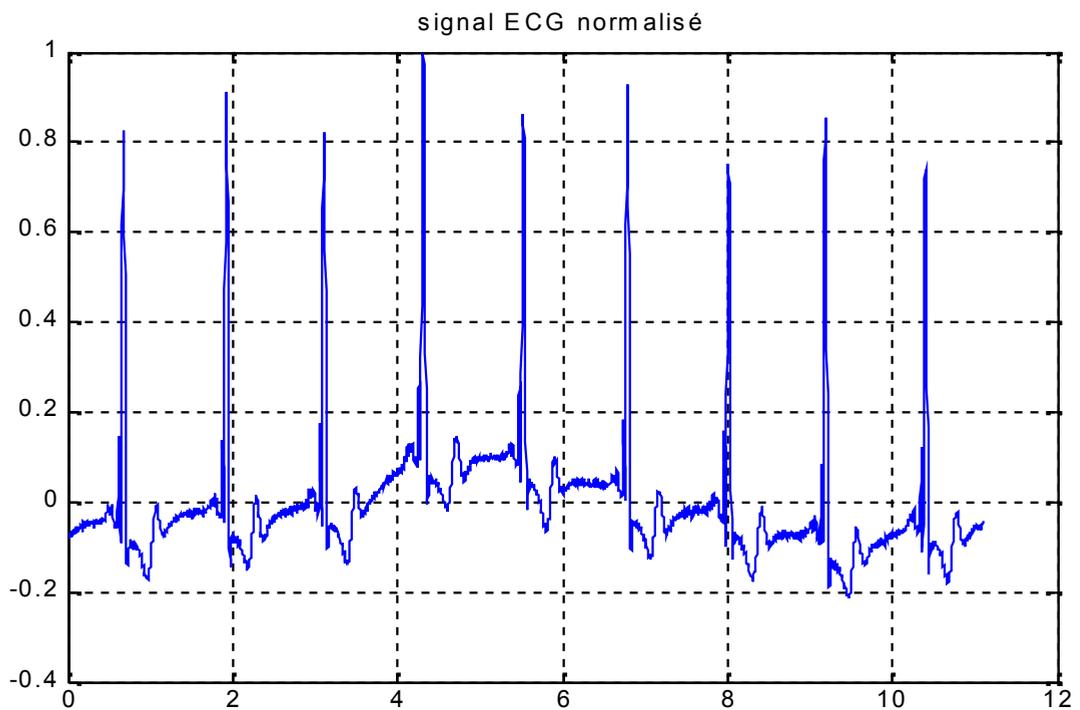
A l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux de plus faible amplitude en générale, qui correspondent soit à du bruit soit aux ondes T. cette étape consiste en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faible qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage en amplitude et ceux trop proches qui risquent d'être introduits par les ondes T en effectuant un seuillage temporelle . Le seuillage en amplitude permet de distinguer entre les maxima correspondant aux ondes R et ceux correspondant aux ondes T, qui sont en générale beaucoup plus faible. L'algorithme calcul un seuil qui vaut 30% de l'amplitude moyenne des cinq dernières ondes R détecté et recherche le prochain maximum. Si le maximum est supérieur au seuil il est considéré comme complexe QRS est ainsi validé ; si non il recherche le maximum suivant. Mais, une baisse soudaine de l'amplitude des ondes R peut être observé ; donc l'algorithme applique un seuillage en temps, qui tient compte de la forte probabilité de présence d'un QRS dans un certain intervalle de 166% de la moyenne des sept dernières intervalles RR validé, l'algorithme recommence la recherche avec un seuil abaissé à 10% de la moyenne des cinq dernière maxima au lieu des 30% précédents.

### III. Résultats :

#### III.1.Premier enregistrement (124sf1)



**Figure III.12 :** Enregistrement '124sf1' de la base international



**Figure III.13.**Signal '124sf1' normalisé.

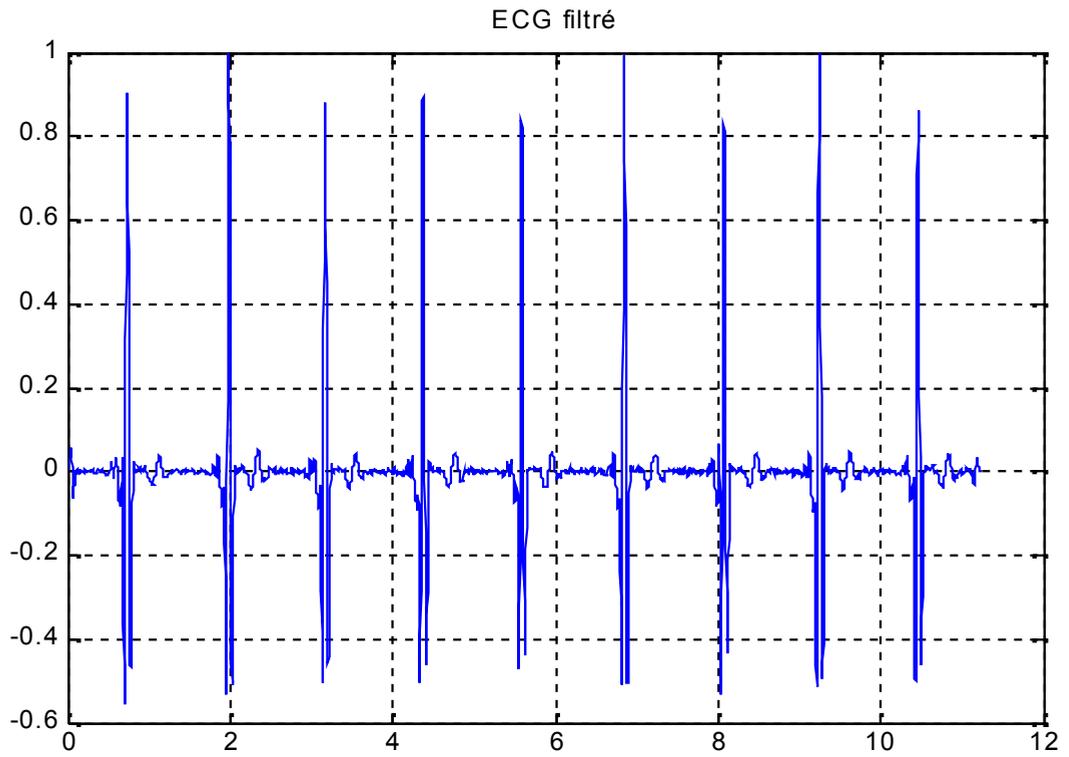


Figure III.14.Signal '124sf1' filtré

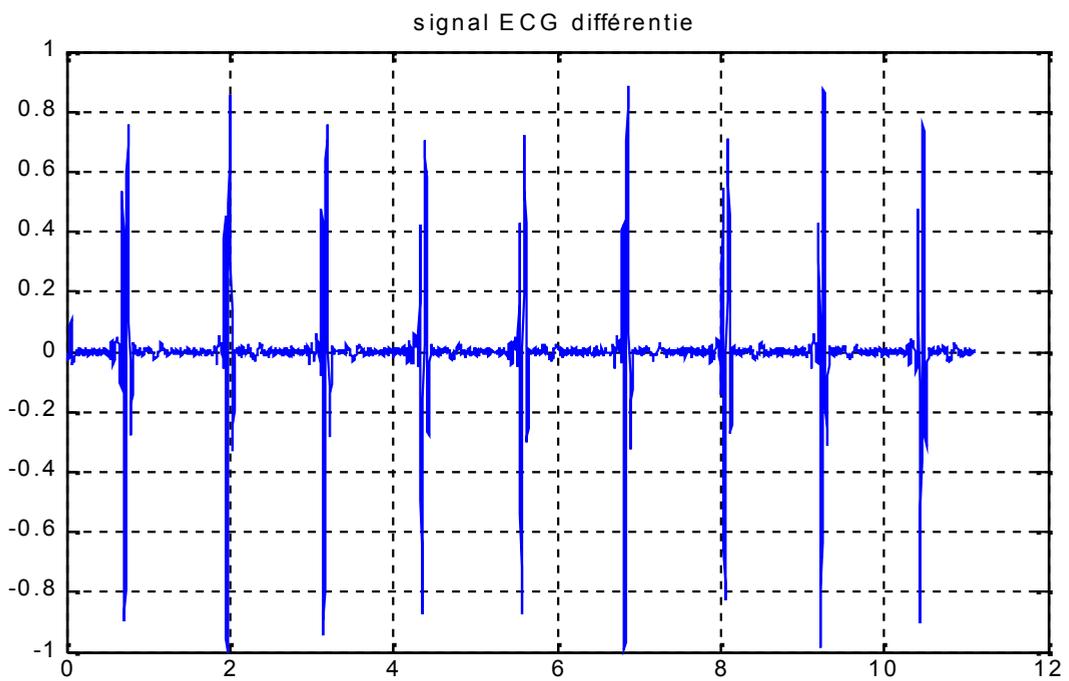


Figure III.14.Signal '124sf1' différentie

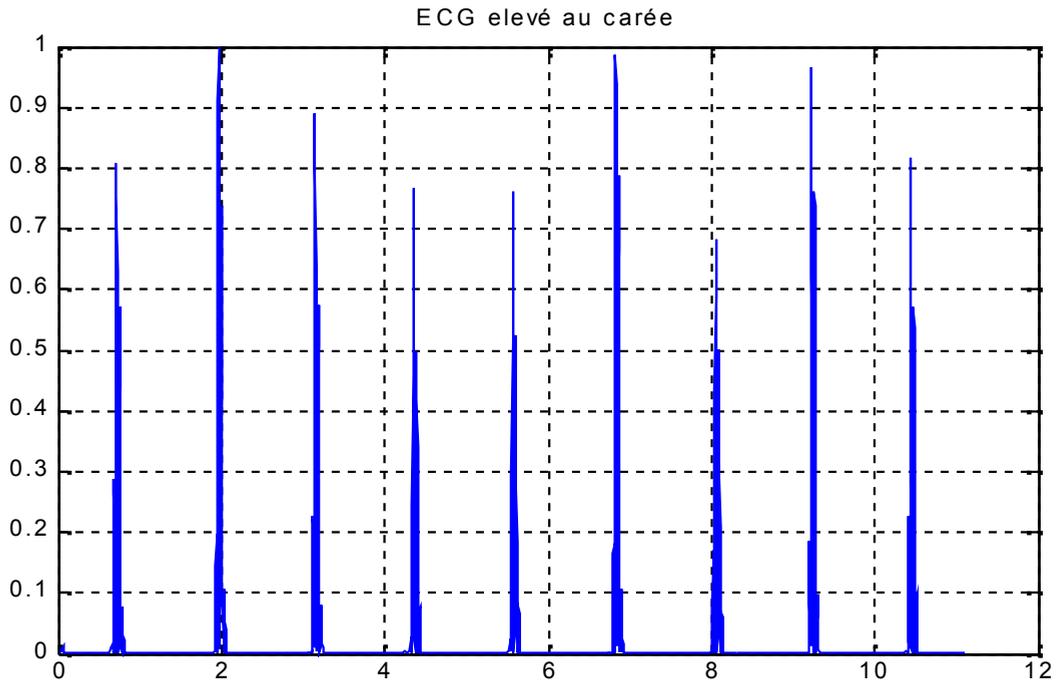


Figure III.15. Signal '124sf1' au carré

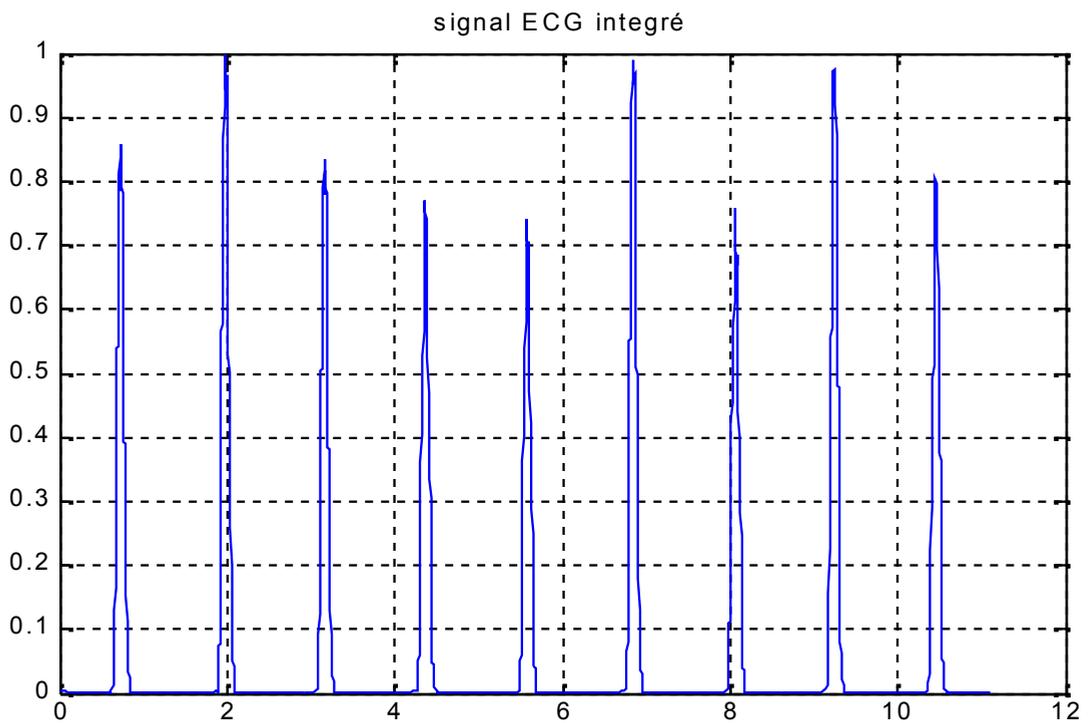


Figure III.16. Signal '124sf1' intégré

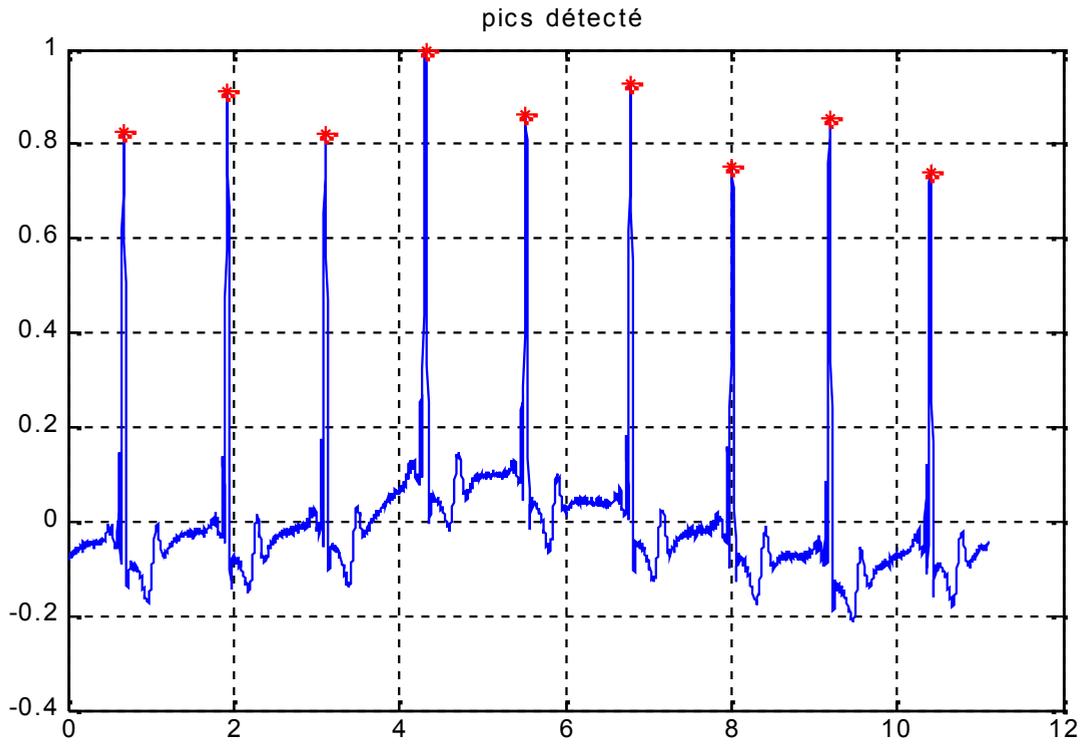


Figure III.17. Pics du signal '124sf1' détecté

### III.2. Deuxième enregistrement (100\_ECG\_0\_20)

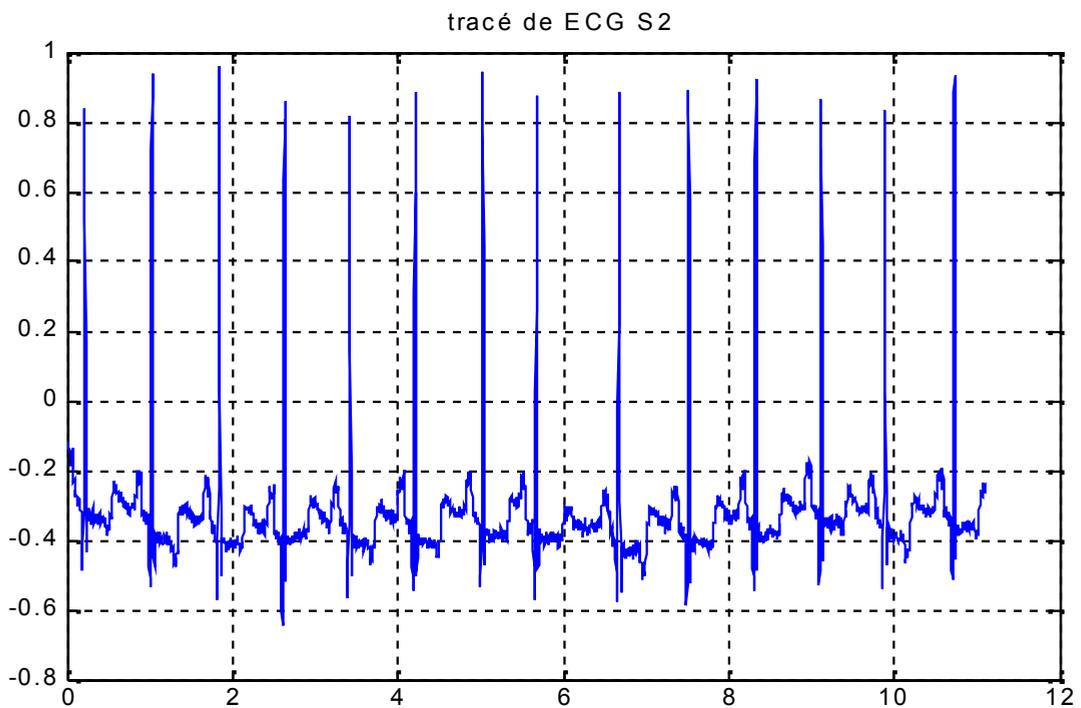


Figure III.18. Signal '100\_ECG\_0\_20' brut.

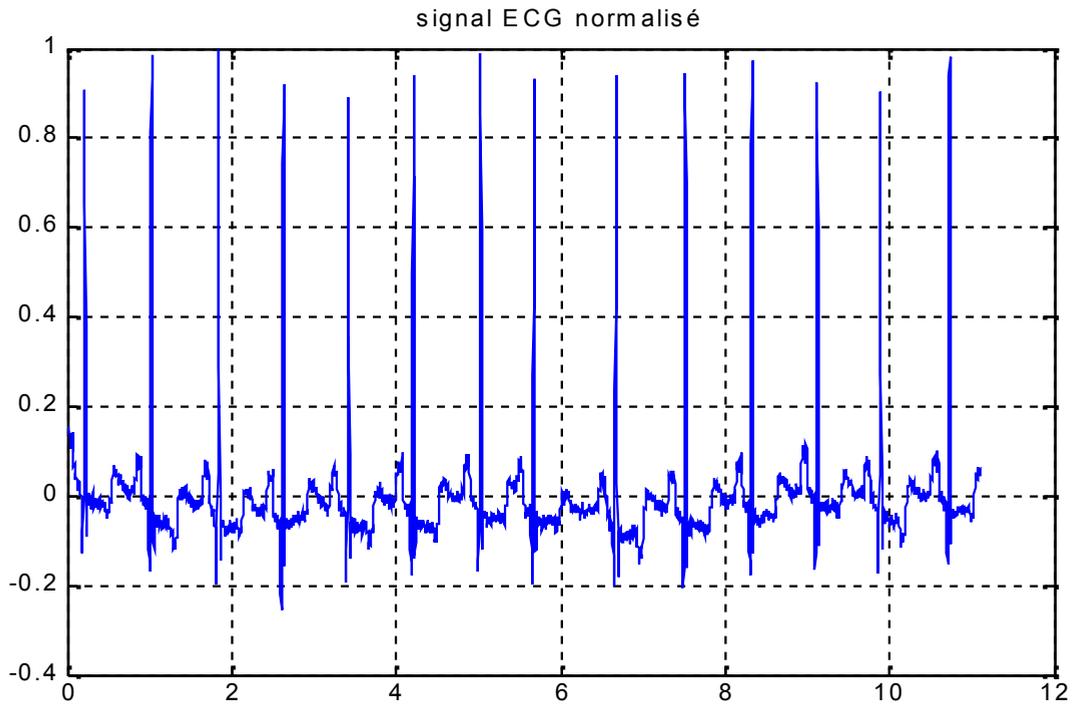


Figure III.19. Signal '100\_ECG\_0\_20' normalisé

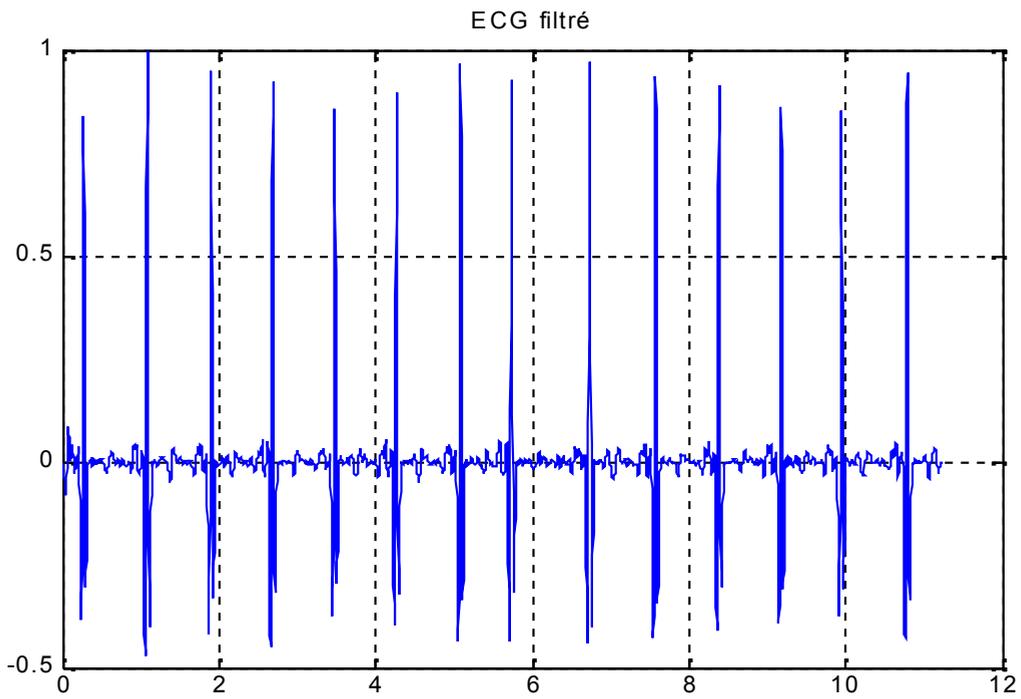


Figure III.20. Signal '100\_ECG\_0\_20' filtré

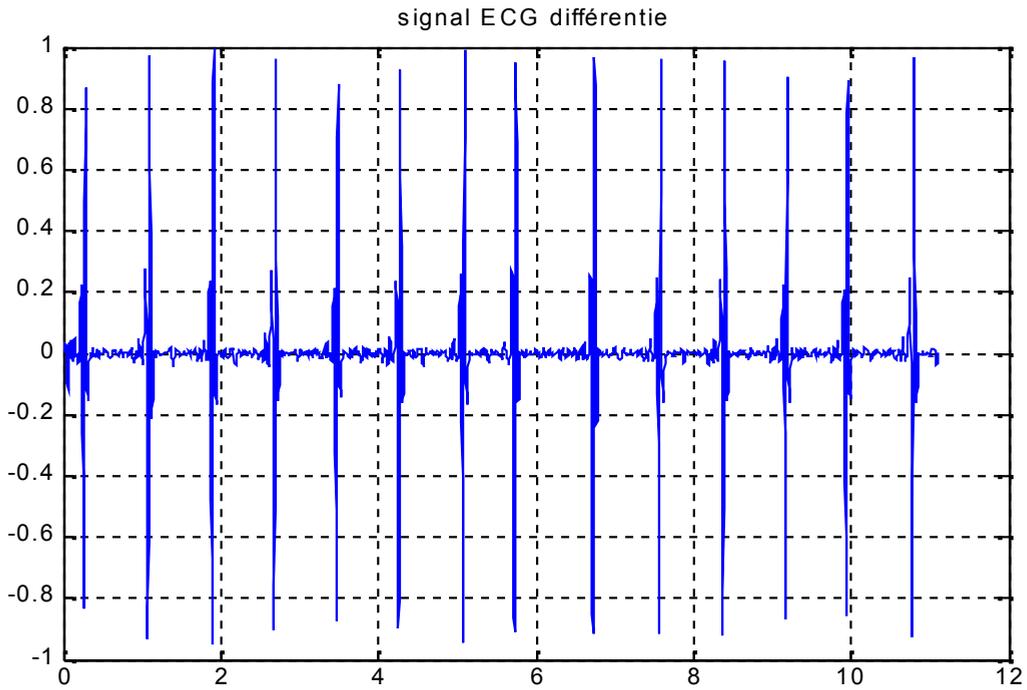


Figure III.21. Signal '100\_ECG\_0\_20' différentie

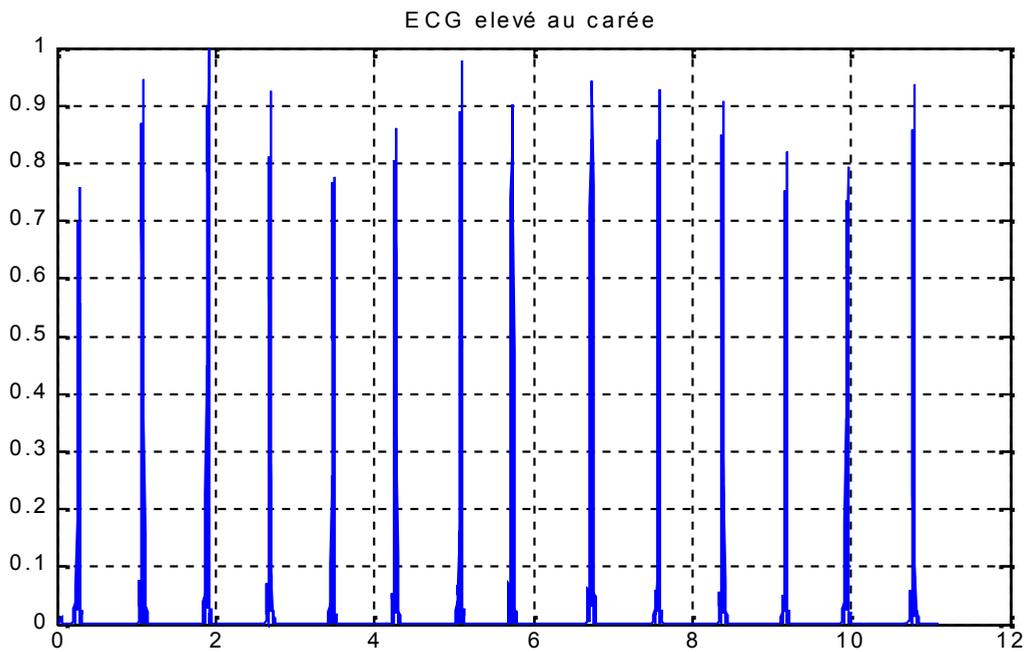


Figure III.22. Signal '100\_ECG\_0\_20' au carrée.

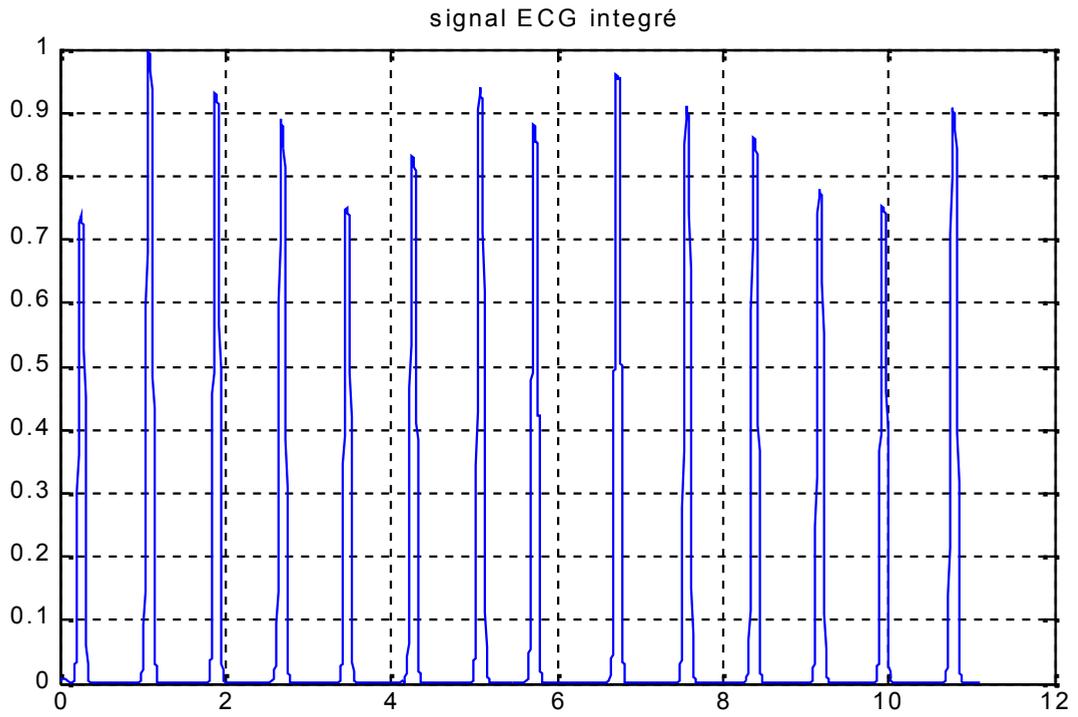


Figure III.23. Signal '100\_ECG\_0\_20' intégré

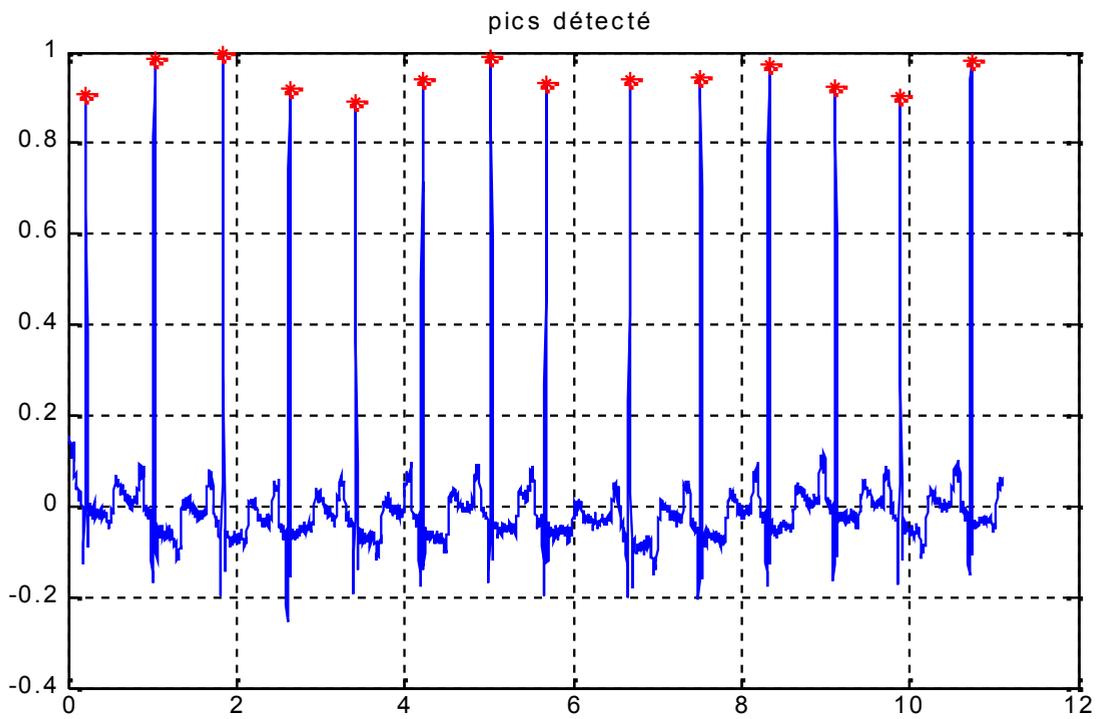


Figure III.24. Pics du signal '100\_ECG\_0\_20' détecté

#### **IV. Discussion :**

Les résultats obtenus avec le test qu'on appliqué sur les deux enregistrements, montrent que l'algorithme est efficace ; en ce qui concerne la détection des complexes QRS, tous les pics R ont été détectés parfaitement.

#### **V. Conclusion :**

Dans ce chapitre, quelques méthodes usuelles d'estimation de temps de retard ont été présentées. Le but de ces méthodes est de trouver le retard entre deux ondes de l'ECG successives pour déterminer par exemple les intervalles cardiaques. Nous avons vu, que pour chaque cycle cardiaque, l'électrocardiogramme enregistre cinq ondes successives (P, Q, R, S et T). Afin d'analyser ce signal nous avons représenté une technique basée sur l'analyse numérique des pentes, amplitudes et intervalles des différentes ondes constituant le signal cardiaque, cette technique permet la détection et l'identification des ondes de l'ECG. Les battements cardiaques sont isolés en détectant les complexes QRS par une méthode améliorée de Pan et Tompkins.

## **Conclusion générale :**

L'objectif assigné à ce travail consiste à mettre à la disposition du médecin un outil d'aide dans la prise de décision quant au diagnostic.

Dans cette perspective, nous avons appliqué la méthode de Pan-Tompkins pour déterminer le complexe QRS du signal ECG. L'application expérimentale de l'algorithme en question sur deux signaux ECG nous a permis de détecter 9 pics sur 9 complexes pour le premier enregistrement; et 14 pics sur 14 complexes pour le deuxième enregistrement.

Cependant, une confirmation de la validité et de la fiabilité de la technique pourra être obtenue en appliquant cet algorithme sur plusieurs enregistrements.

**Bibliographies:**

- [1] K. P. LI. and W. H.Chang, "QRS feature Extraction Using Linear Prediction", IEEE. Trans. Biomed.Eng, 1989.
- [2] M. Kunt, H.Rey and A. Lingtenberg. "Preprocessing of Electrocardiograms by Digital Techniques". Signal Processing Laboratory, Ecole Polytechnique.
- [3] M. Paoletti, C. Marchesi, „“ Discovering dangerous patterns in long-term ambulatory ECG recordings using a fast QRS detection algorithm and explorative data analysis””, computer methods and programs in biomedicine 8 2 (2006) 20–30.
- [4] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M.A. Jadallah, S.L. Yates, and H.t. Nagle, "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms", *IEEE Trans. Biomed.Eng*, 37(1) 1990.
- [5] Q. Xue, Y. H. Hu, W.J. Tompkins, "Neural-Network-based Adaptive Matched Filtering for QRS detection ", *IEEE Trans on Biomed Eng*, vol. 39, 1992.
- [6] G.von Wagner, D. Sommermeyer, S. Hey, W. Stork, K.-D. Müller-Glaser, "wavelet-based QRS detection and classification using a neuro-fuzzy approach".
- [7] Ronan Le Page<<détection de l'onde P d'un électrocardiogramme : application au dépistage auriculaire>>.
- [8] N.Belgacem, M.Achikh, F. Bereksi Reguig. <<Détection et identification des arythmies cardiaques par application des réseaux de neurones>>. Faculté des sciences de l'ingénieur, université Abou Belkaid. Tlemcen. Algérie.
- [9] Ibtissem HOUAMED. "Détection de l'onde P d'un signal ECG".
- [10] Ali. M, Mohamed. B.M. "Classification des arythmies cardiaques par la logique floue à partir des signaux ECG" Sfax. Tunisie 2005.
- [11] Rosaria Silipo, W. Zong, and Mechael Berthold :<< ECG feature relevance in fuzzy arythmia classifier>>.
- [12] Laurance. R. Rabiner:<<A tutorial on hodden Markov Models and selected applications in speech recognition>>. Proceeding of the IEEE, vol. 77(N<sup>0</sup>2), Fbruary 1989.

- [13] Laurent Clavier and Jean-Marc Boucher. <<Segmentation of electrocardiograms using a hidden Markov Model In 18 annual international conference of the IEEE engineering in Medicine and Biology Society, October 31-November 3 1996.
- [14] P. Laguna, N.V. Thakor, P. Caminal, R. Jané et Y. Hyung-Ro: New algorithm for QT interval analysis in 24 hour Holter ECG: Performance and applications. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 29:67–73, 1990.
- [15] J. Dumont, A.I. Hernandez et G. Carrault: Parameter optimization of a wavelet-based electrocardiogram delineator with an evolutionary algorithm *Computers in Cardiology*, 32:707–710, 2005.
- [16] C. Li, C. Zheng et C. Tai : Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 42:21–28, 1995.
- [17] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, P. Rocha et P. Laguna : A Wavelet-Based ECG Delineator : Evaluation on Standard Databases. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 51, no.4, April 2004.
- [18] J.S. Sahambi, S.N. Tandon et R.K.P. Bhatt : Using Wavelet Transforms for ECG Characterization - An On-line Digital Signal Processing System. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pages 77–83, January/February 1997.
- [19] L. Senhadji, F. Wang, A.I. Hernandez et G. Carrault : Wavelets extrema representation for QRS-T cancellation and P wave detection. *Computers in Cardiology*, 29:37–40, 2002.
- [20] N.V. Thakor, J.G. Webster et W.J. Thompkins : Estimation of the QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-31, No.11:702–706, 1984.
- [21] Q. Zhang, A. Illanes Manriquez, C. Medigue, Y. Papelier et M. Sorine : Robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiogram. *Computers in Cardiology*, 32:711–714, 2005.
- [22] Q. Zhang, A. Illanes Manriquez, C. Medigue, Y. Papelier et M. Sorine : An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiograms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 53:2544–2552, 2006.
- [23] A. Illanes Manriquez : Segmentation de l'électrocardiogramme pour la modélisation de la dynamique du QT lors de l'exercice du handgrip. These de doctorat, Inria - Equipe Sisyphe, Rennes, France, 2008.
- [24] Q. Zhang, A. Illanes Manriquez, C. Medigue, Y. Papelier et M. Sorine : An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiograms.

- IEEE Trans. Biomed. Eng., 53:2544–2552, 2006.
- [25] S. Abboud et D. Sadeh : The use of cross correlation function for the alignment of ECG waveforms and rejection of extrasystols. *Comput. Biomed. Res.*, 17:258–266, 1984.
- [26] G. M. Jenkis et D. G. Watts : *Spectral Analysis and Its Applications*. Holden-Day, San Francisco, 1968.
- [27] A. Papoulis : *Probability, Random Variables and Stochastic Process*. McGraw-Hill, New York, 1965.
- [28] A. Cabasson, O. Meste, G. Blain et S. Bermon : A New Method for the PP-PR Hysteresis Phenomenon Enhancement under Exercise Conditions. *Computers In Cardiology*, 32:723–726, September 2005.
- [29] O. Meste, G. Blain et S. Bermon : Hysteresis Analysis of the PR-PP relation under Exercise Conditions. *Computers In Cardiology*, 31:461–464, September 2004.
- [30] A. Goutas, Y. Ferdi, J.P. Herbeuval, M. Boudraa et B. Boucheman : Digital fractional order differentiation-based algorithm for P and T-waves detection and delineation. *ITBM-RBM*, 26:127–132, 2005.
- [31] P. Laguna, R. Jané et P. Caminal : Automatic detection of wave boundaries in multilead ECG signals : Validation with the cse database. *Computers and Biomedical Research*, 27:45–60, 1994.
- [32] L. Clavier, J.M. Boucher, R. Lepage, J.J. Blanc et J.C. Cornily : Automatic P-wave analysis of patients prone to atrial fibrillation. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 40:63–71, 2002.
- [33] S. Grava et J. Boucher : Hidden Markov tree model applied to ECG delineation. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 54:2163–2168, 2005.
- [34] G. Carrault, M. Cordier, R. Quiniou et F. Wang : Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from electrocardiograms. *Artificial Intelligence Med.*, 28:231–263, 2003.
- [35] A.I. Hernández, G. Carrault et F. Mora : Improvement of a P-wave detector by a bivariate classification stage. *IEEE Trans. Instrum. Meas. Control.*, 22:231–242, 2000.
- [36] A.I. Hernández : Fusion de signaux et de modèle pour la caractérisation d'arythmies cardiaques. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, Rennes, France, 2000.
- [37] F. Portet et G. Carrault : Piloting real-time QRS detection algorithms in

- variable contexts. European Medical & Biological Engineering Conf. (EMBEC 2005), 2005.
- [38] F. Portet : P wave detector with PP rhythm tracking : evaluation in different arrhythmia contexts. *Physiol. Meas.*, 29:141–155, 2008.
- [39] F. Wang : Abstraction temporelle de signal ECG, apprentissage inductif de contraintes temporelles et reconnaissance des arythmies cardiaques. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, Rennes, France, 2002.
- [40] Ronan Le Page : <<détection de l'onde P d'un électrocardiogramme : application au Dépistage auriculaire>>.
- [41] C. CHABANNE : <<détection des paramètres du signal ECG et compression par Prédiction linéaire en vue d'une classification automatique>>.
- Thèse d'ingénierie en électronique : UMMTO. 2007.
- [42] C. D. Woody : Characterization of an Adaptative Filter for the Analysis of Variable Latency Neuroelectric Signals. *Med. & biol. Eng. Comp.*, 5:539–553, 1967.

## Résumé :

Un signal électrique représente les variations d'une grandeur ou d'un phénomène physique relativement à une variable de référence telle que le temps, il contient de l'information, c'est d'ailleurs sa raison d'être. Cette information est véhiculée par un ou plusieurs paramètres du signal et dont les plus importants sont : l'amplitude, la fréquence et la phase. La forme du signal va dépendre des variations de ces paramètres qui, eux-mêmes, fluctuent selon des règles bien déterminées ou au contraire de façon aléatoire. L'électrophysiologie a pour objet l'étude des phénomènes électriques liés au fonctionnement de divers organes (cœur, muscle, tissu nerveux, considérés dans leurs ensemble, ou dans l'un de leurs constituants élémentaires). Ces phénomènes consistent le plus souvent en différences de potentiels électriques  $V(t)$  dont l'amplitude et la vitesse de variation diffèrent beaucoup d'un organe à l'autre.

Le premier chapitre présente sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment du cœur.

L'objet du deuxième chapitre est la présentation des différentes méthodes de détection des ondes d'un ECG tel que le complexe QRS, et l'onde P.

Dans le troisième chapitre on présente quelque méthode d'extraction des paramètres ECG. Puis on applique la méthode de Pan-Tompkins pour détecter le complexe QRS d'un signal ECG.