



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

Republique Algerienne Democratique Et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي التبسي - تيسسة



Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de génie électrique

## MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de Master Académique**

**En : Instrumentation Electronique**

**Spécialité : Instrumentation**

**Par : Sid'elvadel Mohamed Salem**

**Sujet**

# MODELISATION MATHÉMATIQUE DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES : APPLICATION SUR L'ELECTROCARDIOGRAMME (ECG)

Présenté et soutenu publiquement, le / / , devant le jury composé de :

M GUATEL Azzeddine Grade

MCB Président

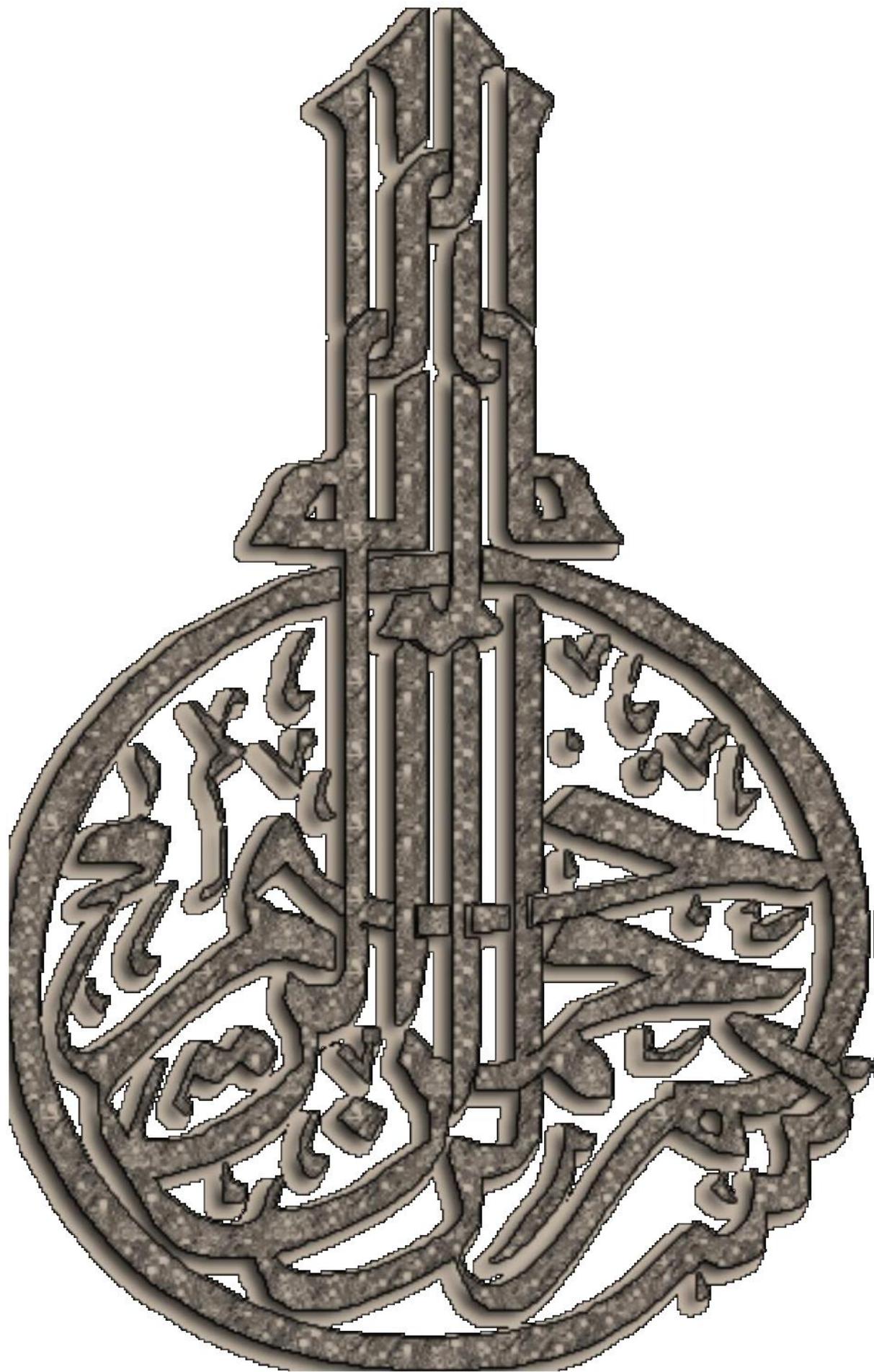
M AOUICHE Abdelaziz Grade

MCA Rapporteur

M SAIGAA Mohamed Grade

MAA Examineur

Promotion : 2020/2021



# ***REMERCIEMENTS***

*Je remercie ALLAH le tout puissant de nous avoir donné le courage  
et la volonté de parvenir à la fin de notre parcours universitaire.*

*Je tiens à remercier tous ceux qui ma aidé, conseillé et encouragé à  
fin de réaliser ce modeste travail.*

*Et n'oublier pas de remercier Dr. Abdelaziz AOUICHE mon  
encadreur pour tous son soutien et ces conseils qui nous apporté de  
l'aide dans la réalisation de mon projet.*

*Nos remerciements vont aussi à tous le corps pédagogique :*

*Enseignants, administrateurs,*

*Employés du département de génie électrique ainsi que toutes  
les personnes denotre faculté.*

# Dédicaces

Avec un cœur rempli de joie et de bonheur je dédie ce modeste travail aux personnes les plus chères au monde :

*\*A ma chère mère 'fatimetou'*

A ma copine, A la source de l'amour, de la compassion et du dévouement. À ceux qui m'appellent le secret de mon succès, à mon fondateur et la source de ma personnalité. Pour le plus cher dans le monde, je prie Dieu de nous protéger.

*\*A mon cher père 'Mohamed yahya'*

L'épaule solide, l'œil attentif et compréhensif et la personne la plus digne de mon estime et de mon respect. Aucune dédicace ne pourrait exprimer mes sentiments, que Dieu te préserve et procure santé et longue vie.

*A toute la famille khatari et BABAH.*

*A tout ce qui m'ont aidé de près ou de loin pour la réalisation de ce travail.*

*A Toute la promotion Instrumentation Electronique 2020/ 2021.*

*Tous mes ami(e)s.*

*Tous ceux qui me sont chers.*

*Tous ceux qui m'aiment.*

*Tous ceux que j'aime*

# Table de matière

## Table de matière

Remerciement .....	i
Dédicace .....	ii
Table De Matières.....	iii
Liste des figures .....	v
Liste des tableaux.....	vi
Liste des abréviations .....	vii

### Pages

Introduction générale.....	01
----------------------------	----

### Chapitre I : étude de signal ECG

I.1 Introduction .....	4
I.2 Anatomie du cœur .....	4
I.2.1 Le cœur .....	5
I.2.2 Anatomie externe.....	6
I.2.3 Anatomie interne .....	6
I.2.4 Circulation sanguine intracardiaque.....	7
I.2.5 Appareil valvulaire.....	9
I.2.6 Le myocarde .....	10
I.2.6.1 Cellules musculaires myocardiques.....	10
I.2.6.2 Cellules nodales.....	10
I.3 Battement cardiaque.....	10
I.4 La conduction électrique du cœur.....	11
I.4.1 Le nœud sinusal (NS).....	12
I.4.2 Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) .....	12
I.4.3 Le faisceau de His .....	12

<b>I.4.4 Les fibres de Purkinje.....</b>	<b>12</b>
<b>I.5 Propagation de l'influx électrique.....</b>	<b>13</b>
<b>I.6 Electrocardiographie.....</b>	<b>15</b>
<b>I.6.1 Définition.....</b>	<b>15</b>
<b>I.7 L'électrocardiogramme(ECG) .....</b>	<b>16</b>
<b>I.7.1 Définition d'ECG.....</b>	<b>16</b>
<b>I.8 Principe d'ECG.....</b>	<b>16</b>
<b>I.9 Dérivations dans le plan frontal.....</b>	<b>17</b>
<b>I.9.1 Dérivations bipolaires.....</b>	<b>17</b>
<b>I.9.2 Dérivations unipolaires.....</b>	<b>18</b>
<b>I.9.3 Dérivations dans le plan horizontal.....</b>	<b>20</b>
<b>I.10 Position des électrodes.....</b>	<b>21</b>
<b>I.11 l'analyse d'ECG.....</b>	<b>22</b>
<b>I.11.1 Ondes.....</b>	<b>23</b>
<b>I.12 conclusion.....</b>	<b>23</b>

## **Chapitre II : modélisation de signal ECG**

<b>II.1. Introduction.....</b>	<b>25</b>
<b>II.2. le modèle et le processus.....</b>	<b>25</b>
<b>II.2.1 Processus.....</b>	<b>25</b>
<b>II.3. Modèles.....</b>	<b>25</b>
<b>II.4. Buts d'une modélisation.....</b>	<b>26</b>
<b>II.5. Choix du modèle d'un processus.....</b>	<b>26</b>
<b>II.5.1. Modèle à temps continu.....</b>	<b>26</b>
<b>II.5.2. Modèles à temps discontinu ou discret.....</b>	<b>27</b>
<b>II.6. Modèle linéaire.....</b>	<b>27</b>
<b>II.7. Modèle non linéaire.....</b>	<b>28</b>
<b>II.8. Principe de la modélisation mathématique.....</b>	<b>28</b>

<b>II.8.1 Modélisation théorique.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2 Modélisation expérimentale.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2.1 Extraction de données.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2.2 Choix de la structure du modèle.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2.3 Choix du critère d'estimation paramétrique.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2.4 Estimation paramétrique.....</b>	<b>29</b>
<b>II.8.2.5 Validation du modèle.....</b>	<b>30</b>
<b>II.8.3 Les modèles de prédiction.....</b>	<b>30</b>
<b>II.8.4 Les modèles de simulation.....</b>	<b>31</b>
<b>II.9. Génération de signaux ECG artificiels à l'aide de la dynamique Fonctions....</b>	<b>31</b>
<b>II.10. Cycles limites.....</b>	<b>33</b>
<b>II.10.1 Centre.....</b>	<b>33</b>
<b>II.10.2 Cycles limites.....</b>	<b>34</b>
<b>II.11. Modélisation dynamique du signal électrocardiogramme.....</b>	<b>35</b>
<b>II.11.1. Périodicité.....</b>	<b>35</b>
<b>II.11.2. Amplitude.....</b>	<b>36</b>
<b>II.12. Conclusion.....</b>	<b>38</b>
<b>Chapitre III : Réseaux de neurones</b>	
<b>III.1. Introduction.....</b>	<b>40</b>
<b>III.2. L'historique de réseaux neurones.....</b>	<b>40</b>
<b>III.3. Neurone biologique.....</b>	<b>42</b>
<b>III.4.Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique.....</b>	<b>43</b>
<b>III.5. Modèles des réseaux de neurones artificiels.....</b>	<b>46</b>
<b>III.5.1. Perceptron.....</b>	<b>46</b>
<b>III.5.1.1 Perceptron simple.....</b>	<b>47</b>

<b>III.5.1.2</b>	<b>Perceptron multicouches.....</b>	<b>48</b>
<b>III.5.1.2.1</b>	<b>La couche de sortie appelée souvent couche de décision .....</b>	<b>48</b>
<b>III.5.1.2.2</b>	<b>Les couches cachées ou couches de prétraitement .....</b>	<b>48</b>
<b>III.6.</b>	<b>Réseaux de neurones récurrents.....</b>	<b>49</b>
<b>III.7.</b>	<b>Architecture des réseaux de neurones.....</b>	<b>49</b>
<b>III.7.1</b>	<b>Les réseaux de neurones non bouclés .....</b>	<b>50</b>
<b>III.8.</b>	<b>Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....</b>	<b>52</b>
<b>III.9.</b>	<b>Réseaux de neurones multicouches(MLP).....</b>	<b>52</b>
<b>III.10.</b>	<b>L'algorithme de rétro-propagation du gradient.....</b>	<b>55</b>
<b>III.11.</b>	<b>Les type d'apprentissage des réseaux de neurones.....</b>	<b>56</b>
<b>III.11.1</b>	<b>L'apprentissage supervisé.....</b>	<b>56</b>
<b>III.11.2</b>	<b>Règle d'apprentissage non-supervisé.....</b>	<b>57</b>
<b>III.12.</b>	<b>Descente du gradient ou la fameuse règle delta .....</b>	<b>58</b>
<b>III.12. 1</b>	<b>Algorithme de rétro propagation du gradient.....</b>	<b>59</b>
<b>III.12. 2</b>	<b>Les paramètres d'apprentissage.....</b>	<b>60</b>
<b>III.13.</b>	<b>Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA).....</b>	<b>61</b>
<b>III.13.1.</b>	<b>L'application au traitement du signal.....</b>	<b>61</b>
<b>III.13.2.</b>	<b>L'application à la planification .....</b>	<b>61</b>
<b>III.13.3.</b>	<b>L'application au contrôle.....</b>	<b>61</b>
<b>III.13.4.</b>	<b>L'application au diagnostic.....</b>	<b>62</b>
<b>III.14.</b>	<b>Trouver une bonne structure. ....</b>	<b>62</b>
<b>III.14.1.</b>	<b>Temps d'apprentissage. ....</b>	<b>63</b>
<b>III.14.2.</b>	<b>Structure statique. ....</b>	<b>63</b>
<b>III.15.</b>	<b>Avantages d'un réseau de neurones .....</b>	<b>63</b>

<b>III.15.1. Temps de réponse .....</b>	<b>63</b>
<b>III.15.2. Large panel de fonctions .....</b>	<b>63</b>
<b>III.15.3. Apprentissage résistant à l'erreur .....</b>	<b>63</b>
<b>III.16. Conclusion .....</b>	<b>64</b>
<b>Chapitre IV : Résultat de simulation</b>	
<b>IV.1. Introduction.....</b>	<b>66</b>
<b>IV.2. présentation de signal modélisée.....</b>	<b>66</b>
<b>IV.2.1 L'analyse de signal ECG.....</b>	<b>66</b>
<b>IV.3. Les équations différentielles .....</b>	<b>66</b>
<b>IV.4.Choix du vecteur d'entrée du notre ECG.....</b>	<b>67</b>
<b>IV.5 Interprétation des résultats .....</b>	<b>74</b>
<b>IV.6 Conclusion.....</b>	<b>74</b>
<b>Conclusion général .....</b>	<b>76</b>

<b>Figure I.1 : Représentation du cœur.....</b>	<b>5</b>
<b>FigureI.2 : Sillons auriculo-ventriculaire et inter-ventriculaire.....</b>	<b>6</b>
<b>FigureI.3 : Situation de la cloison interventriculaire.....</b>	<b>7</b>
<b>Figure I.4 : Arrivée du sang veineux.....</b>	<b>8</b>
<b>Figure I.5 : Ejection du sang veineux vers les poumons.....</b>	<b>8</b>
<b>Figure I.6: En systole : vue de la base après ablation des oreillettes.....</b>	<b>9</b>
<b>FigureI.7 : Principes des systoles auriculaire et ventriculaire.....</b>	<b>11</b>
<b>Figure I.8: Activité électrique du cœur.....</b>	<b>13</b>
<b>Figure I.9 : Propagation de l'influx électrique.....</b>	<b>14</b>
<b>Figure I.10 Genèse du cycle cardiaque.....</b>	<b>15</b>
<b>Figure I.11 : exemple du Tracé de l'électrocardiogramme.....</b>	<b>16</b>
<b>Figure I.12: Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.....</b>	<b>18</b>
<b>Figure I.13 :Position des électrodes des dérivations bipolaires et des dérivations unipolaires.....</b>	<b>19</b>
<b>Figure I.14: Dérivations unipolaires augmentées.....</b>	<b>20</b>
<b>Figure I.15: Les dérivations précordiales.....</b>	<b>21</b>
<b>Figure I.16 : ECG normale.....</b>	<b>22</b>
<b>Figure II.1 : Procédure d'identification d'un système.....</b>	<b>31</b>
<b>Figure II.2 : Un cycle unique d'un ECG typique avec les points importants marqués.....</b>	<b>33</b>
<b>Figure II.3 : Comportement dynamique d'un système bidimensionnel : (a) faible amortissement (b) fort amortissement.....</b>	<b>34</b>
<b>Figure II.4 :Comportement dynamique oscillatoire (centres) d'un système bidimensionnel :trajectoires centrées (sans amortissement) .....</b>	<b>34</b>
<b>Figure II.5 : Comportement dynamique en cycle limite d'un système bidimensionnel.....</b>	<b>35</b>
<b>Figure II.6. Solution du système (II.16) pour <math>\omega = \omega_0</math> (période <math>T = 1\text{sec}</math>).....</b>	<b>38</b>
<b>Figure II.7 : intervalle RR.....</b>	<b>39</b>

<b>Figure II.8. Trajectoire 3D des équations (II.6 et II.8) .....</b>	<b>40</b>
<b>Figure III.1 : Neurone biologique.....</b>	<b>45</b>
<b>Figure III.2: Neurone artificiel.....</b>	<b>46</b>
<b>Figure III.3 : Neurone formel.....</b>	<b>47</b>
<b>Figure III.4: Fonction d'activation. ....</b>	<b>47</b>
<b>FIGURE III.5 :Schéma d'un Perceptron Simple. ....</b>	<b>49</b>
<b>FIGURE III.6 : Schéma du Perceptron Multicouche.....</b>	<b>50</b>
<b>FIGURE III.7 : Schéma du modèle Fuzzy ART.....</b>	<b>51</b>
<b>Figure III.8: Réseaux de neurones les plus utilisés.....</b>	<b>52</b>
<b>Figure III.9 : Un Perceptron multicouche.....</b>	<b>53</b>
<b>Figure III.10: Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.....</b>	<b>53</b>
<b>Figure III.11 : la courbe de fonction d'activation <i>sigmoïde</i>.....</b>	<b>54</b>
<b>Figure III.12: L'apprentissage supervisé.....</b>	<b>59</b>
<b>Figure III.13: Le mode non-supervisé.....</b>	<b>60</b>
<b>Figure IV.1: Modèle de l'Onde P.....</b>	<b>64</b>
<b>Figure IV.2 : Modèle de Complexe QRS.....</b>	<b>64</b>
<b>Figure IV.3: Modèle de l'onde T.....</b>	<b>65</b>
<b>Figure IV.4: Modèle de l'onde S.....</b>	<b>65</b>
<b>Figure IV.5: Modèle de l'onde Q.....</b>	<b>66</b>
<b>Figure IV.6 : Modèle de l'onde R.....</b>	<b>66</b>
<b>Figure IV.7 : Modèle dynamique du signal ECG.....</b>	<b>67</b>
<b>Figure IV.8 : signal de model d'identification.....</b>	<b>68</b>
<b>Figure IV.9 : MSE entre le modèle et le signal ECG.....</b>	<b>69</b>
<b>Figure IV.10 : le modèle et le signal ECG.....</b>	<b>69</b>

<b>Tableau III.1 : l'histoire de réseaux de neurone</b>	<b>42</b>
<b>Tableau III.2 : Analogie entre les neurones biologiques et artificiels</b>	<b>46</b>
<b>Tableau III.3 : Correspondance RNA - domaines d'application</b>	<b>62</b>
<b>Tableau IV.1: Les différentes caractéristiques d'un ECG normal</b>	<b>68</b>
<b>Tableau IV.2 Les paramètres du signal ECG</b>	<b>72</b>

## Abréviation

---

**ECG** Électrocardiogramme

**IA** intelligence artificielle

**NS** Nœud Sinusal

**NAV** Nœud Auriculo Ventriculaire

**aVL** (left) pour l'avant-bras gauche.

**aVR** (right) pour l'avant-bras droit.

**aVF** (foot) pour la jambe gauche

**HF** : haute fréquence

**LF** : basse fréquence

**RN** réseaux de neurones

**MLP** Multi Layer Perceptron (terme anglophone de PMC)

**RNA** réseaux de neurones artificiels

## Introduction générale

Actuellement le domaine médical exige de nouvelles techniques et technologies, afin d'évaluer l'information d'une manière objective. Cela est dû aux développements récents dans l'électronique qui a poussé l'informatique à un stade de plus en plus avancé. Ceci a permis d'avoir des machines de plus en plus performantes permettant d'exécuter des algorithmes complexes et de tester de nouvelles approches de l'intelligence artificielle (IA) qui s'avérait impossible auparavant.

Depuis son introduction par Einthoven en 1902 l'électrocardiogramme qui représente l'activité électrique du cœur enregistrée à la surface de la peau à des emplacements spécifiques par le biais d'électrodes dites dérivations, demeure un outil de diagnostic efficace des maladies cardiaques [1].

Les dérivations unipolaires des membres Quelques années après Einthoven, Wilson a étudié comment des potentiels électrocardiographiques unipolaires pourraient être définis. ces potentiels sont mesurés par rapport à une référence lointaine, Pour ce faire, Wilson a proposé une référence en reliant une résistance de 5 K entre chaque électrode des extrémités du triangle d'Einthoven et un point commun appelé borne centrale de Wilson (BC), comme l'illustre. Dans ce système, le point de référence est supposé demeurer à un potentiel constant de valeur quasiment nulle. Les nouvelles dérivations sont appelées VR, VL et VF. Peu de temps après, Goldberger a proposé les dérivations unipolaires augmentées qui permettent d'obtenir des signaux de plus grande amplitude que ceux de Wilson. Ces dérivations, appelées aVR, aVL et aVF mesurent la différence de potentiels entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres. Ceci correspond aux dérivations augmentées d'un facteur de 1.5 par rapport aux dérivations de Wilson. [2]

L'électrocardiogramme est un test très important dans le domaine médical, car il est utilisé pour diagnostiquer les maladies du cœur. La modélisation du battement cardiaque est une étape essentielle pour l'identification automatique des ondes de l'électrocardiogramme. Elle a pour objectif de trouver une représentation mathématique, aussi simple et compacte que possible, de la forme de chaque onde constitutive du battement cardiaque.

Ce processus d'automatisation de la détection des anomalies cardiaques se compose de deux étapes essentielles dont la segmentation du signal ECG ; la phase qui consiste en l'extraction des caractéristiques de l'ECG, et dont le résultat est la détection des différentes ondes, segments et intervalles constituant les battements cardiaques telles que l'onde P signifie la dépolarisation des oreillettes, le complexe QRS qui signifie la dépolarisation des ventricules, l'onde T qui représente

la repolarisation des ventricules et les intervalles PR, QT et ST qui informent sur la conduction électrique de divers parties du cœur. Concernant la modélisation mathématique, un modèle dynamique du signal ECG a été étudié et réalisé dans un espace appelé espace d'état. Ce modèle est basé sur la théorie des équations différentielles.

Le présent mémoire est composé de quatre chapitres sont :

- le premier chapitre consiste de l'anatomie du cœur, l'électrocardiogramme ECG, l'électrocardiographe et l'analyse du signal ECG.
- Dans le deuxième chapitre, nous allons concentrer sur le fondement théorique pour

L'aboutissement à un modèle dynamique du signal électrocardiogramme. Parmi les points qui seront traités dans ce chapitre nous trouvons les cycles limites, modèles des processus, et modélisation du signal ECG.

- Le troisième chapitre présente une définition et architecture de réseaux de neurone, les avantages et les applications de ce réseau, nous avons parlé sur le réseau de neurones artificiels et modèle mathématique qu'il permet de traiter, par le biais de l'outil informatique, des problèmes de différentes natures par rapport aux outils classiques qui ont du mal à résoudre.

- Dans le quatrième chapitre nous avons présenté la modélisation de signal ECG par des Équations différentielles avec ses caractéristiques, ainsi nous avons utilisé l'apprentissage du signal ECG par les réseaux de neurones, alors la moyenne de la somme des erreurs au carré MSE (Mean Square Error) pour minimiser l'erreur et on discute les résultats obtenus.

# **Chapitre I : Etude de signal ECG**

## I.1 Introduction

Le cœur est un organe musculaire creux en forme de poire situé entre les poumons, au milieu de la poitrine. Il assure la circulation du sang dans tout l'organisme, permettant aux cellules de recevoir oxygène et nutriments. Il est fixé au sternum par des tissus conjonctifs particuliers appelés ligaments. La taille d'un cœur adulte est comparable à celle du poing. Chez un individu moyen, il mesure environ 13 centimètres de long sur 8 centimètres de large, et pèse moins de 500 grammes [3]. Le cœur est un organe creux et musculaire qui joue le rôle d'une pompe assurant ainsi la circulation du sang dans les veines et les artères. Le cœur se situe un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum. Il est l'élément central du système cardiovasculaire. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais de vaisseaux associés : les deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte [4].

Le cœur met en mouvement le sang par ses contractions rythmées. Grâce à celles-ci, la partie musculuse du cœur, formée par ses deux ventricules, propulse le sang dans les artères. La partie la moins musclée du cœur, le ventricule droit, pousse le sang dans l'artère pulmonaire pour la circulation pulmonaire qui permet l'oxygénation du sang au niveau des poumons [5]. Ce sang, provenant des veines caves, pénètre dans le cœur par l'oreillette droite. Il passe de l'oreillette droite au ventricule droit qui l'envoie dans l'artère pulmonaire.[6]

Simultanément, la partie la plus musclée du cœur, le ventricule gauche, pousse le sang plus loin dans l'aorte pour la circulation générale qui permet le ravitaillement en nutriments et l'oxygénation des organes. Ainsi, ce sang sort du cœur par le ventricule gauche. Il provient des veines pulmonaires, pénètre dans le cœur par l'oreillette gauche et poursuit son chemin jusqu'au ventricule gauche qui le propulse dans l'aorte [7].

## I.2 Anatomie du cœur

Le système cardio-vasculaire est composé de deux éléments principaux :

- Partie du cœur lui-même
- Partie vasculaire

L'appareil circulatoire comporte donc :

- Une pompe appelée cœur.
- Des vaisseaux transportant le sang (artères et veines) qui acheminent dans l'organisme le sang, l'oxygène et les aliments nécessaires aux cellules, aux tissus et éliminent les déchets.

- Un système parallèle à ce réseau circulatoire qui est lui-même composé de vaisseaux drainant le liquide intercellulaire : c'est le système lymphatique = vaisseaux lymphatiques [8].

### I.2.1 Le cœur

Le cœur est un muscle creux comportant 4 cavités (2 oreillettes et 2 ventricules) ce muscle est encore appelé myocarde, c'est un muscle strié qui se contracte automatiquement. Cet automatisme propre au muscle cardiaque est possible grâce à un tissu spécifique qui s'appelle le tissu nodal pourvu de qualités électriques. Le cœur a un circuit électrique incorporé. Le cœur comporte 4 valves qui évitent toute régurgitation entre les 4 cavités. Le sang y circule donc dans un seul sens. Le cœur comporte son propre réseau circulatoire qui l'alimente : il est vascularisé par les artères et les veines coronaires. Il est innervé, en effet il est relié au système neurologique sympathique et parasympathique.

Il se situe dans le thorax, entre les 2 poumons, au-dessus du diaphragme. Il se trouve dans la partie médiastinale antérieure (médiastin = région médiane du thorax situé entre les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale) [9].

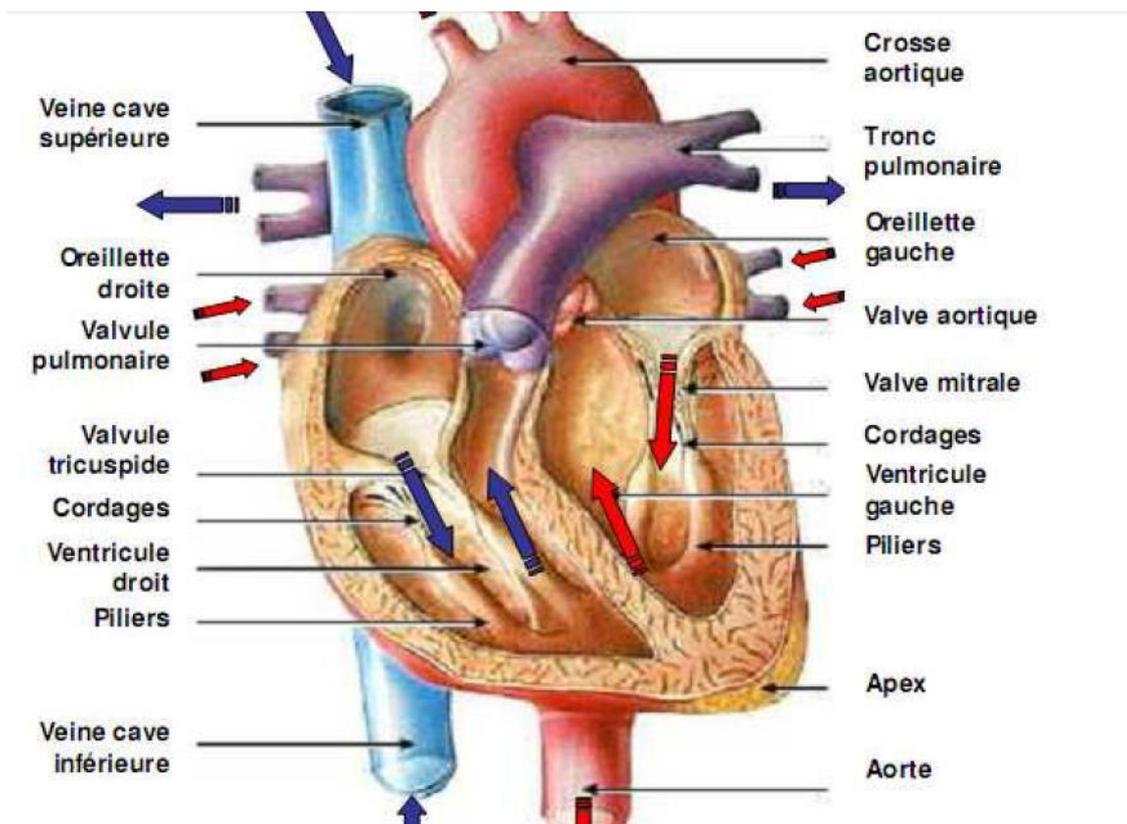
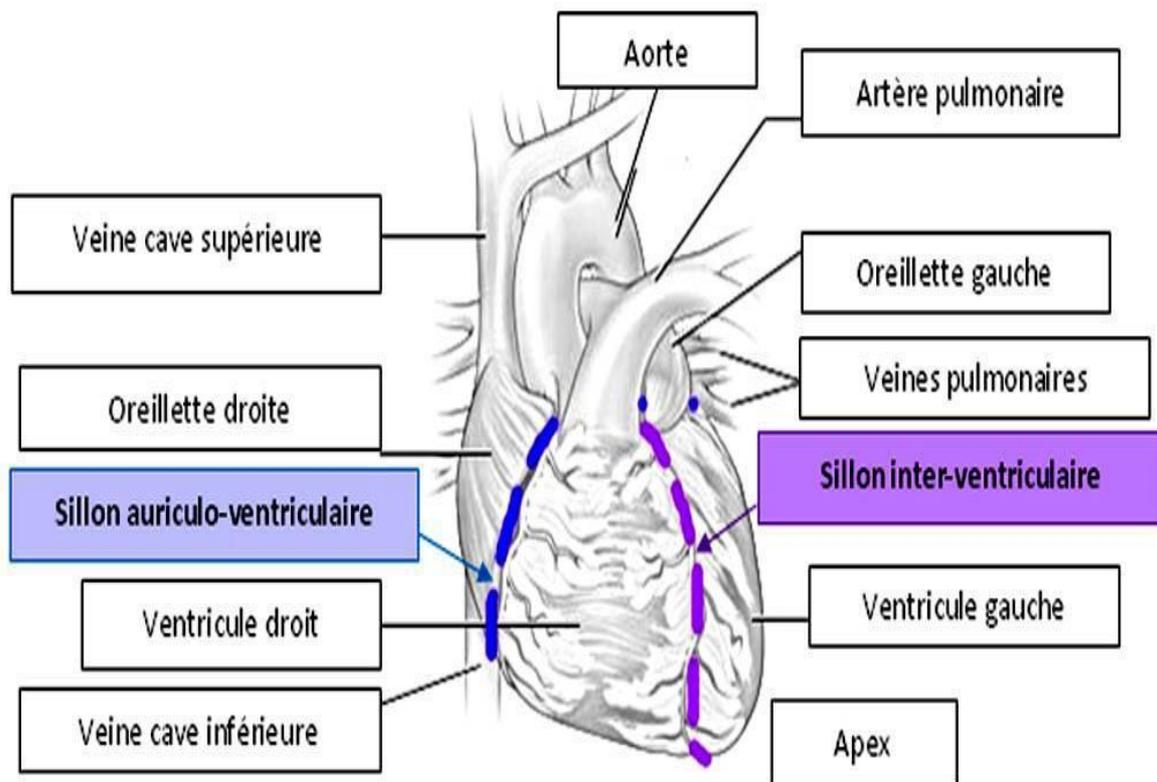


Figure I.1 : Représentation du cœur

### I.2.2 Anatomie externe

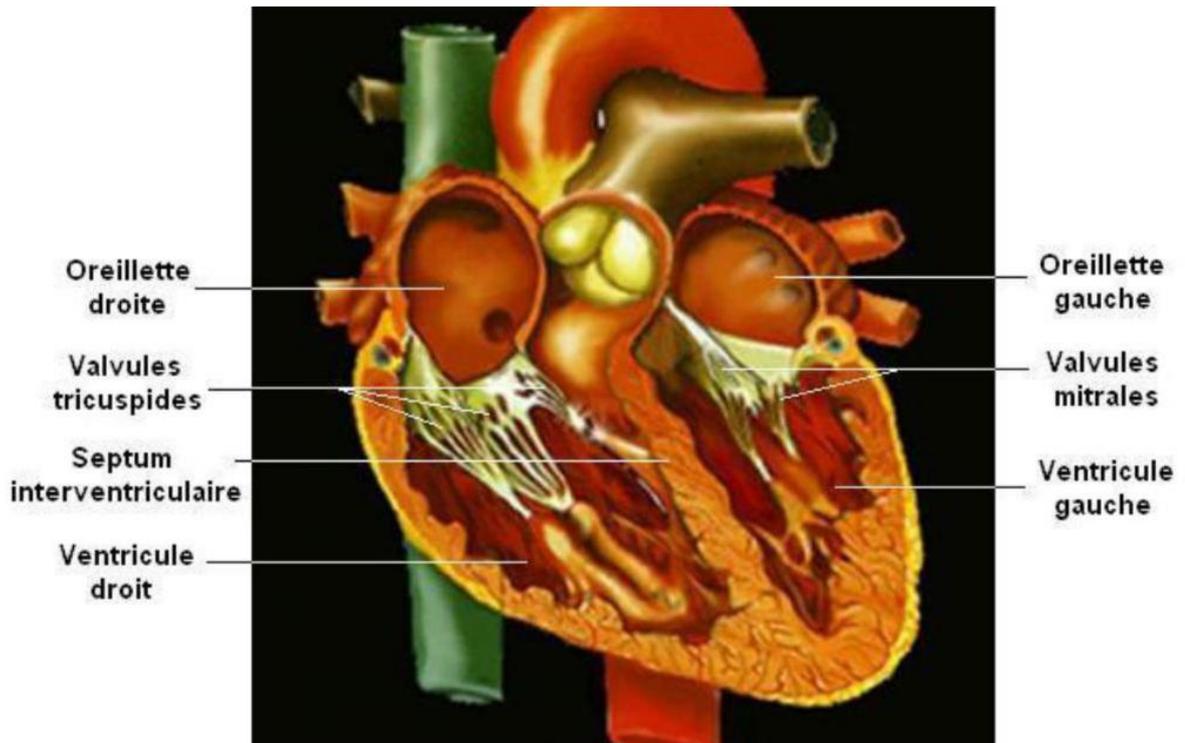
Le cœur est de forme pyramidale triangulaire avec un grand axe oblique en avant, à gauche et en bas, une base regardant en haut, en arrière et à droite et un sommet (apex) en regard du 5<sup>o</sup> espace intercostal gauche. Ses faces sont antérieures, inférieures et gauche. Elles sont parcourues par un sillon auriculo-ventriculaire, perpendiculaire au grand axe du cœur, séparant les deux oreillettes en arrière des deux ventricules en avant et en bas et un sillon interauriculaire puis inter-ventriculaire perpendiculaire au précédent constituant le plan de clivage entre le cœur droit et le cœur gauche [10].



**Figure I.2 : Sillons auriculo-ventriculaire et inter-ventriculaire**

### I.2.3 Anatomie interne

Le cœur est divisé en 4 cavités par une cloison verticale et une cloison horizontale : 2 cavités supérieures : les oreillettes et 2 cavités inférieures : les ventricules. Les deux oreillettes sont séparées par le septum inter auriculaire (situé en profondeur du sillon inter auriculaire). Les deux ventricules sont séparés par le septum inter ventriculaire. Les oreillettes communiquent aux Ventricules par les orifices auriculo-ventriculaires. On distingue ainsi un cœur droit constitué d'une oreillette et d'un ventricule droits communiquant par un orifice tricuspide et un cœur gauche constitué d'une oreillette et d'un ventricule gauche communiquant par un orifice mitral [11].

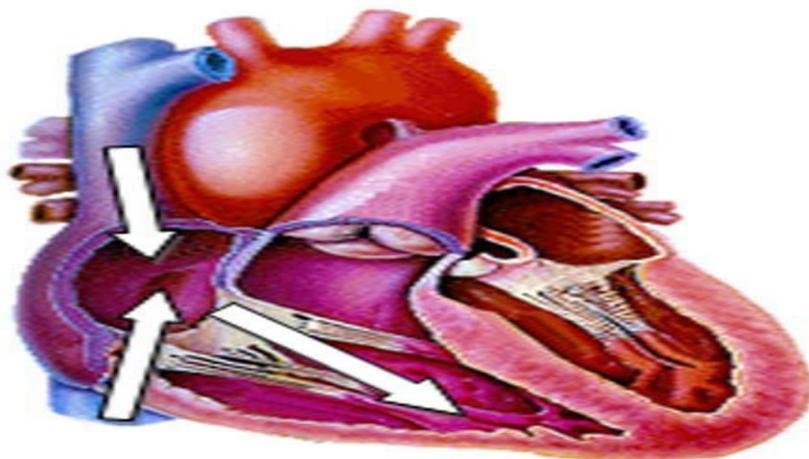


**FigureI.3 : Situation de la cloison interventriculaire**

Le cœur se présente sous le format d'une pyramide triangulaire, il est ferme et rouge. Il pèse, chez l'homme 300 g et chez la femme 270 g. Sa base est postérieure et droite, formée par les 2 oreillettes séparées entre-elles par le sillon inter-auriculaire [12].

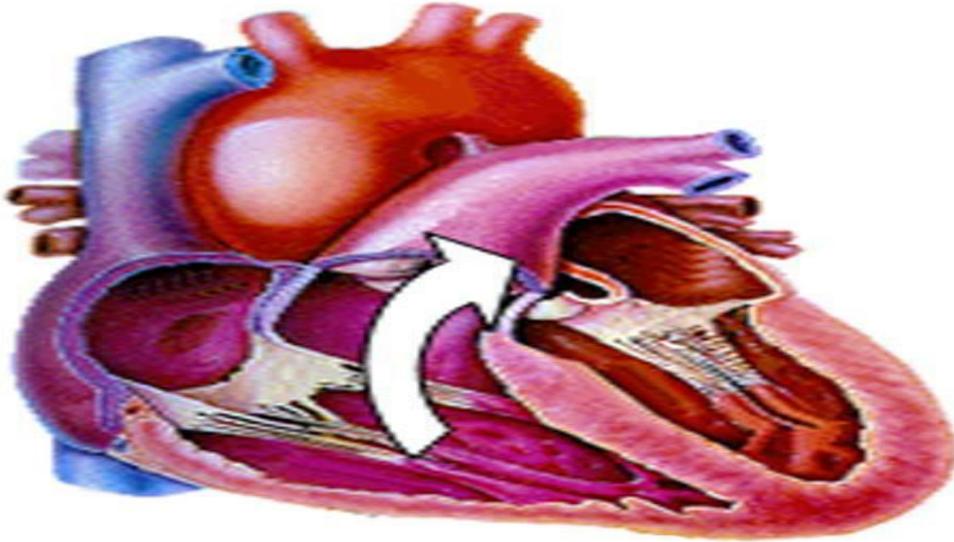
#### **I.2.4 Circulation sanguine intracardiaque**

Le sang veineux arrive de la périphérie par la veine cave inférieure (VCI) et veine cave supérieure (VCS), pour se jeter dans l'oreillette puis le ventricule droit [13].



**Figure I.4 : Arrivée du sang veineux**

De là il emprunte l'orifice pulmonaire puis l'artère pulmonaire pour rejoindre le lit Capillaire pulmonaire ou se feront les échanges gazeux.

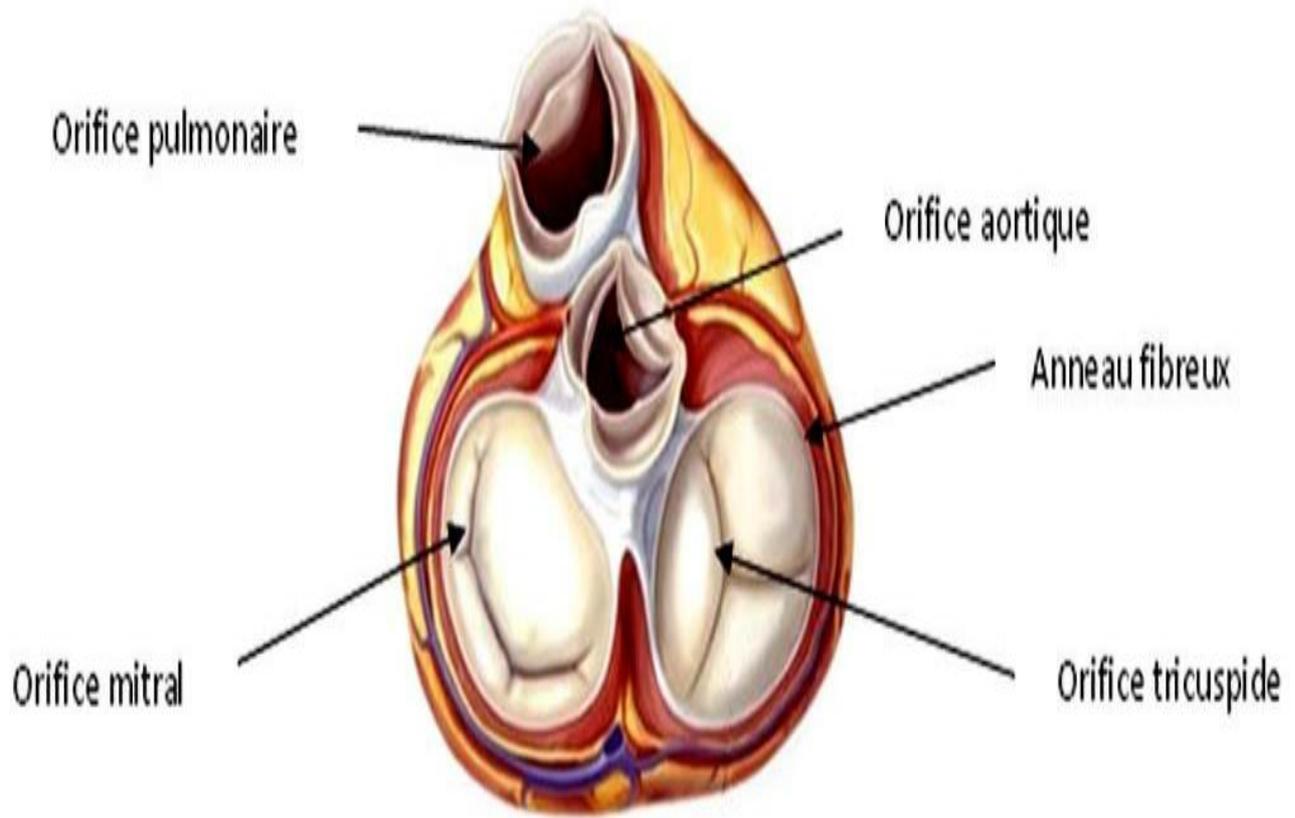


**Figure I.5 : Ejection du sang veineux vers les poumons**

Après oxygénation, le sang rejoint l'oreillette gauche par l'intermédiaire de 4 veines Pulmonaires, puis le ventricule gauche [14].

### **.I.2.5 Appareil valvulaire**

Chaque orifice auriculo-ventriculaire est constitué d'un appareil valvulaire formé par un anneau fibreux, des valvules, des cordages rattachant les valvules aux piliers musculaires s'insérant eux-mêmes sur l'endocarde. L'orifice tricuspide possède 3 valvules et l'orifice mitral n'en possède que deux appelées grande et petite valve (ou valve antérieure et valve postérieure). Les orifices aortique et pulmonaire sont Constitués d'un anneau fibreux et de trois valves dites sigmoïdes [15].



**Figure I.6: En systole : vue de la base après ablation des oreillettes**

Le cœur est un organe musculaire, composé structurellement de 3 épaisseurs :

- L'endocarde, où passent nerfs et vaisseaux sanguins.
- L'épicarde, membrane séreuse formant la paroi interne du péricarde.
- Le myocarde, partie véritablement active du cœur. [16]

### **I.2.6 Le myocarde**

Le myocarde est constitué principalement de deux tissus qui jouent un rôle complémentaire dans le cycle cardiaque :

#### **I.2.6.1 Cellules musculaires myocardiques**

Sont des fibres contractiles, soudées les unes aux autres, grâce, à des disques intercalaires. Elles se distinguent des fibres musculaires striées, non seulement par leurs caractéristiques histologiques mais aussi par leur fonctionnement. Elles conduisent l'influx électrique [17].

### I.2.6 .2 Cellules nodales

Elles constituent un groupe de cellules cardiaques réunies par certaines propriétés, peu Contractiles, génératrices, conductrices et régulatrices du potentiel d'action (potentiel de repos instable). On distingue essentiellement :

- Le nœud sinusal, c'est une structure de 15 mm sur 5 mm Il génère des décharges spontanées à la fréquence de 60 à 100 battements par minute. Il constitue le centre d'automatismes primaire.
- Le nœud atrio-ventriculaire, c'est une structure de 6 mm sur 5 mm. Il ralentit l'influx dixième de seconde et protège ainsi les ventricules d'un rythme primaire trop rapide.
- Le faisceau de His, long d'un à deux centimètres, c'est un centre d'automatisme secondaire, non seulement il propage l'influx de l'étage auriculaire à l'étage ventriculaire mais aussi, il est capable de décharger spontanément des impulsions de 40 à 60 battements par minute. Il se sépare en deux branches : la branche droite et la branche gauche.
- Le réseau de Purkinje, c'est la ramification terminale des deux branches droites et gauches du faisceau de His. Il propage l'influx électrique dans tout le muscle du ventricule. Il est un centre d'automatisme tertiaire, capable de générer spontanément des impulsions de 20 à 40 battements par minute [18].

### I.3 Battement cardiaque

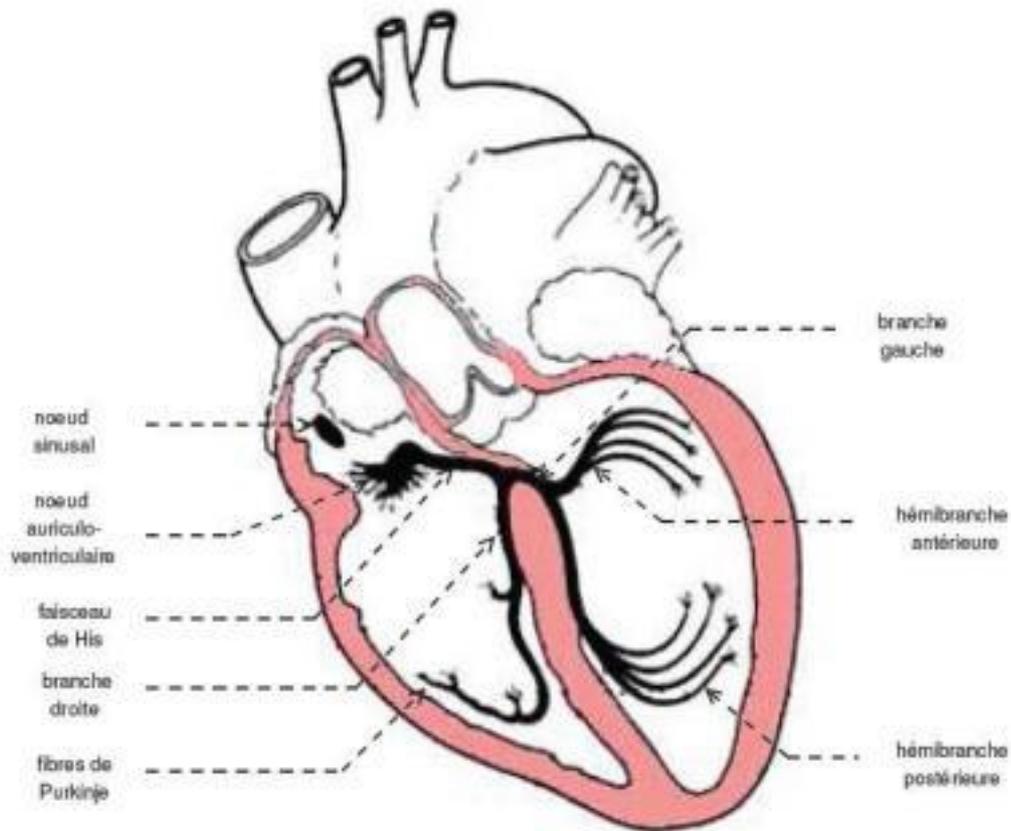
Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements mécaniques et électriques collectivement appelés la révolution cardiaque. Celle-ci consiste en trois étapes majeures :

- Systole auriculaire
- Systole ventriculaire
- Diastole.

Dans la systole auriculaire présentée par la figure.10, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La fermeture de ces valvules produit le son familier du battement du cœur. La systole ventriculaire, illustrée par la figure10, implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules sigmoïdes (la valvule pulmonaire à droite et la valvule aortique à gauche) se ferment.

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

Les phases de contractions harmonieuses des oreillettes et des ventricules sont commandées par la propagation d'une impulsion électrique. Lorsque la fréquence cardiaque change, la diastole est raccourcie ou rallongée tandis que la durée de la systole reste relativement stable [19].



**FigureI.7 : Principes des systoles auriculaire et ventriculaire.**

#### **I.4 La conduction électrique du cœur**

La contraction du muscle cardiaque (ou myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation et conduction électrique comprend: le noeud sinusal, les voies spécialisées internodales, le noeud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de His, appelé noeud pacemaker dominant du coeur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje, comme montré sur la figure (I.8). L'activité électrique normale du coeur suit la séquence d'activation suivante :

### **I.4.1 Le nœud sinusal (NS)**

L'activité électrique est générée spontanément dans le nœud sinusal qui est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau où débouche la veine cave supérieure. L'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux oreillettes. Cette activation est facilitée au moyen des voies spécialisées internodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire. [20]

### **I.4.2 Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV)**

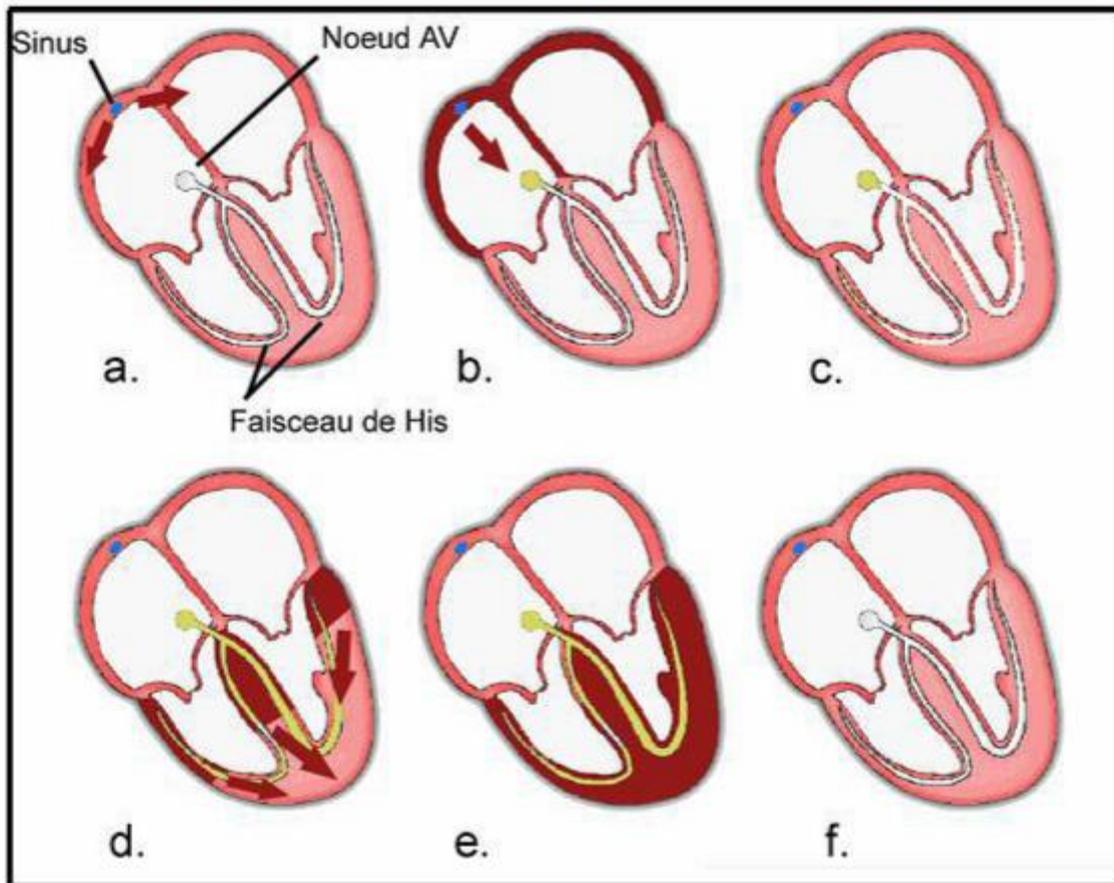
Il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie (approximativement 100 ms) avant d'arriver au faisceau de His. Cette propriété physiologique du NAV permet de protéger les ventricules d'un nombre excessif d'activations du NAV et d'activations auriculaires et donne aux oreillettes un temps de vidange plus grand, ce qui optimise la contraction ventriculaire [21].

### **I.4.3 Le faisceau de His**

Il est situé dans la partie haute du septum interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux parties, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche [22].

### **I.4.4 Les fibres de Purkinje**

Les branches du faisceau de His finissent dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje terminent en anastomoses avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation. [23]

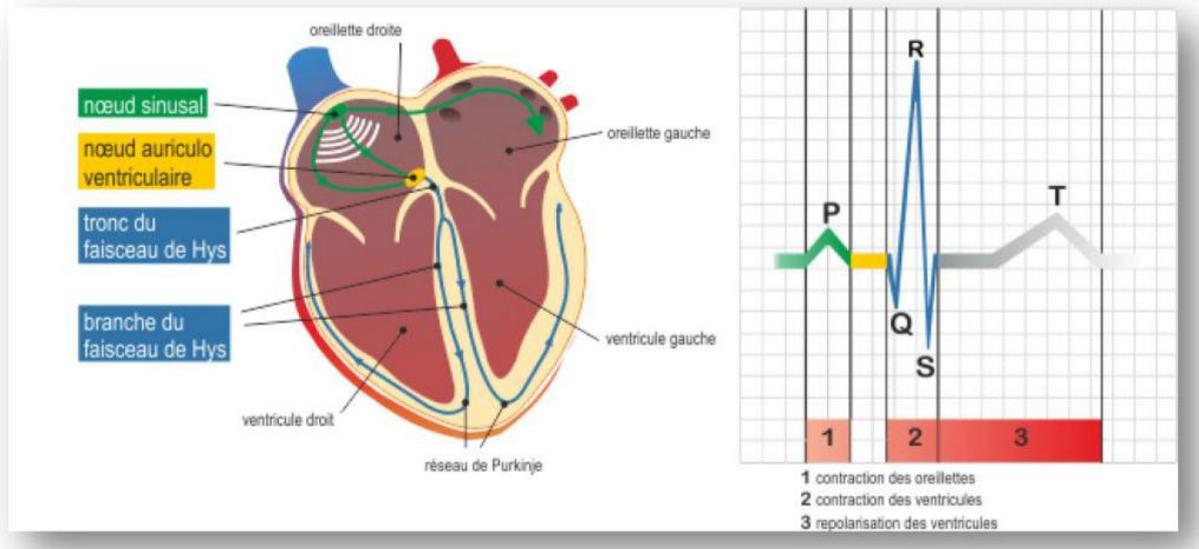


**Figure I.8: Activité électrique du cœur.**

### I.5 Propagation de l'influx électrique

C'est la propagation de l'influx électrique qui entraîne l'apparition d'une activité électrique et mécanique au sein de chaque myocyte. Sous l'effet de cet influx, la surface cellulaire se dépolarise rapidement, donnant naissance à un courant électrique, qui entraîne la contraction, puis c'est le temps de repolarisation, plus lente, qui ramène le myocyte dans son état électrique initial.

L'influx électrique voyage au sein du cœur dans un réseau de conduction électrique présentés schématiquement sur les figures II. 4 et II. 6. Il prend naissance dans le noeud sinusal, situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite. Il s'agit d'un petit ensemble de cellules d'environ un centimètre de diamètre situé à la jonction de la veine cave supérieure et de l'oreillette droite. Ce noeud sinusal est le stimulateur cardiaque, le "pacemaker" physiologique. Il émet 60 à 100 stimuli par minute en fonctionnement normal, et il est influencé par les systèmes nerveux sympathique et parasympathique, définis par la suite. [24]

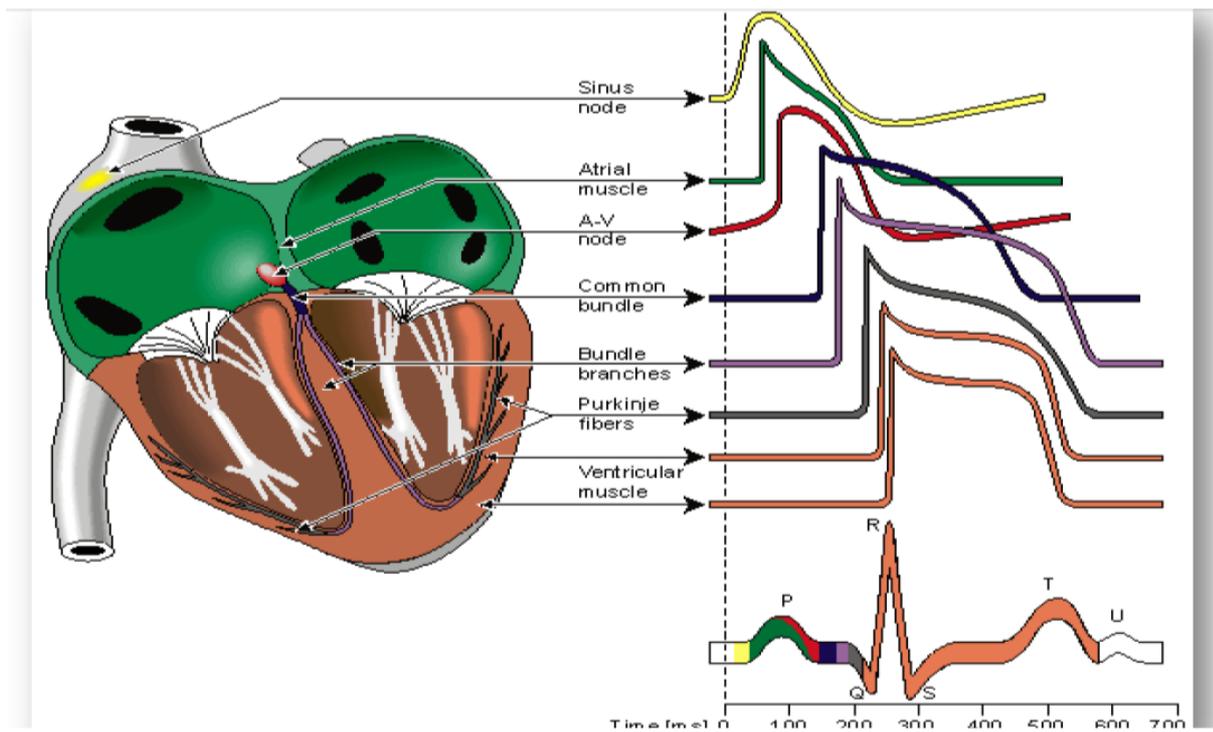


**Figure I.9 : Propagation de l'influx électrique**

L'influx électrique diffuse à partir de ce point aux deux oreillettes et au nœud auriculo ventriculaire (AV) qui se trouve en bas de l'oreillette droite. Ce nœud auriculo-ventriculaire a une forme de petit nodule de cinq millimètres de diamètre et joue un double rôle. Il agit comme un ralentisseur au niveau passage AV de l'onde de dépolarisation, grâce aux fibres alpha à conduction lente. Il permet également la transmission de l'onde de dépolarisation vers les ventricules via le réseau de His-Purkinje. Le nœud auriculo-ventriculaire peut également être influencé par les systèmes sympathique et parasympathique.

Ensuite, l'influx électrique poursuit son chemin au travers du tronc du faisceau de His puis de ses deux branches droite et gauche (branches de Tawara). Ce faisceau, localisé dans la partie haute du septum inter-ventriculaire, passe au travers d'un tissu connectif, mais non excitable, qui permet de séparer électriquement les oreillettes des ventricules. Enfin, l'influx électrique termine son trajet au sein du réseau de Purkinje qui le diffuse dans les parois des ventricules. Ce réseau électrique est sous l'influence du seul système sympathique et permet la régularité du rythme cardiaque et assure un synchronisme entre les contractions des oreillettes puis celles des ventricules [25].

Sur un cœur normal, la seule voie de propagation entre les oreillettes et les ventricules est l'axe compris entre le nœud AV et le faisceau de His. Notons également que la forme du potentiel d'action est fonction du tissu qu'il traverse, comme nous pouvons le voir sur le figure 13.



**Figure I.10** Genèse du cycle cardiaque

## I.6 Electrocardiographie

### I.6.1 Définition

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau [26].

L'électrocardiographe est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contact direct du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un appareil enregistreur.
- Un système d'enregistrement graphique.

L'ECG est née en 1887 avec les travaux de Waller ,révélée à la communauté médicale par l'invention en 1901 du galvanomètre à cordes, qui valut à son auteur, le Dr. Wilhem Einthoven, le prix Nobel de Médecine en 1924, l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable en pratique cardiologique [27].

Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger de réaliser le premier tracé sur 12 voies. [28]

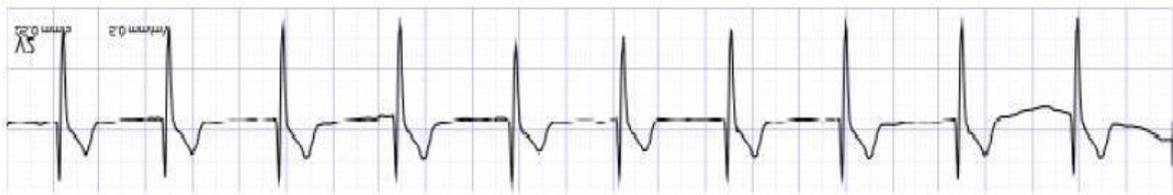
Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde. [29]

## I.7 L'électrocardiogramme (ECG)

### I.7.1 Définition d'ECG

L'électrocardiographie (ECG) est une représentation graphique du Potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes spécifiques à la surface de la peau [30].

L'électrocardiographe : est l'appareil permettant de faire un électrocardiogramme. C'est un examen rapide (moins de cinq minutes) indolore et dénué de tout danger. Il peut être fait en cabinet de médecin l'hôpital, voire à domicile. Son interprétation reste cependant complexe et requiert une certaine habitude du clinicien. [31]



**Figure I.11 : exemple du Tracé de l'électrocardiogramme**

L'électrocardiogramme est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contact direct du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un système d'enregistrement graphique.
- Un appareil enregistreur [32].

## I.8 Principe d'ECG

L'ECG est un enregistrement de surface de l'activité électrique du cœur, par des électrodes reliées à un électrocardiogramme qui amplifie le signal électrique. Les tissus se trouvant entre le cœur et

les électrodes parasitent le signal, le tracé électrocardiographie n'est donc qu'une estimation de l'activité électrique générée par le cœur.

L'ECG standard est enregistré sur 12 dérivations (six dérivations des membres et six Précordiales), avec une vitesse de déroulement du papier à 25 mm par seconde et une amplitude de 10 mm pour 1 mV.

L'ECG a 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale. Les différents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivations complémentaires :

- Dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres : DI, DII et DIII,
- Dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL et aVF,
- 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman : V1, V2, V3, V4, V5 et V6. [29]

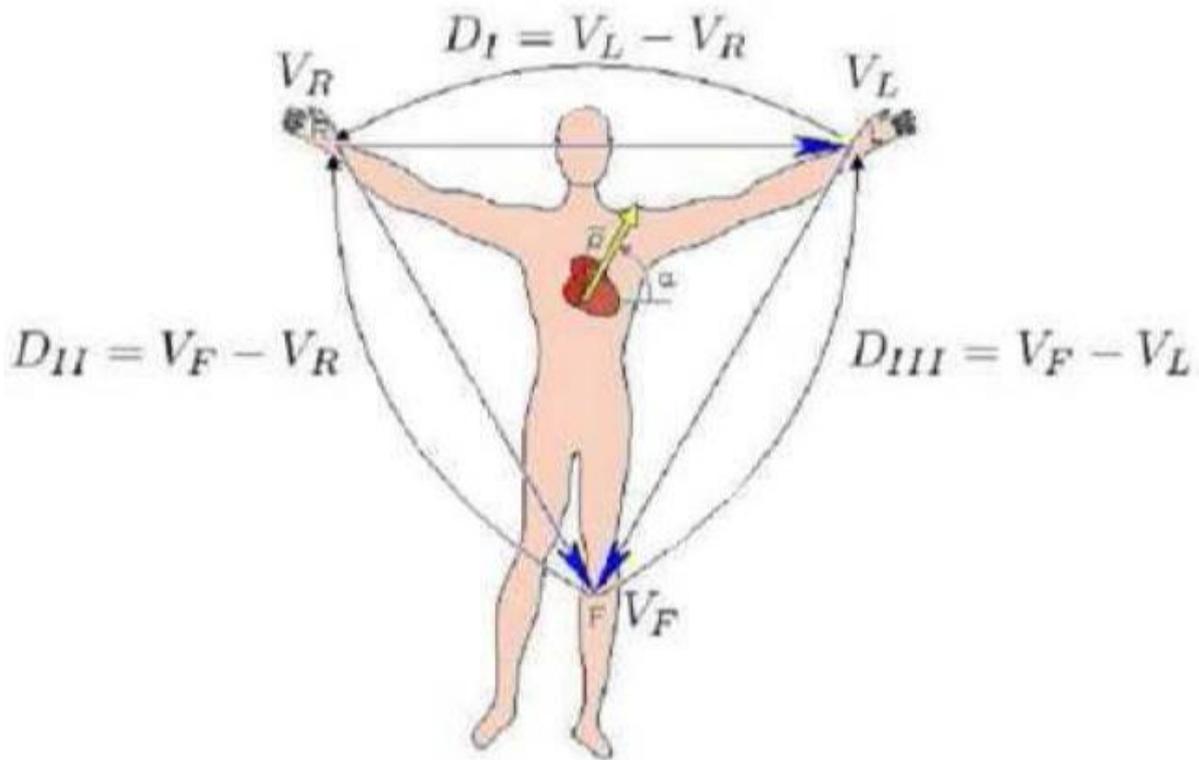
Dans les paragraphes suivants, nous présenterons les positions des électrodes Correspondantes à chaque type de dérivations.

## **I.9 Dérivations dans le plan frontal**

### **I.9.1 Dérivations bipolaires**

Les trois dérivations bipolaires I, II, III dites dérivations de Einthoven :

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

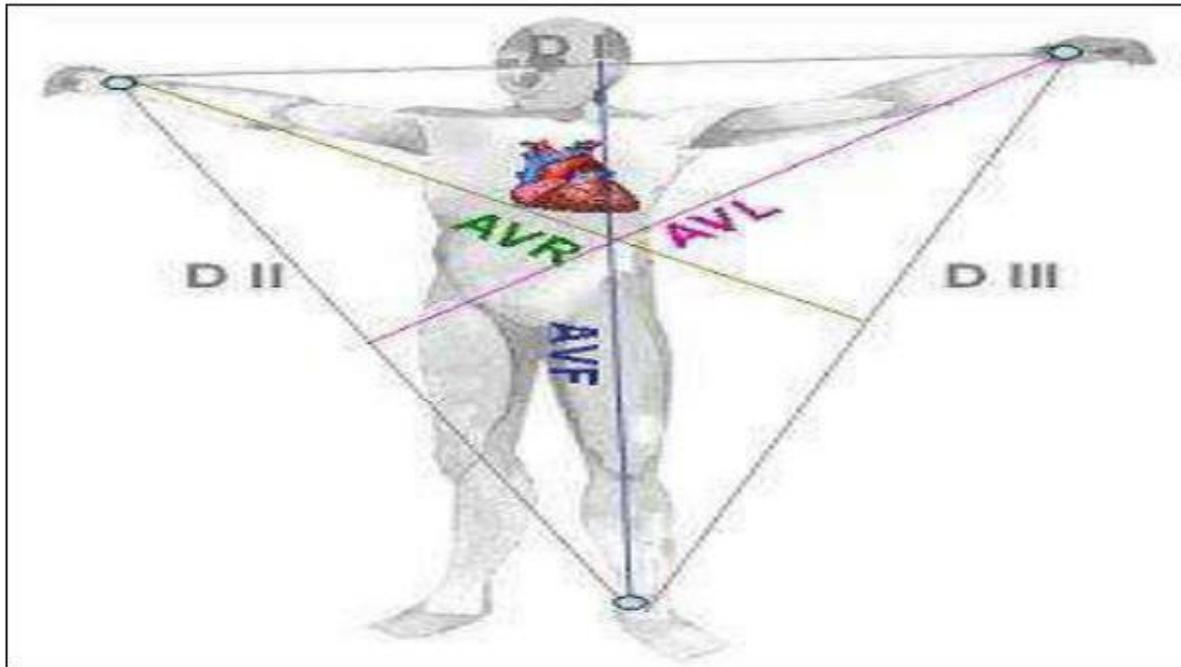


**Figure I.12: Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven**

### I.9.2 Dérivations unipolaires

Plus les dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF dites de Wilson:

- aVL (left) pour l'avant-bras gauche.
- aVR (right) pour l'avant-bras droit.
- aVF (foot) pour la jambe gauche [33].



**Figure I.13 : Position des électrodes des dérivations bipolaires et des dérivations unipolaires**

Peu de temps après, Goldberger a proposé les dérivations unipolaires augmentées qui permettent d'obtenir des signaux de plus grande amplitude que ceux de Wilson. Ces dérivations, appelées aVR, aVL et aVF, mesurent la différence de potentiel entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres. On obtient ainsi des dérivations augmentées d'un facteur 1.5 par rapport aux dérivations de Wilson [34].

### Dérivations unipolaires des membres.

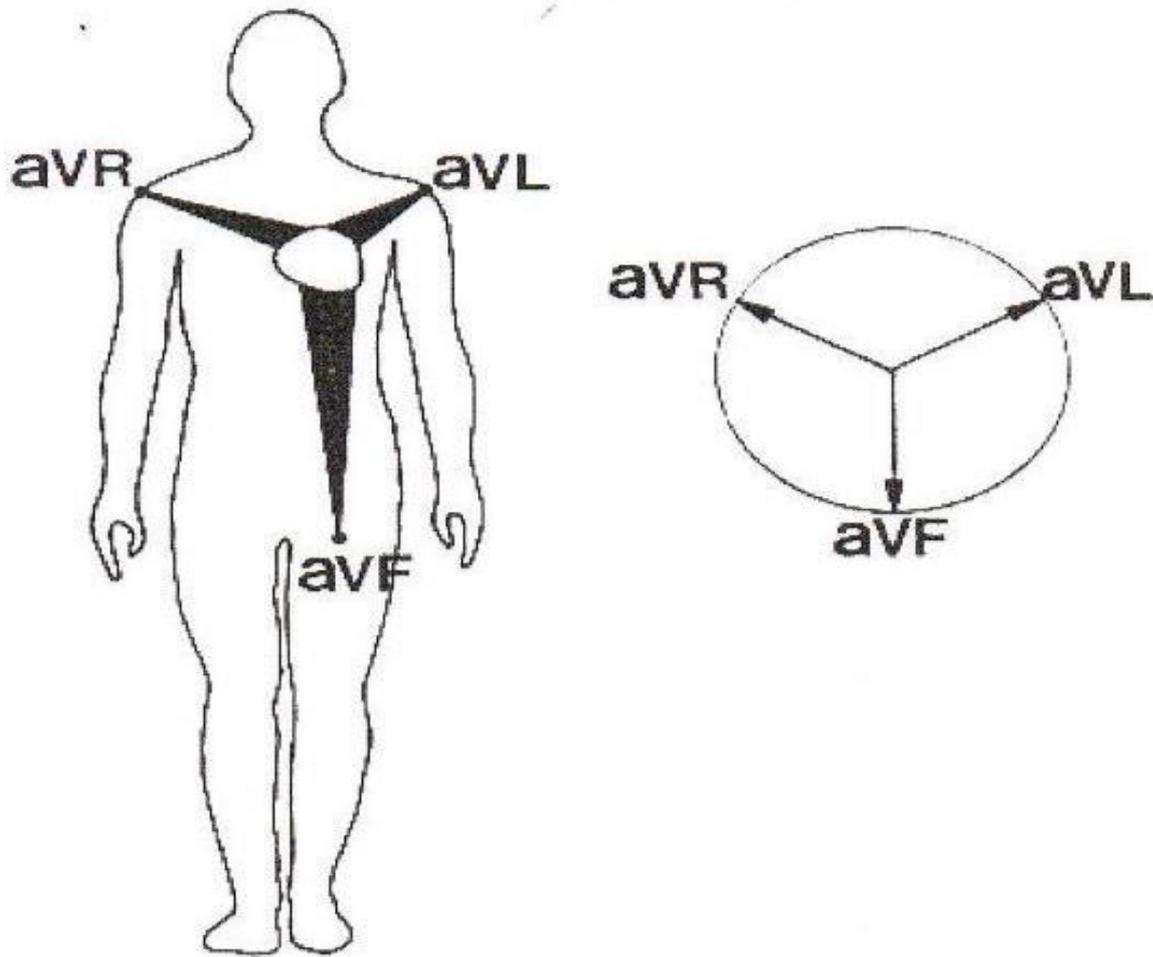


Figure I.14: Dérivations unipolaires des membres

$$aVR = VR - \frac{(VL - VF)}{2} = 3 * \frac{VR}{2} \quad (\text{I.1})$$

$$aVL = VL - \frac{(VF - VR)}{2} = 3 * \frac{VL}{2} \quad (\text{I.2})$$

$$aVF = \frac{(VR - VL)}{2} = 3 * \frac{VF}{2} \quad (\text{I.3})$$

#### I.9.3 Dérivations dans le plan horizontal

Ce sont des dérivations unipolaires fixées en des points définis sur la paroi thoracique désignés par Wilson.

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

**V1** est placé sur le 4ème espace intercostal droit, au bord droit du sternum.

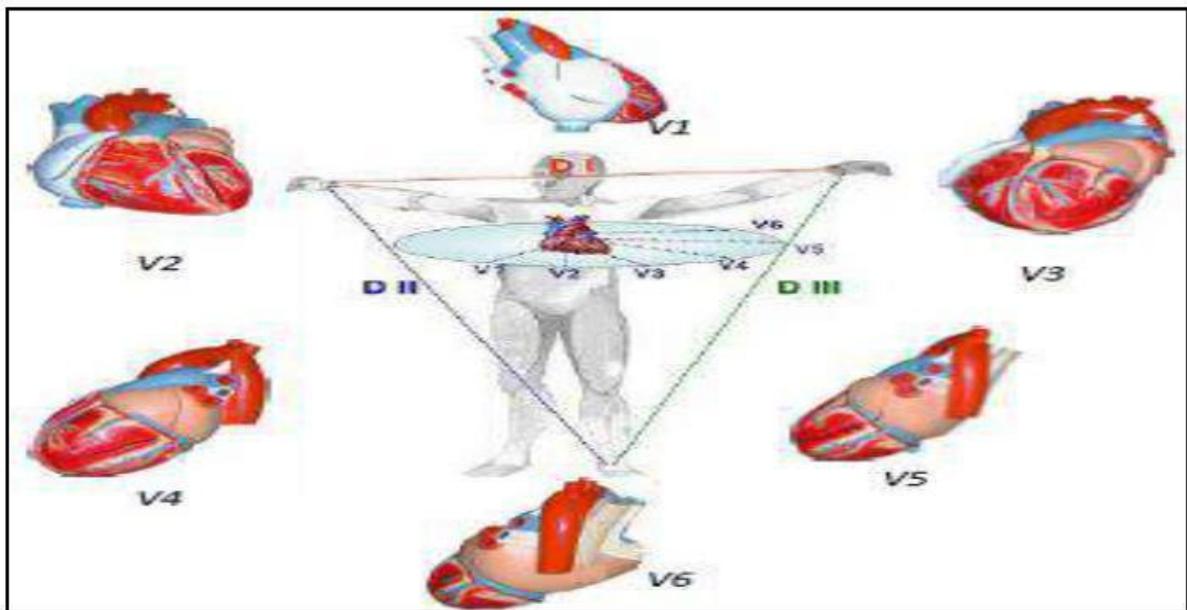
**V2** est placé sur le 4ème espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum.

**V4** est placée sur le 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.

**V3** est placée entre V2 et V4.

**V5** est placée sur le 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire antérieure.

**V6** est placée sur le 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire moyenne [35].



**Figure I.15: Les dérives précordiales**

### **I.10 Position des électrodes**

Les dérives unipolaires des membres AVR, AVL et AVF utilisent le même emplacement d'électrode que les dérives standards des membres. Quelle est la différence ?

Contrairement à des dérives standards des membres, les dérives augmentées des membres sont unipolaires. Au lieu de mesurer le potentiel électrique existant entre 2 électrodes (+ et -), IL détermine directement le point milieu. Autrement dit, les dérives standards et unipolaires des membres ont un point en commun: elles regardent le cœur de votre patient de face (plan frontal du corps) [36].

## I.11 l'analyse d'ECG

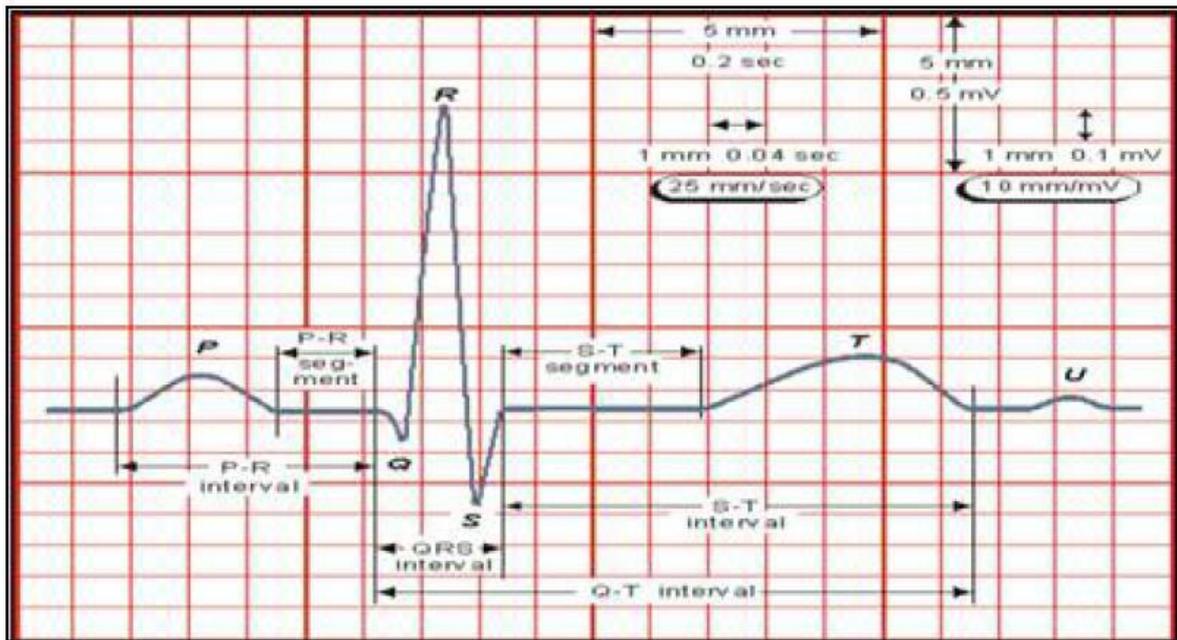


Figure I.16 : ECG normale

### I.11.1 Ondes

Le tracé ECG comporte plusieurs déflexions (ondes), une incursion vers le haut étant notée positivement et vers le bas négativement.

- **Onde P** : L'onde P sur l'ECG, correspond à la dépolarisation (et la contraction) des Oreillettes
- **Intervalle PR (ou PQ)** : Est le temps entre le début de P et le début du QRS. Sa durée normale, mesurée du début de l'onde P au début du complexe QRS est de 0,12 à 0,20 seconde. La durée de l'espace PR diminue lorsque la fréquence cardiaque augmente. Il est normalement isoélectrique [37].
- **Segment PR** (pause du nœud AV) : Le segment PR correspond au délai entre la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. C'est le temps pendant lequel l'onde de dépolarisation est bloquée au niveau du nœud AV .
- **Onde QRS** : Correspondant à la dépolarisation des ventricules et de grande amplitude (signal de quelques millivolts), car la masse des ventricules est très supérieure à celle des oreillettes; Sa durée normale vaut entre 85 et 95 ms.
- **L'Intervalle QRS** : La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation Ventriculaire.

- **Segment ST.**(durée de stimulation complète des ventricules) : Le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique [38].
- **Intervalle QT :** L'intervalle QT indique la durée des ventricules de la dépolarisation à la repolarisation. La région commence au début du complexe QRS et s'étend jusqu'au point final du T. La durée varie en fonction du sexe, de l'ancienneté et du rythme cardiaque [39].
- **Onde T :** Elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS.
- **Onde U :** Est une petite déflexion parfois observée après l'onde T dans les dérivations précordiales V à V4. Elle est positive dans toutes les dérivations sauf en a VR, sa présence traduit une anomalie métabolique .
- **Intervalle RR :** L'intervalle RR est mesuré en tant que temps entre l'onde R de deux battements de cœur adjacents. Les intervalles RR sont normalement réguliers, mais l'irrégularité des intervalles RR peut être due à une maladie du nœud du sinus ou à une arythmie supra ventriculaire [38]-[40].

## I.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillée une description de l'anatomie du cœur et du signal électrocardiogramme. Le cœur est un organe musculaire creux en forme de poire situé entre les poumons, au milieu de la poitrine qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, un influx électrique traverse le réseau de conduction du cœur et engendre les contractions successives des oreillettes et des ventricules qui envoient le sang vers les poumons ou vers le reste du corps. La propagation de cet influx électrique peut être suivie depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent indirectement l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Cet examen s'appelle l'électrocardiogramme (ECG). La contraction des oreillettes se traduit sur l'ECG par une onde positive appelée onde P.

La contraction brève et puissante des deux ventricules est représentée par trois ondes : l'onde Q, l'onde R et l'onde S. On parle alors de complexe QRS. L'onde T correspond à la repolarisation des cellules musculaires des ventricules.

Dans le chapitre prochain on va parler sur la modélisation de signal ECG en utilisant les équations différentielles au model d'état.

**Chapitre II :**  
**Modélisation de signal ECG**

## II.1. Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) est un enregistrement de l'activité électrique du cœur, obtenu à partir d'un ensemble standard d'électrodes cutanées et présenté au médecin en tant que ECG à 12 plombs: c'est-à-dire 12 graphiques de la tension enregistrée en fonction du temps. L'ECG peut être considéré comme l'outil clinique le plus utilisé pour la détection et le diagnostic d'une large gamme des conditions cardiaques ont montré des simulations d'ECG réalistes à 12 dérivations [41].

La modélisation du battement cardiaque est une étape essentielle pour l'identification automatique des ondes de l'électrocardiogramme. Elle a pour objectif de trouver une représentation mathématique, aussi simple et compacte que possible, de la forme de chaque onde constitutive du battement cardiaque [42].

Dans ce chapitre nous avons concentré sur la modélisation de signal ECG en utilisant les équations différentielles au model d'état, ainsi nous avons parlé sur le Modèle à temps continu, Modèles à temps discontinu, Modèle linéaire et Modèle non linéaire.

## II.2. le modèle et le processus

### II.2.1 Processus

Un processus est caractérisé par :

- Une ou plusieurs grandeurs de sortie, mesurables, qui constituent le résultat du processus.
- Une ou plusieurs grandeurs d'entrée, qui peuvent être de deux types :
  - Des entrées sur lesquelles il est possible d'agir (entrées de commande)
  - Des entrées sur lesquelles il n'est pas possible d'agir (perturbations) ; ces dernières peuvent être aléatoires ou déterministes, mesurables ou non mesurables.
- Les processus peuvent être de toutes natures: physique, chimique, biologique, écologique, financier, sociologique, etc [43].

## II.3. Modèles

Nous nous intéressons ici aux modèles mathématiques représentant des équations mathématiques entre les entrées et les sorties d'un processus.

Si ces équations sont algébriques, le modèle est dit statique. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret.

Un modèle est caractérisé par son domaine de validité, c'est-à-dire par le domaine de l'espace des entrées dans lequel l'accord entre les valeurs des sorties du processus calculées par le modèle, et leurs valeurs mesurées, est considéré comme satisfaisant compte tenu de l'utilisation que l'on fait du modèle [44].

#### II.4. Buts d'une modélisation

Un modèle peut être utilisé soit :

- Pour simuler un processus : à des fins pédagogiques, de détection d'anomalies de fonctionnement, de diagnostic de pannes, de conception assistée par ordinateur, etc.,
- Pour effectuer la synthèse d'une loi de commande, ou pour être incorporé dans un dispositif de commande [45].

#### II.5. Choix du modèle d'un processus

La détermination d'un modèle mathématique d'un processus nécessite en général diverses hypothèses simplificatrices afin de limiter sa complexité. Dans chaque application, il apparaît nécessaire de faire un compromis entre la finesse et la précision du modèle à mettre en œuvre d'une part, et la limite de complexité admissible, compte tenu des objectifs fixe, d'autre part.

Nous nous intéressons ici essentiellement aux processus pour lesquels les variables caractéristiques sont susceptibles de prendre un ensemble continu de valeurs appartenant à des intervalles fixés. De plus nous ne traiterons que des modèles de processus à paramètres localisés, c'est-à-dire, décrits par des équations différentielles ordinaires ou des équations récurrentes. Il est important de toujours se souvenir que le choix du modèle d'un processus dépend de l'utilisation prévue pour ce modèle. [46]

##### II.5.1. Modèle à temps continu

Dans ce type de modèles, le temps est une variable qui évolue continûment sur un intervalle  $T \subset \mathbb{R}$  prenant en compte toutes les valeurs situées dans cet intervalle. C'est le cas par exemple d'un modèle dans l'espace d'état de la forme:

$$\dot{x} = f(x, u, t, w)$$

(II.1)

$$Y = h(x, u, t, v)$$

où  $\dot{x}$  représente la dérivée totale  $dx/dt$  du vecteur d'état  $x \in \mathbb{R}^n$  par rapport au temps,  $u \in \mathbb{R}^m$  le vecteur d'entrée,  $t \in T$  le temps,  $w \in \mathbb{R}^p$  un vecteur de perturbations pour les états,  $y \in \mathbb{R}^l$  le vecteur des sorties et  $v \in \mathbb{R}^q$  un vecteur de perturbations pour les mesures.

Dans cette représentation on a :

$$\begin{aligned} & \dot{x} = f(x, u, t, w) \\ & Y = h(x, u, t, v) \end{aligned} \quad (II.2)$$

Dans beaucoup de problèmes, on prend  $\theta = 0$  ou  $\theta > 0$  mais cette restriction n'est en aucun nécessaire a priori [47].

### II.5.2. Modèles à temps discontinu ou discret

Ce type de modèle est utilisé soit lorsque le processus étudié a naturellement un mode d'évolution séquentiel, soit lorsque-on a adopté une représentation du processus qui correspond à une observation des variables d'état ou de sortie à des instants discrets  $k$  du temps avec  $k \in \mathbb{Z}$ .

On a dans ce cas une représentation dite échantillonnée, particulièrement bien adoptée aux divers types de calculs à effectuer dans les problèmes de commande de processus par calculateur numérique [48].

(II.3)

Alors, la description continue (II.1) devient :

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, t_k, w_k) \quad (II.4)$$

### II.6. Modèle linéaire

Un tel modèle caractérise un processus susceptible d'être décrit par une équation différentielle ordinaire ou une équation récurrente à coefficients constants (stationnaire) ou non constants (non stationnaire) ou par un ensemble d'équation de ce type .

La propriété fondamentale des systèmes linéaires s'exprime par le principe de superposition : si  $1(t)$  et  $2(t)$  représentent respectivement l'évolution des sorties du processus pour les entrées  $1(t)$  et  $2(t)$  sur un horizon et pour un état initial donné, alors, à l'entrée  $u(t)$  :

$$\mathbf{u}(t) = u_1(t) + u_2(t) \tag{II.5}$$

où  $u_1$  et  $u_2$  sont des constantes réelles, correspond la sortie :

$$y(t) = y_1(t) + y_2(t) \tag{II.6}$$

sur le même horizon et pour les mêmes conditions initiales [49].

### II.7. Modèle non linéaire

Dans un modèle non linéaire, le théorème de superposition n'est plus valable. Dans certains cas, lorsque le processus non linéaire est utilisé dans une plage de variation limitée de ses variables d'état, alors l'évolution sera effectuée autour d'une valeur  $x_0$  donnée, il est donc possible d'effectuer une linéarisation autour de ce point de fonctionnement en prenant comme nouvelle variable l'expression  $\Delta x = x - x_0$

Dans ce dernier cas, on néglige dans le développement limité de la non linéarité  $f$  les termes d'ordre supérieurs à 1. [50]

Soit le système dynamique non linéaire suivant :

$$\dot{x} = f(x, u, t)$$

Si la non linéarité  $f$  admet des dérivées partielles continues au premier ordre, alors, le modèle linéarisé (II.8) sera valable pour  $(x, u)$  évoluant dans un voisinage de  $(x_0, u_0)$  :

$$f(x, u) \approx f(x_0, u_0) + \frac{\partial f}{\partial x} (x - x_0) + \frac{\partial f}{\partial u} (u - u_0) = f(x_0, u_0) + \Delta x \frac{\partial f}{\partial x} + \Delta u \frac{\partial f}{\partial u} \tag{II.7}$$

avec :  $\Delta x = x - x_0$  et  $\Delta u = u - u_0$ , et :

$$\dot{x} = \left\{ \frac{\partial f}{\partial x} (x - x_0) + \frac{\partial f}{\partial u} (u - u_0) \right\} + f(x_0, u_0) \tag{II.8}$$

### II.8. Principe de la modélisation mathématique

La modélisation mathématique est une représentation qui traduit le fonctionnement d'un signal à travers des relations mathématiques liant les différentes variables du signal. Elle peut se faire de deux façons différentes :

**II.8.1 Modélisation théorique :** la représentation du signal est faite à partir des lois (physiques, chimiques, biologiques, etc.) régissant le fonctionnement du signal. Il est donc nécessaire d'avoir une connaissance complète du signal. Cette modélisation peut présenter des difficultés lorsqu'elle est appliquée à des signaux complexes. Les modèles de ce type sont appelés modèles de connaissance ou modèles de type « boîte blanche » [51].

**II.8.2 Modélisation expérimentale :** la représentation est faite sur les bases de données recueillies sur le signal à modéliser. Cette représentation ne requiert aucune connaissance du signal. Les modèles de ce type sont appelés modèles expérimentaux ou de type « boîte noire». Ils sont représentés en général sous la forme d'une relation de type « entrée-sortie ».

Dans certains cas, des connaissances a priori sur le signal permettent de fixer la structure du modèle. La combinaison de ces connaissances a priori et des données expérimentales recueillies permet d'aboutir à une représentation du signal communément appelée modèle de type «boîte grise». [52]

L'établissement de ce type de modèle est une procédure itérative comportant cinq phases (voir figure I.1) :

**II.8.2.1 Extraction de données :** durant cette phase, des mesures sont effectuées sur les Variables sensées à caractériser le système. Ces variables peuvent être des variables externes qui agissent sur le signal (entrées de commande ou perturbations mesurables), des variables internes qui traduisent l'état du signal (variables d'état), ou la réponse du signal (variable de sortie). Il existe souvent des perturbations non mesurables qui agissent sur le signal (en entrée ou en sortie) rendant plus difficile sa modélisation [53].

**II.8.2.2 Choix de la structure du modèle :** il s'agit de définir d'une façon formelle la relation expliquant le fonctionnement du signal. Cette relation correspond à une famille de fonctions mathématiques dont une seule correspond au modèle recherché [54].

**II.8.2.3 Choix du critère d'estimation paramétrique :** c'est le choix de la fonction objectif (fonction coût) dont l'optimisation (minimisation) permet de déterminer la structure du modèle de façon unique. Ce critère est en fonction de l'écart entre la sortie du signal et celle du modèle. Le critère quadratique est généralement choisi [55].

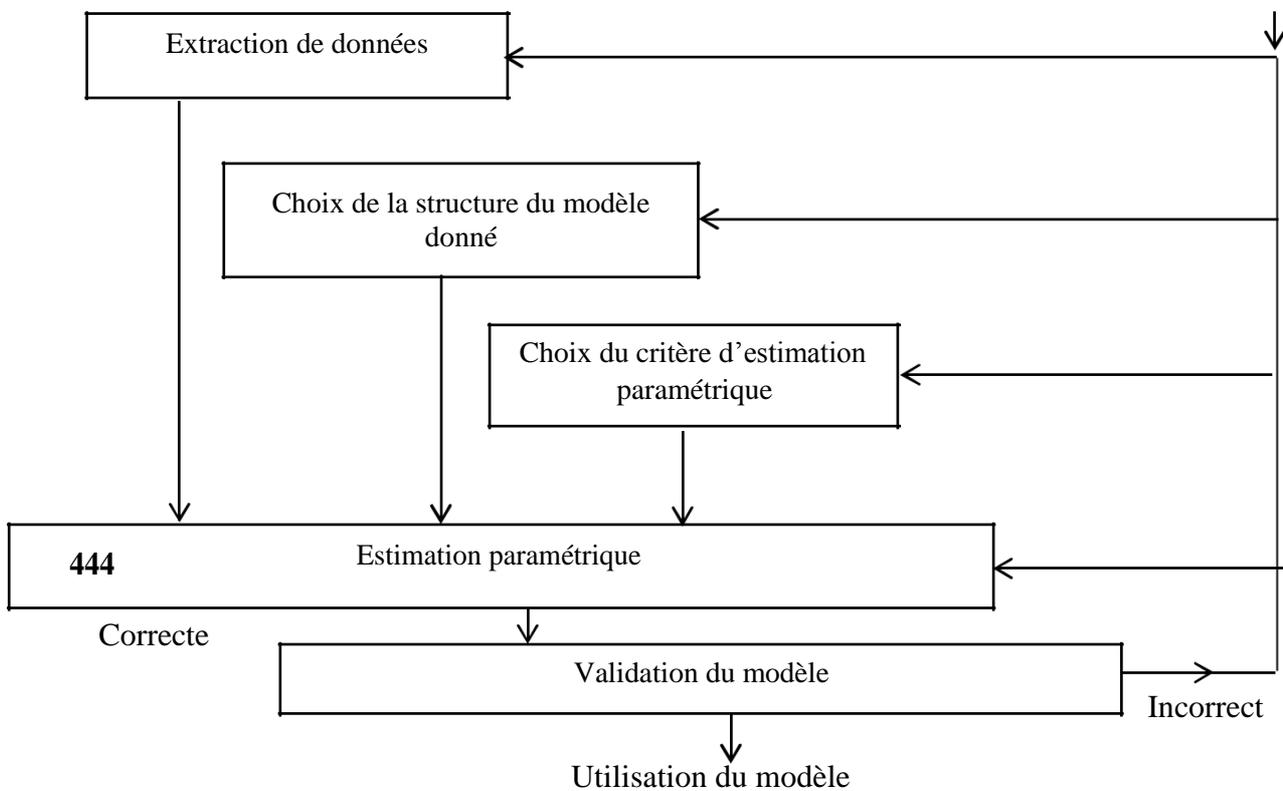
**II.8.2.4 Estimation paramétrique :** de la famille de fonctions obtenues du choix de la Structure Du modèle, il faut en déterminer une qui représente convenablement le signal.

Il s'agit alors de trouver la valeur des paramètres permettant la satisfaction d'un critère de performance donné (optimisation de la fonction objectif) .

**II.8.2.5 Validation du modèle :** c'est une procédure qui permet d'évaluer l'exactitude (ou la fidélité) du modèle. Pendant cette phase, le modèle est testé avec des données non utilisées pendant la phase d'identification [56].

Il existe deux grandes catégories de modèles :

Connaissances a priori



**Figure II.1 – Procédure d'identification d'un système.**

**II.8.3 Les modèles de prédiction** qui fonctionnent en parallèle avec le signal et pour lesquels la sortie du signal à l'instant  $t + h$  est estimée à partir des entrées et des sorties disponibles

Jusqu'à l'instant  $t$ ,  $h$  étant le pas de prédiction. Si  $h = 1$  le modèle correspond à un prédicteur un pas. Ces modèles sont très utilisés dans l'industrie, la prédiction météorologique, la prédiction du taux de pollution, la prédiction des cours en bourse, etc.[57]

**II.8.4 Les modèles de simulation** qui fonctionnent indépendamment du signal et pour lesquels la sortie inconnue est estimée en se basant sur les entrées externes du signal. Ces modèles permettent entre autres : l'extrapolation du fonctionnement du signal dans des conditions dont la réalisation expérimentale est difficile, dangereuse voire coûteuse, la synthèse de correcteur pour un signal de commande, etc.

Les modèles que nous étudions dans ce travail font partie de l'une ou l'autre de ces deux catégories [58].

## II.9. Génération de signaux ECG artificiels à l'aide de la dynamique

### Fonctions

Les fonctions dynamiques sont généralement développées pour la génération des signaux ECG artificiels synthétiques. Ces fonctions sont généralement basées sur des équations. On notera en particulier les travaux de McSharry et Clifford, qui s'appuient sur trois des équations différentielles couplées pour générer des signaux ECG. Nous résumons leurs méthodes ci-dessous [59].

McSharry et Clifford ont capturé les caractéristiques spectrales du battement Intervalles RR ou tachygramme RR, comprenant à la fois l'oscillation du RR tachygramme résultant d'une activité parasympathique, en synchronisation avec la respiration (Arythmie des sinus respiratoires), et les ondes dans le sang artériel (ondes de Mayer), en utilisant un spectre bi modal constitué de la somme des deux fonctions gaussiennes. Celle-ci est donnée par :

$$S(f) = \frac{\sigma_1}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \exp\left(-\frac{(f - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) + \frac{\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \exp\left(-\frac{(f - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (\text{II.9})$$

Où  $\mu_1$  et  $\mu_2$  sont les deux moyens, et  $\sigma_1$  et  $\sigma_2$  sont les moyens correspondants les écarts types. Dans l'analyse spectrale du tachygraphe RR, deux les bandes de fréquences, généralement appelées bande de basse fréquence (LF) (0,04 à 0,15 Hz) et la bande haute fréquence (HF) (0,15 à 0,4 Hz) sont prises en compte. Les puissances dans les bandes LF et HF sont indiquées par  $\sigma_1^2$  et  $\sigma_2^2$  respectivement et l'écart est représenté par  $\sigma^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$ . Par conséquent, le rapport LF/HF est donné par  $\sigma_1^2/\sigma_2^2$ [60].

La fonction  $S(f)$  donne le spectre d'une série temporelle désignée par  $T(t)$ . Dans Pour obtenir  $T(t)$ , la transformée de Fourier inverse est appliquée sur une séquence de des nombres complexes dont les amplitudes sont données par  $\sqrt{S(f)}$ , de sorte que les phases sont répartis aléatoirement entre l'intervalle 0 et  $2\pi$ . Ensuite, La constant d'échelle est choisie pour

multiplier la série chronologique résultante, puis une la valeur de compensation est ajoutée. Cela permet d'attribuer toute moyenne requise et la variance de la série temporelle résultante  $T(t)$  basée sur la série initiale.

Une révolution complète autour du cycle limite dans le plan  $x - y$  imite un battement de cœur. Le PQRST Les pics et les creux du signal ECG sont captés par une série de fonctions inhérentes au modèle, tandis que l'extrema PQRST du signal sont spécifiés par cinq angles correspondant à  $\theta_p$ ,  $\theta_q$ ,  $\theta_r$ ,  $\theta_s$  et  $\theta_t$ .

Le modèle mathématique est représenté par le système de différentiel suivant des équations. Voir la figure 1 pour un exemple de signal ECG. [61]

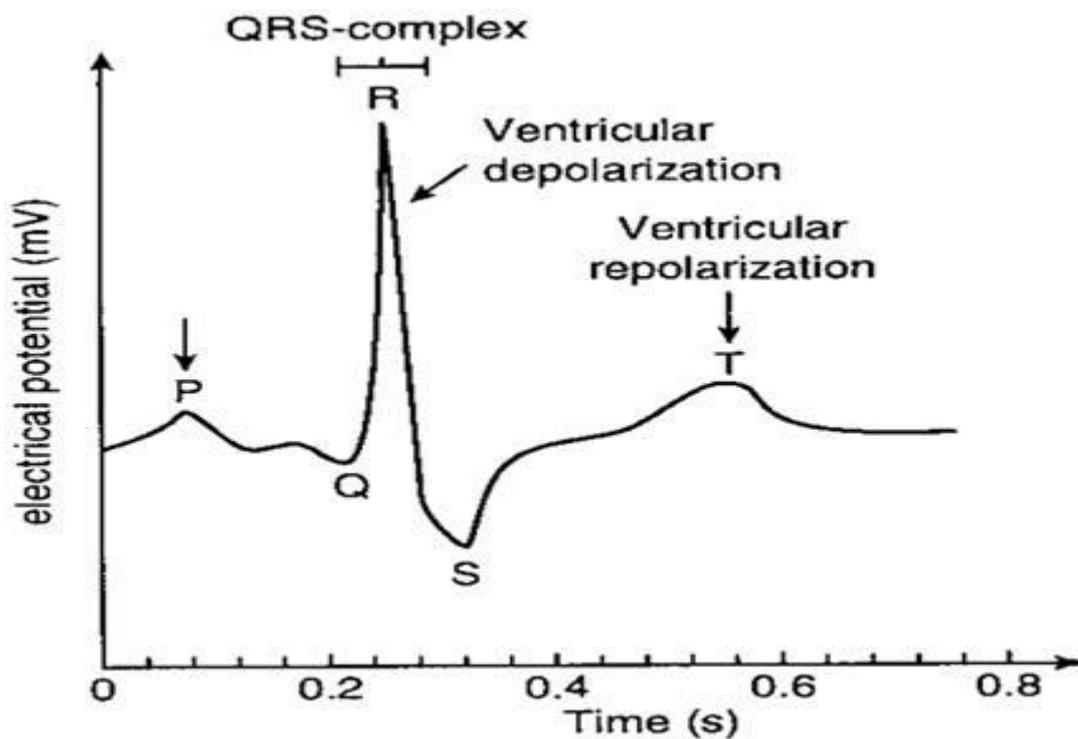


Figure II.2 : Un cycle unique d'un ECG typique avec les points importants marqués

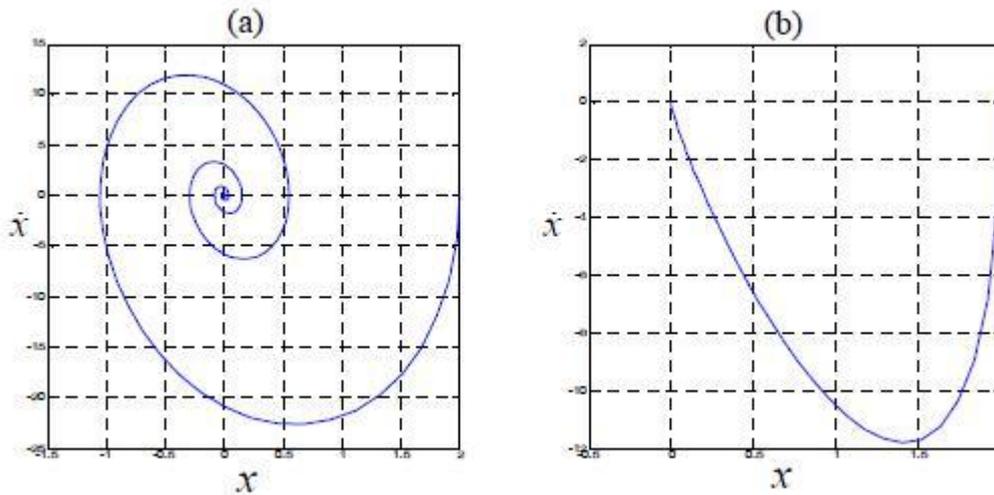
## II.10. Cycles limites

### II.10.1 Centre

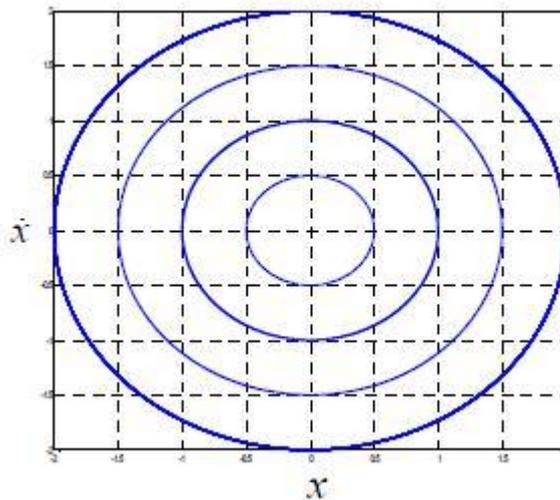
Ce comportement est représenté par les trajectoires données dans la figure II.3. Par exemple, le système

$$\begin{cases} \dot{x} = -y \\ \dot{y} = x \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

possède des trajectoires périodiques de période 2 (voir figure II.4).



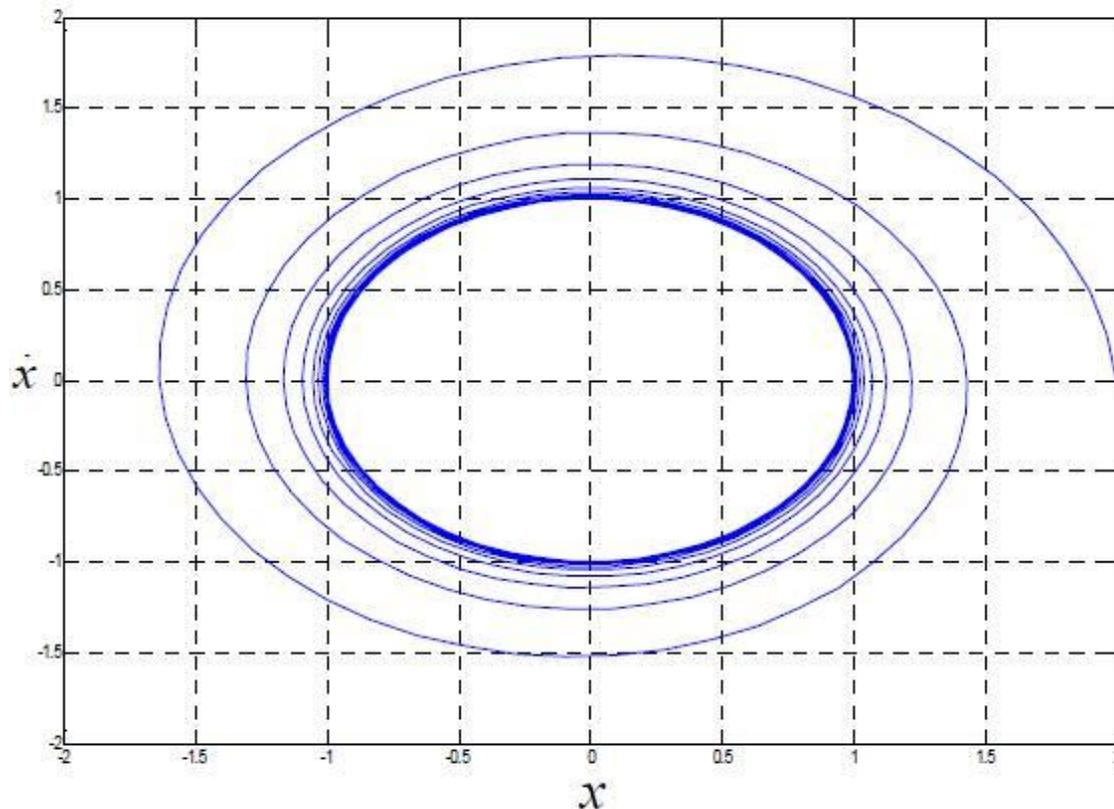
**Figure II.3** Comportement dynamique d'un système bidimensionnel :  
(a) faible amortissement (b) fort amortissement



**Figure II.4** Comportement dynamique oscillatoire (centres) d'un système bidimensionnel :  
trajectoires centrées (sans amortissement)

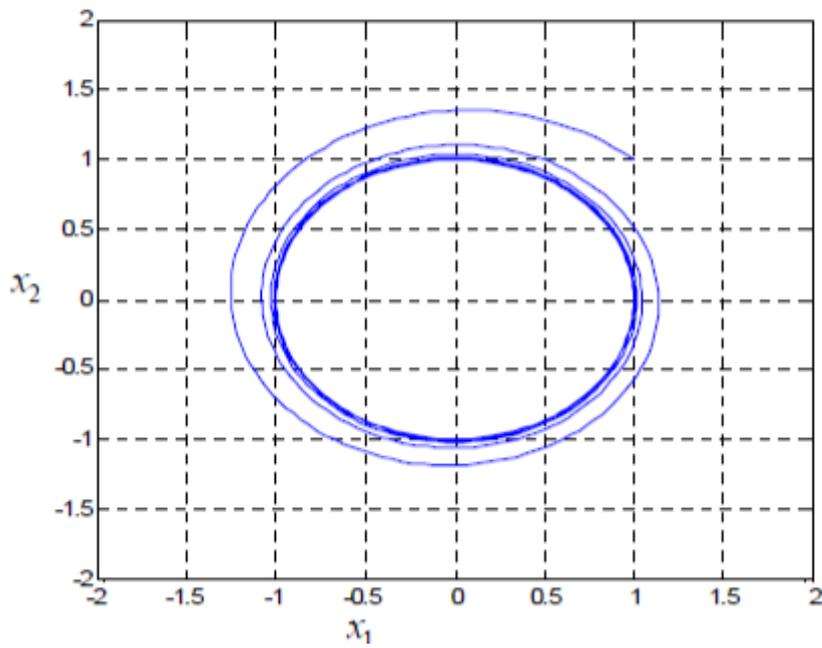
### II.10.2 Cycles limites

Si un système dynamique démarre au voisinage, mais non  $\rightarrow$  d'un point d'équilibre stable  $x^*$ , alors sa réponse va converger orbitalement vers  $x^*$ . Notons que la solution  $x(t)$  s'approchera de  $x^*$ , mais elle ne l'atteindra jamais ( $x(t) \rightarrow x^*$  mais  $x(t) \neq x^*$ ), comme nous le constatons de la figure II.3 Cette idée nous mène directement au deuxième type de comportement périodique qu'on appelle "cycle limite". En combinant les deux formes de trajectoires des figures II.3 et II.4, on peut dire : "Il est possible qu'une trajectoire n'exhibe jamais un comportement périodique, mais elle va se rapprocher d'une orbite périodique (voir figure II.5). [62]-[63].



**Figure II.5 : Comportement dynamique en cycle limite d'un système bidimensionnel**

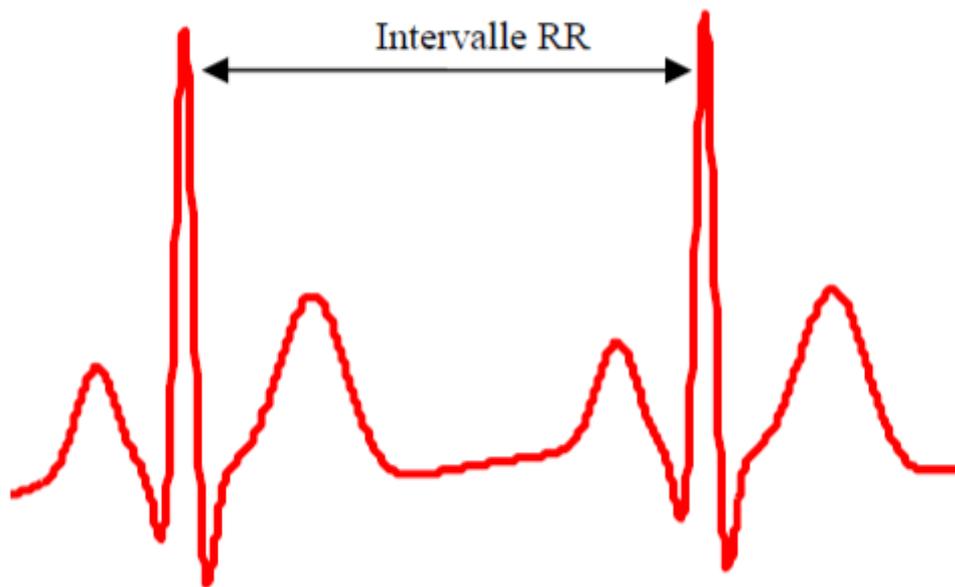




**Figure II.6.** Solution du système (II.16) pour  $\omega = 2 \pi$  (période  $T = 1$ sec )

**II.12.2. Amplitude :** l'amplitude du signal ECG va être considérée comme la variation suivant l'axe  $z$  de la trajectoire quasi circulaire de la figure (II.6). Dans le plan  $x_1 - x_2$  nous avons l'évolution d'une trajectoire circulaire, et à des moments bien déterminés (les instants de réalisation des sommets P, Q, R, S et T) on fait introduire des Gaussiennes dans la direction de l'axe  $z$  (noté  $z$ ) dans le but d'obtenir les amplitudes de l'ECG et ceci en utilisant une troisième équation différentielle comme suit [68] :

$$\ddot{z} + \gamma \dot{z} + \omega_0^2 z = \sum_{i=1}^n A_i \exp(-\Delta \theta_i) \exp(-\frac{z^2}{2\sigma_i^2}) \quad (II.13)$$



**Figure II.7 : intervalle RR**

Le modèle génère une trajectoire dans un espace d'état tridimensionnel (3-D) avec des coordonnées  $(x, y, z)$ . La quasi-périodicité de l'ECG est reflétée par le mouvement de la trajectoire autour d'un cycle limite d'attraction de rayon unitaire dans le plan  $(x, y)$ . Chaque révolution sur ce cercle correspond à un intervalle RR ou à un battement de cœur.

La variation entre les battements de l'ECG est reproduite en utilisant le mouvement de la trajectoire dans la direction  $z$ . Des points distincts sur ECG, tels que P, Q, R, S et T, sont décrits par des événements correspondant à des attracteurs/répulseurs négatifs et positifs.

Aux attracteurs/répulseurs négatifs et positifs dans la direction  $z$ . Ces événements sont placés à des angles fixes le long du cercle unitaire, donnés par  $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$  [69].

La trajectoire 3D des équations (II.6 et II.8) est représentée sur la figure (II.8), dans laquelle on remarque la forme apparente du signal électrocardiogramme ECG suivant l'axe  $z$ .

Les points P, Q, R, S et T de l'ECG sont décrits par des événements correspondant à des attracteurs négatifs ou positifs dans la direction des  $z$ .

Quand la trajectoire s'approche de l'un de ces événements, elle est poussée soit vers le haut soit vers le bas loin du cycle limite, et ensuite après un certain moment elle revient (sera retirée) vers le cycle limite.

Lorsque la trajectoire s'approche de l'un de ces événements, elle est poussée vers le haut ou vers le bas en s'éloignant du cycle limite. Vers le haut ou vers le bas en s'éloignant du cycle limite, puis, au fur et à mesure qu'elle s'éloigne, elle est ramenée vers le cycle limite [70].

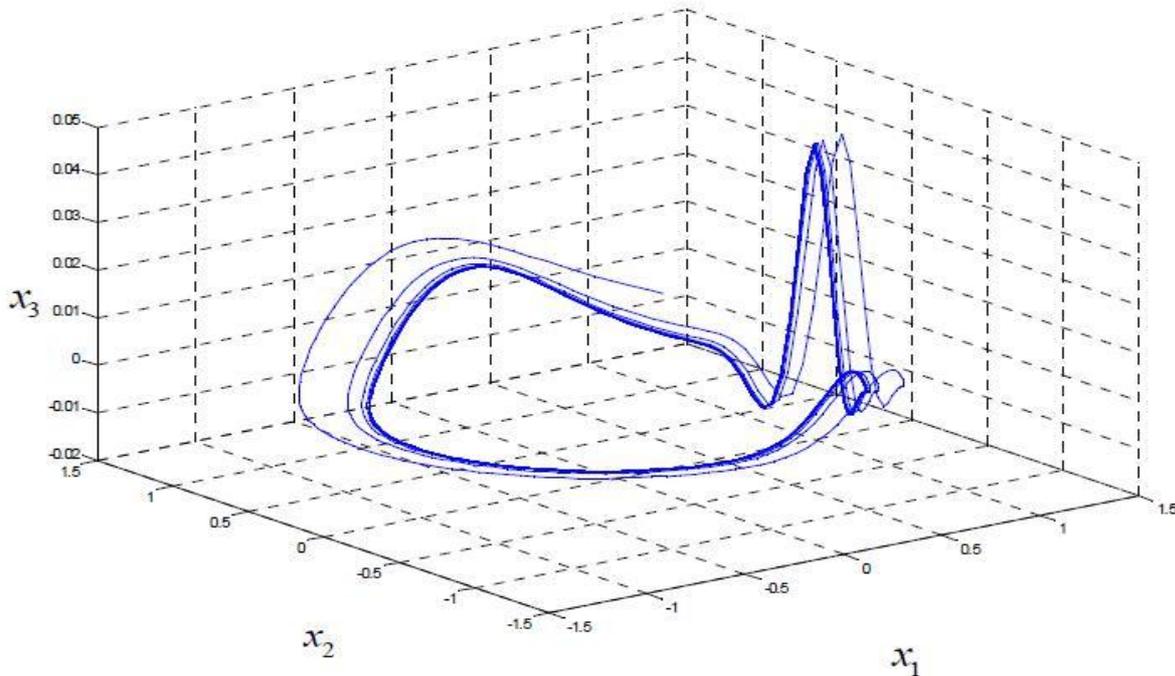


Figure II.8. Trajectoire 3D des équations (II.6 et II.8)

### II.13 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une modélisation mathématique du signal ECG. Cette modélisation a été faite dans un espace mathématique tridimensionnel appelé "modèle d'état". Le principe utilisé a été de considérer un cycle limite dans le plan  $x - y$ .

Le modèle que nous avons trouvé est un signal ECG. On introduit des impulsions Gaussiennes dans la direction de l'axe des  $z$ . Notons que ces impulsions introduites représentent les ondes *PQRST*.

Le prochain chapitre, on va concentrer sur les réseaux de neurones de type Perceptrons Multicouches (Multi Layer Perceptron - MLP) pour l'identification de signal ECG.

**Chapitre III :**  
**Les Réseaux de Neurones**

### III.1. Introduction

Les réseaux de neurones sont des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) occupent aujourd'hui une place prépondérante dans plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur. Cependant les scientifiques sont toujours impressionnés par l'architecture du système neuronal humain.

Les domaines d'application des RNA sont très nombreux : contrôle et commande de processus, identification, classification, prédiction, diagnostic ,reconnaissance de forme ...etc.

La structure d'un neurone artificiel est en fait inspirée de la structure des neurones biologiques. Les principales structures biologiques des neurones ont toutes leur équivalent artificiel, ceci ayant pour but de reproduire leur fonctionnement de la meilleure façon possible (avec une logique, simple et facilement représentable en informatique) [71].

Dans ce chapitre nous allons concentrer sur une définition, l'historique de réseaux neurones, architecture de réseaux de neurone, les avantages, les applications, l'architecture des réseaux MLP, le processus d'apprentissage des réseaux MLP non récurrents et l'apprentissage des réseaux MLP récurrents.

### III.2. L'historique de réseaux neurones

À l'ère de la cybernétique, l'objectif des chercheurs était de construire une machine capable de reproduire certains aspects de l'intelligence humaine. Mac Culloch et Pitts ont proposé dès 1943 les premiers neurones formels calqués sur les neurones biologiques. Les réseaux de neurones artificiels réalisés à partir du modèle biologique ne sont rien qu'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Ils sont donc conçus pour reproduire certaines de leurs caractéristiques comme :

- la capacité d'apprentissage
- la capacité de mémoriser l'information
- la capacité de traiter des informations incomplètes

Les réseaux de neurones ont donc une histoire relativement jeune (60 ans) mais les applications intéressantes des réseaux de neurones n'ont vu le jour qu'il y a une trentaine d'années avec le développement de l'informatique. En effet, ce n'est que depuis le début des années 1990 que les réseaux de neurone artificiels, généralement utilisés en physique, font leur entrée en management en tant que méthode quantitative de prévisions à côté des

méthodes statistiques classiques. Les réseaux de neurones artificiels sont particulièrement utilisés en finance mais également dans d'autres domaines de gestion.

Il existe deux raisons principales pour lesquelles les chercheurs en sciences de gestion se sont intéressés aux réseaux de neurones artificiels :

À l'inverse des méthodes statistiques classiques, les réseaux de neurones artificiels ne nécessitent aucune hypothèse sur les variables.

Les réseaux de neurones artificiels sont parfaitement adaptés pour traiter des problèmes complexes non structurés (problèmes sur lesquels il est impossible de définir la relation entre les variables utilisées)[72].

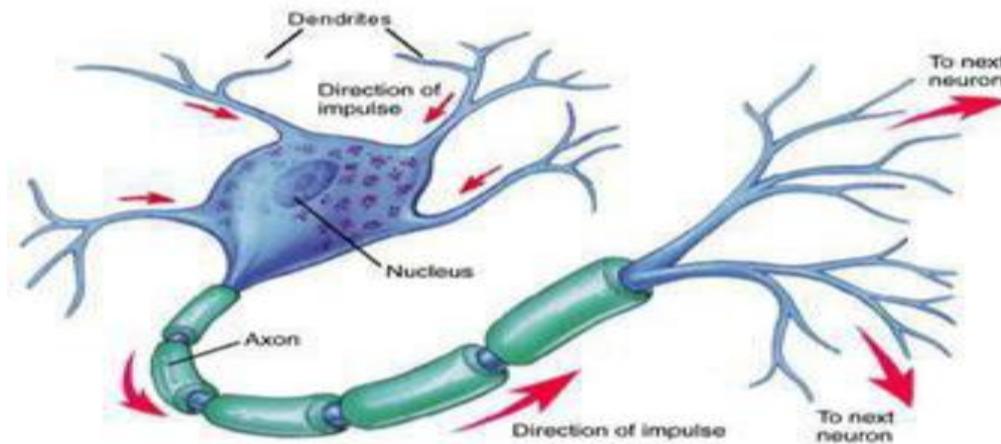
**Tableau III.1 : l'histoire de réseaux de neurone**

Date	Auteur(s)	Apport
1890	W. James	Concept de mémoire associative - Loi de fonctionnement pour l'apprentissage
1943	W. McCulloch et W. Pitts	Modélisation du neurone biologique en neurone formel
1949	D. Hebb	Règle de Hebb
1957	F. Rosenblatt	Modèle du Perceptron - Premier neuro-ordinateur
1960	B. Widrow	Modèle ADALINE (ADaptative LINear Element) inspiré du Perceptron
1969	M. Minsky et S. Papert	Mise en avant des limites du Perceptron - Abandon des recherches

1967-1982	S. Grossberg, T. Kohonen, etc.	Poursuite déguisée des recherches
1982	J. J. Hopfield	Modèle de Hopfield - Théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones
1983	J. J. Hopfield	Machine de Boltzmann
1985	Rumelhart et Y. LeCun	Réseaux de neurones multicouches- Rétropropagation du gradient

### III.3. Neurone biologique

Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les synapses, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones, compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone. L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé. La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau. Le neurone biologique est schématisé dans la figure (III.1) [73].



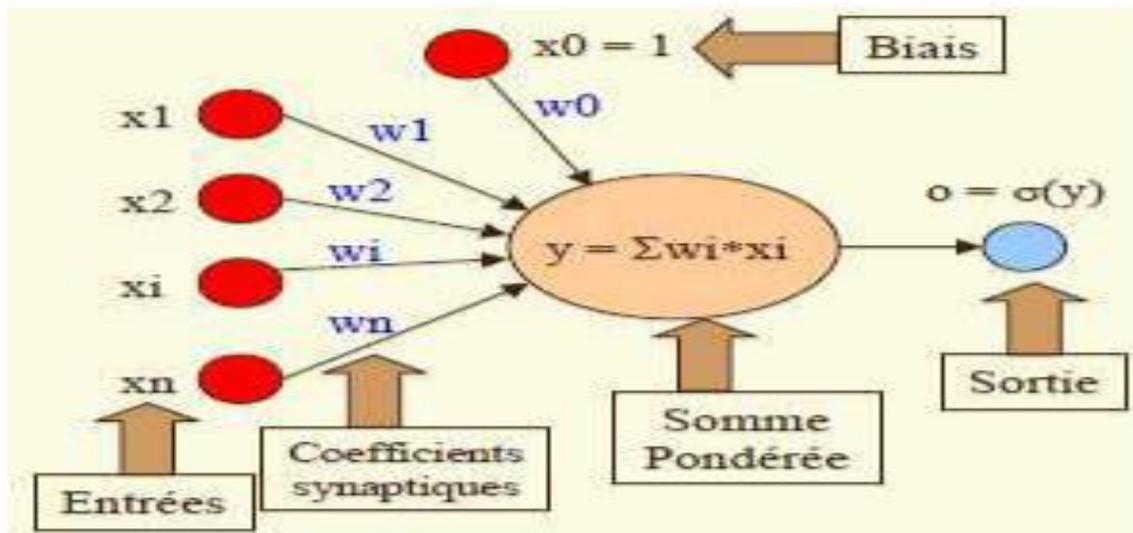
**Figure III.1 : Neurone biologique.**

#### **III.4.Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique :**

Est une structure composée d'entités capables de calcul et interagissent entre eux. Il permet de traiter, par le biais de l'outil informatique, des problèmes de différentes natures par rapport aux outils classiques qui ont du mal à résoudre. En effet, son fonctionnement s'inspire de celui des cellules neuronales animales, et est donc différent des méthodes de calcul analytiques que l'on utilise ordinairement. Il s'avère très puissant dans des problèmes de reconnaissance, de classification, d'approximation ou de prévision [74].

Par analogie avec le neurone biologique, chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont.

A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$ , abréviation du mot poids (weight en anglais), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval comme montré sur la Figure (III.2). A chaque connexion est associé un poids [75].



**Figure III.2 : Neurone artificiel.**

Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées font appel aux fonctions mathématiques telles que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes. Elles sont schématisées sur la figure (III.4). Elles produisent l'extrait (*output*) désiré. Dans les neurones biologiques, les intrants et extrants sont des influx électriques, représentés artificiellement par des valeurs numériques. Habituellement, les neurones sont reliés ensemble en réseaux, les neurones d'un niveau (les réseaux de neurones sont habituellement bâtis en niveaux hiérarchiques) passant leurs extrants aux neurones du niveau suivant (devenant les intrants des neurones suivants). D'une manière générale, un neurone constitue un minuscule processeur, capable de gérer une fonction simple voir la figure (III.3) qui décrit le neurone formel. Le tableau (III.2) illustre l'analogie de celui-ci avec le neurone biologique [76].

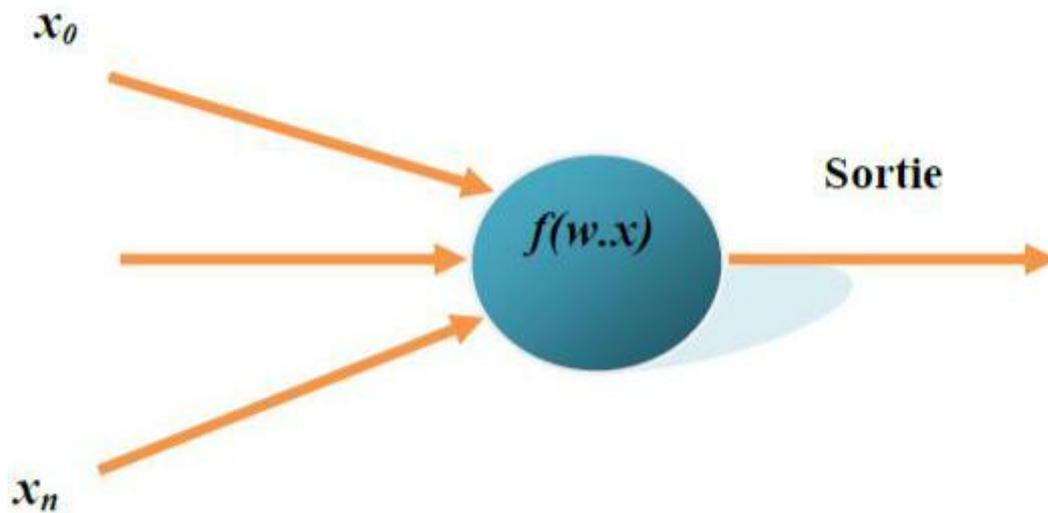


Figure III.3 : Neurone formel

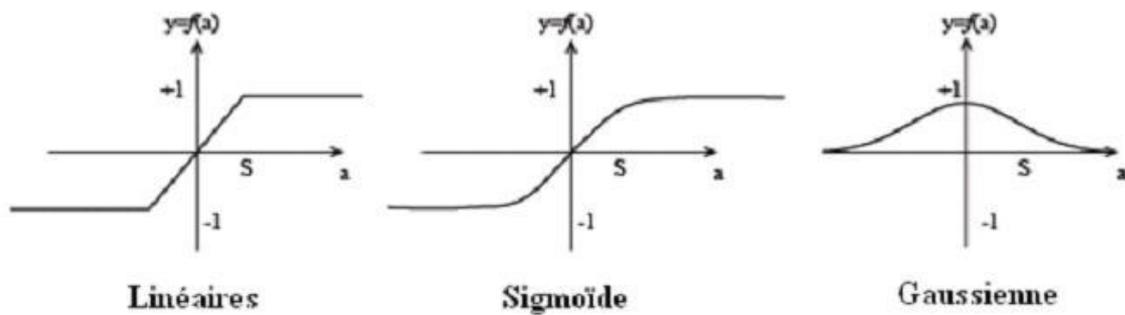


Figure III.4 : Fonction d'activation

**Tableau III.2 : Analogie entre les neurones biologiques et artificiels**

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

### III.5. Modèles des réseaux de neurones artificiels

Depuis l'apparition des réseaux de neurones artificiels, plusieurs modèles neuronaux ont été proposés. Chaque modèle est caractérisé par sa règle d'apprentissage, les fonctions intraneuronales (fonction d'activation) et l'architecture des connexions inter-neuronales. Un modèle neuronal à base d'un seul neurone est rarement utilisé. En fait, dans son état isolé, un neurone ne peut offrir de fonction intéressante. Autrement dit, un modèle neuronal est qualifié par les interconnexions entre ces unités élémentaires. Cette section présente quelques modèles de réseaux de neurones artificiels ainsi que les principaux critères de choix des modèles adoptés [77].

#### III.5.1. Perceptron

Le Perceptron Multi Couches (PMC), en anglais Multi-Layers Perceptron (MLP), est le réseau de neurones le plus utilisé pour des fonctions d'approximation, de diagnostic et de prédiction .

Son architecture est conçue de manière que le flux de données se propage dans un seul sens (des entrées vers la ou les sorties) en passant par les couches intermédiaires du réseau. Ce

modèle utilise souvent une règle d'apprentissage supervisé. L'algorithme d'apprentissage le plus utilisé ou employé par MLP est la retro-propagation du gradient où, la propagation des informations s'effectue dans le sens inverse pour l'adaptation des paramètres libres [78].

### III.5.1.1 Perceptron simple

Un cas particulier des MLP est le perceptron simple. Tel qu'il est présenté sur la figure 4, le perceptron simple est une architecture composée d'une seule couche de neurones dont la fonction d'activation est de type « pas unitaire ». Tous les neurones du perceptron simple sont alimentés par  $D$  éléments de la couche d'entrée, où  $D$  est également la dimension du vecteur de poids  $\vec{W}$  associé au neurone. Les entrées seront traitées par les neurones et présentées à la fonction d'activation de chaque neurone. Cette fonction déterminera l'état d'activation du neurone et présentera les résultats sur la sortie  $S$  [79].

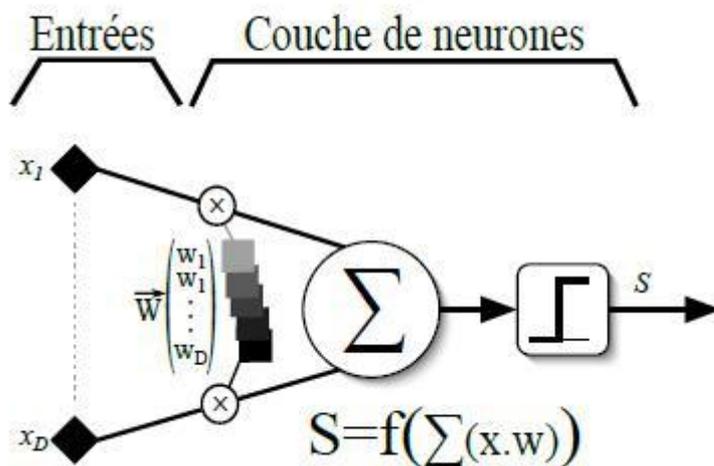


FIGURE III.5 : Schéma d'un Perceptron Simple

Malgré la simplicité de cette architecture et de l'algorithme utilisé, le perceptron simple s'avère très utile pour des fonctions linéaires de classement. Mais les difficultés apparaissent si deux classes sont linéairement non séparables. Dans ce cas, il faut ajouter d'autres couches de neurones. Donc, le perceptron multicouche s'impose comme solution[80].

### III.5.1.2 Perceptron multicouches

Un Perceptron Multi Couches (PMC) est un assemblage de plusieurs perceptrons simples placés sous forme de N couches concaténées les unes aux autres (voir figure III.6). Suivant cette mise en oeuvre, le flux de données se propage dans un seul sens (entrée vers sortie). Les neurones d'une couche sont alimentés par les sorties de la couche adjacente. Selon leur disposition, on trouve deux types de couche :

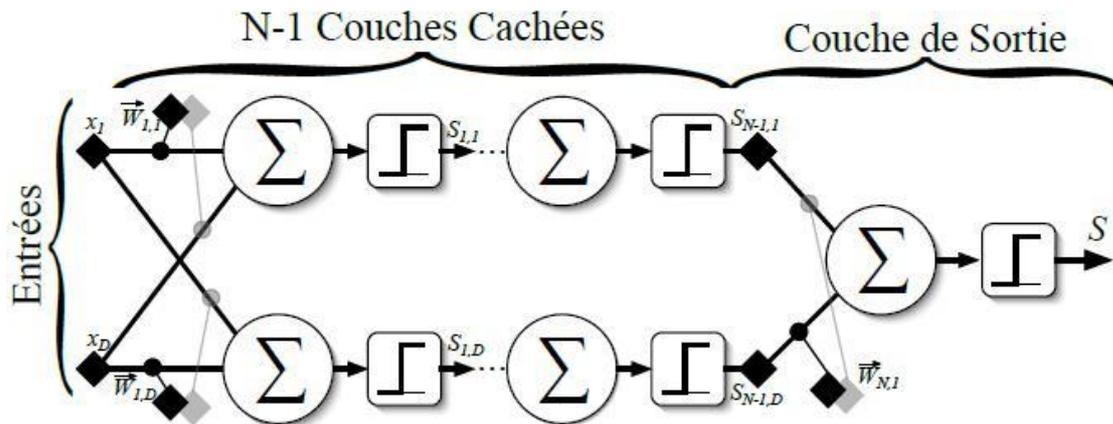


FIGURE III.6 : Schéma du Perceptron Multicouche

**III.5.1.2.1 La couche de sortie appelée souvent couche de décision :** C'est la couche à l'extrémité droite. Sur cette couche, les résultats finaux de traitement seront récupérés. Le nombre de neurones sur la couche de sortie dépend donc des résultats désirés. Cette couche peut être présentée par un perceptron simple. Entre autre, elle peut être présentée par un autre modèle neuronal appelé ADALINE. Ce modèle à la même architecture que le perceptron simple sauf que les neurones utilisés par ce modèle, ont une fonction d'activation linéaire [81].

**III.5.1.2.2 Les couches cachées ou couches de prétraitement :** Ces couches sont placées entre les entrées et la couche de sortie. Leur rôle est de préparer les données en utilisant principalement des fonctions d'activation non-linéaires dans leurs neurones pour les présenter à la couche de sortie. Pour cela, ces couches doivent être de type perceptron simple et non pas de type ADALINE. Car, en combinant plusieurs fonctions linéaires on obtient une fonction linéaire. Le nombre de neurones sur chaque couche cachée ainsi que le nombre de couches

cachées dépendent du traitement à effectuer ainsi que du comportement du réseau souhaité [82].

### III.6. Réseaux de neurones récurrents

Contrairement au MLP, avec modèle neuronal récurrent, le sens de propagation du flux de données est aléatoire. Les sorties d'une couche peuvent être utilisées comme entrées de n'importe quelle autre couche et pas uniquement de la couche suivante. De même, la rétro-propagation des données est également possible. Ce modèle neuronal utilise souvent une règle d'apprentissage non supervisé. La figure 6 présente l'exemple du modèle Fuzzy Adaptive Resonance Théorie (Fuzzy ART). Avec,  $A(t)$

résultats du prétraitement des données à l'entrée,  $\vec{W}$  les poids des neurones des couches cachées et paramètres de précision.

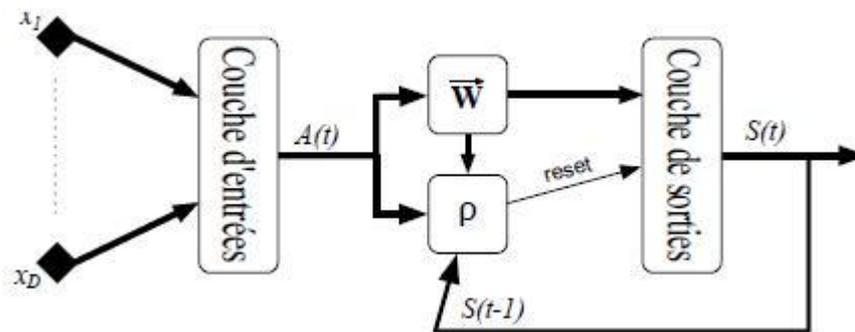
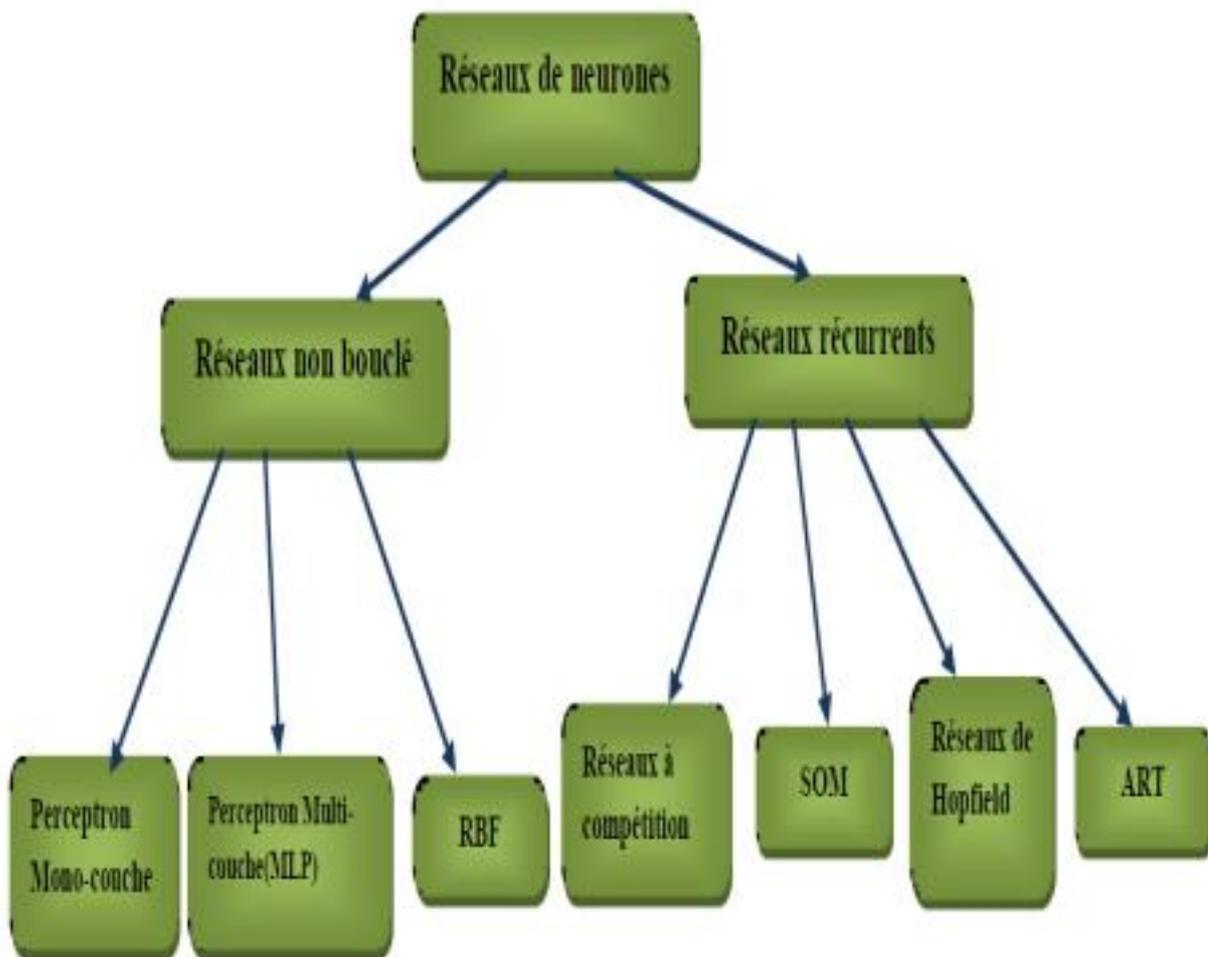


FIGURE III.7 : Schéma du modèle Fuzzy ART

Les réseaux de neurones récurrents sont très répandus pour la réalisation de fonctions de reconnaissance de formes ou de changement d'échelle. Bien qu'ils soient assez complexes, les réseaux récurrents proposent de bonnes performances avec un cycle d'apprentissage court par rapport à leurs homologues MLP [83].

### III.7. Architecture des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature sont représentés sur la figure (III.8) ci-dessous. Cependant, dans ce qui suit, nous allons faire une description détaillée que des MLP compte tenu que ce sont les réseaux qui vont être appliqués dans ce travail.



**Figure III.8 : Réseaux de neurones les plus utilisés.**

Le perceptron multicouches (MLP) est un réseau de neurones de type non bouclé constitué d'une couche d'entrée, d'une ou de plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Seuls les neurones de deux couches consécutives sont connectés. Avant de décrire les réseaux MLP et leurs algorithmes d'apprentissage on va entamer l'algorithme d'apprentissage de ces ancêtres le perceptron et la règle delta.

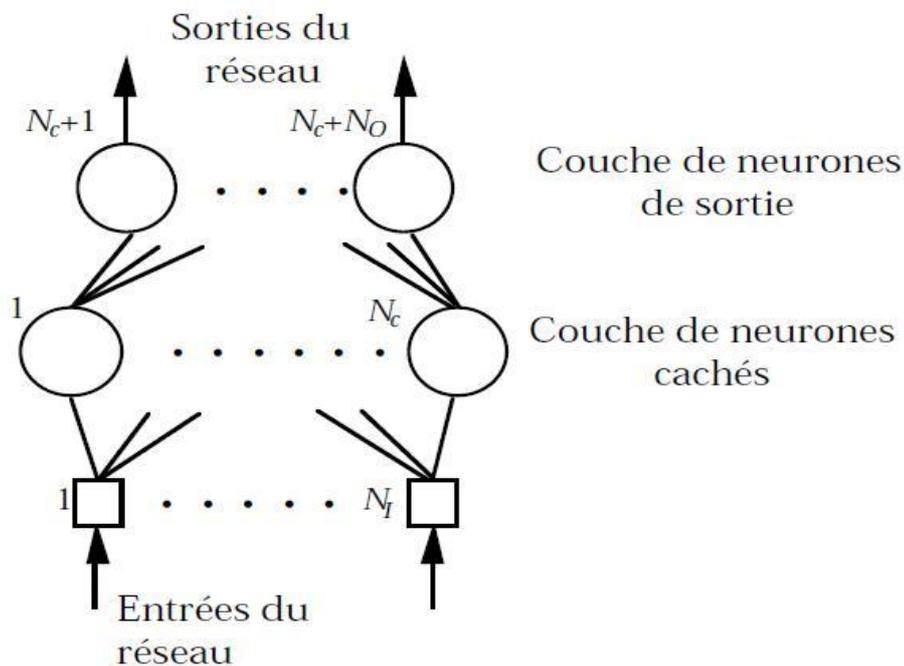
On distingue deux grands types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [84].

### III.7.1 Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones.

Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière. si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les connexions entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Le terme de connexions est une métaphore : dans la très grande majorité des applications, les réseaux de neurones sont des formules algébriques dont les valeurs numériques sont calculées par des programmes d'ordinateurs, non des objets physiques (circuits électroniques spécialisés) ; néanmoins, le terme de connexion, issu des origines biologiques des réseaux de neurones, est passé dans l'usage, car il est commode quoique trompeur. Il a même donné naissance au terme de connexionnisme [85].

La Figure (III.9) représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, une couche de neurones cachés et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée Perceptron multicouche [86].



**Figure III.9 : Un Perceptron multicouche**

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets *statiques* : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties sont des fonctions non linéaires réalisées par un réseau de neurones non bouclé (par exemple, mais pas obligatoirement, un Perceptron multicouche), et où  $k$  désigne le temps discret [87].

### III.8. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Cela suppose que la sortie d'un neurone peut être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires. Cependant qu'un réseau soit non bouclé ou bouclé, dans la phase de son développement, une phase d'apprentissage est nécessaire. Différents types d'apprentissages sont connus dans la littérature.

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

La forme la plus générale des équations régissant un réseau de neurones bouclé est appelée forme canonique.

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \varphi [x(k), u(k)] \\ Y(k) &= [x(k), u(k)]\end{aligned}\tag{III.1}$$

où  $\varphi$  et  $Y$  sont des fonctions non linéaires réalisées par un réseau de neurones non bouclé (par exemple, mais pas obligatoirement, un Perceptron multicouche), et où  $k$  désigne le temps discret [87].

### III.9. Réseaux de neurones multicouches(MLP)

Nous avons vaguement abordé dans la première partie les réseaux de neurones multicouches. Le problème d'un réseau de neurones multicouches est l'apprentissage : en effet la base d'apprentissage ne nous donne que les entrées et la valeur théorique de la sortie du réseau, mais nous ne connaissons pas les valeurs intermédiaires (la sortie d'une couche qui est l'entrée de la couche suivante). Voir la figure (III.10 )

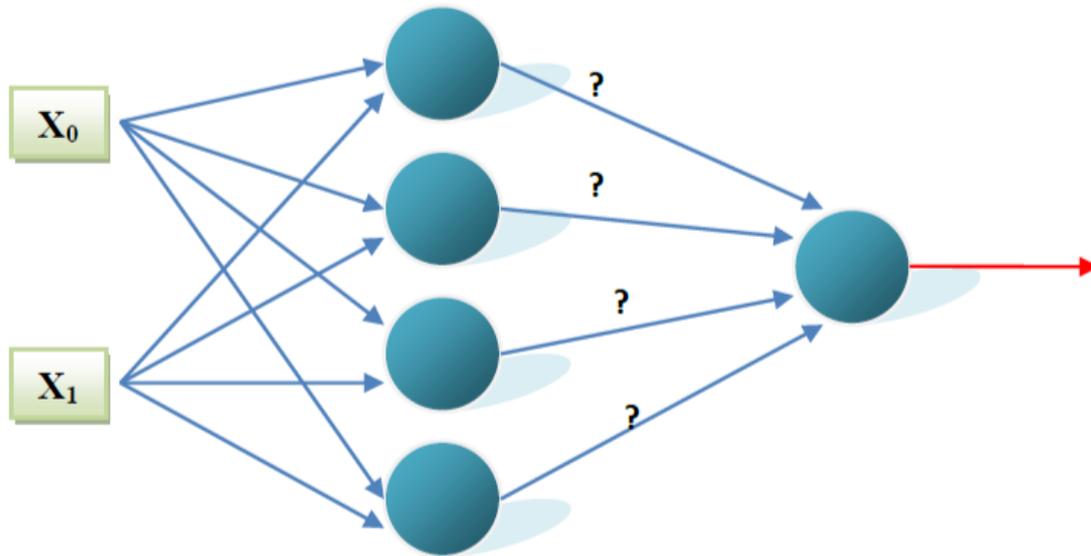
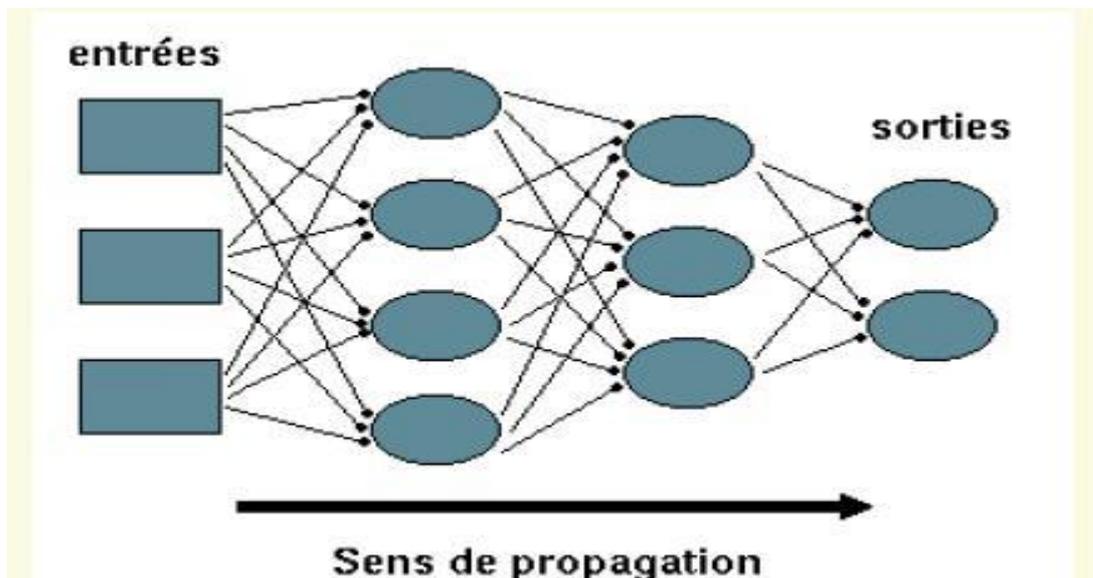


Figure III.10 : Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée

#### Les différentes couches :

- Cellules réparties dans  $q$  couches :  $C_0, C_1, \dots, C_q$ 
  - $C_0$  : couche d'entrée (la rétine)  $\Rightarrow$  les variables d'entrée
- $C_q$  : couche de sortie
- $C_1, \dots, C_{q-1}$  : les couches cachées



**Fonction de transfert :**

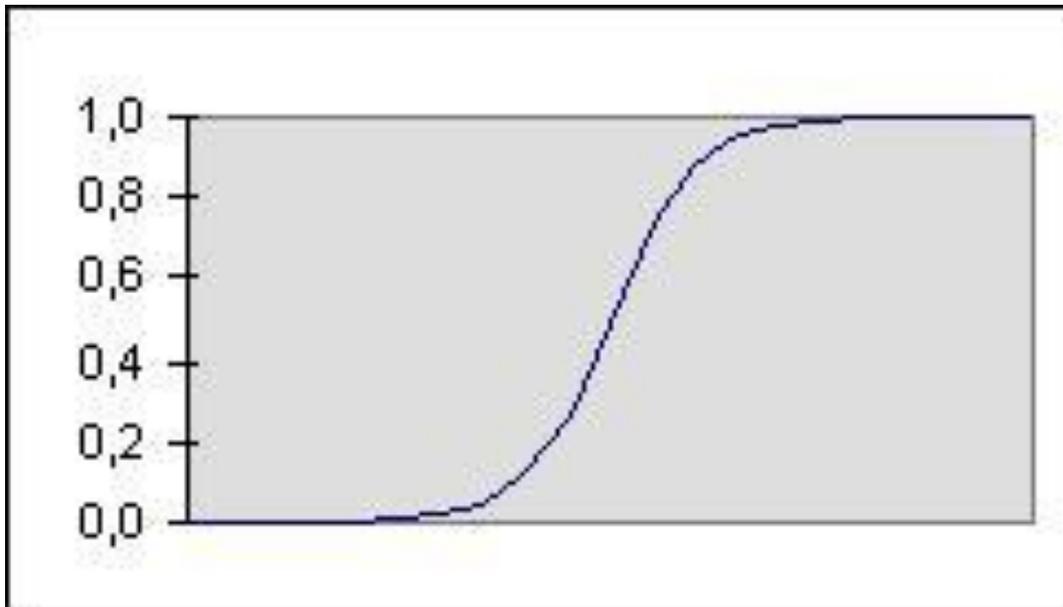
• **fonction sigmoïde logsig :**

Notre choix va se porter sur un neurone à fonction d'activation *sigmoïde* (appelée aussi *fonction logistique*) : c'est une fonction différentiable, et qui ressemble fortement à la fonction de seuillage du perceptron. Comme il s'agit d'une fonction avec seuillage, on va retrouver notre entrée  $x0$  toujours à 1[88].

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-kx}} \tag{III.2}$$

• **k = 1 :**

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



**Figure III.11 : la courbe de fonction d'activation sigmoïde**

• **Dérivée :**

La fonction sigmoïde ci-dessus prend ses valeurs entre 0 et 1 de plus la dérivée de la fonction sigmoïde est très simple (appelons  $\sigma$  la fonction sigmoïde pour la suite) :

$$\sigma'(x) = \sigma(x) * (1 - \sigma(x)) \tag{III.3}$$

### III.10. L'algorithme de rétro-propagation du gradient

C'est un algorithme qui permet à un réseau multi-couches d'apprendre par mises à jour des poids des différentes couches. Comme on va considérer des réseaux avec plus d'une unité de sortie, on va redéfinir l'erreur  $E$  :

$$E(\text{total}) = \frac{1}{2} \sum_k (\sum_j w_{kj} - t_k)^2 \tag{III.4}$$

De la même manière que nous avons considéré  $E$  comme une surface d'erreur pour les unités linéaires, nous allons chercher dans le cas de la rétro-propagation à minimiser la surface d'erreur avec notre nouvelle définition. Dans le cas de l'unité linéaire, nous n'avons qu'un seul extremum qui était le minimum global. Avec des unités sigmoïdes, nous allons avoir plusieurs extrema. Malheureusement, on n'est pas sûr que l'algorithme converge vers le minimum global, il peut converger vers un minimum local. En pratique cependant, la rétro-propagation donne de bons résultats. Nous allons décrire l'algorithme pour un réseau de sigmoïdes à 2 couches, mais il est possible de l'étendre à un nombre quelconque de couches [89].

Créer un réseau à 2 couches de neurones Initialiser les poids aléatoirement avec de petites valeurs L'entrée de l'unité  $i$  dans l'unité  $j$  est notée  $x_{ji}$  et les poids de l'unité  $i$  à l'unité  $j$  sont notés  $w$ . Pour chaque exemple : calculer la sortie de chaque neurone du réseau Pour chaque unité  $k$  dans les neurones de sortie :

$$\text{calculer le terme d'erreur } \delta_k = (1 - \sigma_k) \sigma_k (t_k - \sigma_k) \tag{III.5}$$

Pour chaque unité  $h$  dans neurones cachés :

$$\text{calculer le terme d'erreur } \delta_h = \sum_k w_{hk} (1 - \sigma_h) \sigma_h (\delta_k) \tag{III.6}$$

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

Pour chaque poids du réseau  $w_{ji}$  :

$$\text{mettre à jour les poids } w_{ji} = w_{ji} + \eta \delta_j x_{ji} \tag{III.7}$$

On remarque que l'algorithme n'utilise que des données que nous possédons : il calcule en premier toutes les sorties (nous avons les entrées  $x$ ), puis calcule l'erreur sur la dernière couche, comme nous l'avons fait pour un neurone simple, et seulement après il s'occupe de la couche cachée. Si l'on étendait l'algorithme à plusieurs couches cachées, il faudrait procéder de la même façon et calculer les termes d'erreur en partant de la couche de sortie. Pour les

couches cachées intermédiaires, il faudrait se servir des résultats de la couche suivante à chaque fois (ici on utilise pour la couche cachée les résultats donnés par la couche de sortie). Il existe des améliorations à l'algorithme de rétro-propagation qui permettent d'éviter certains minima locaux ou d'accélérer la convergence [90]-[91].

### **III.11. Les type d'apprentissage des réseaux de neurones**

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

On distingue deux grandes classes d'algorithmes d'apprentissage[92] :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non supervisé.

#### **III.11.1 L'apprentissage supervisé**

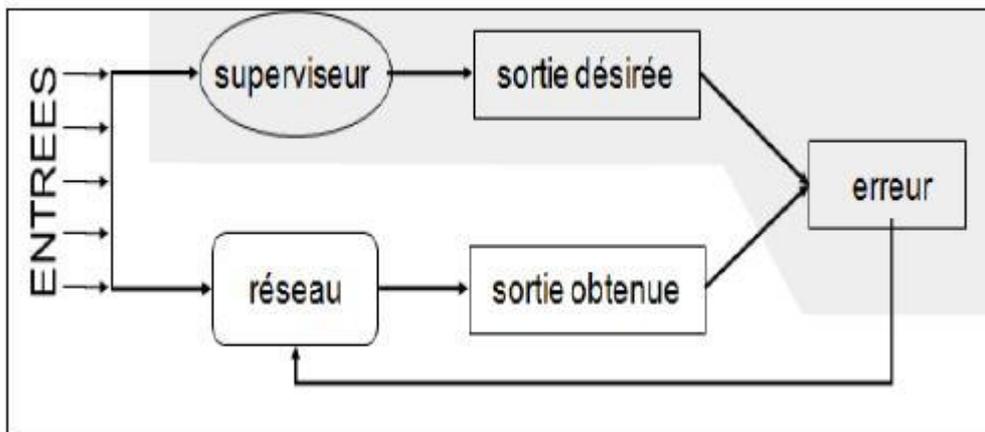
L'apprentissage supervisé ou actif consiste à créer une relation (correspondance) entre un stimulus et la réponse associée. Le but de l'apprentissage supervisé est d'inculquer un comportement de référence au réseau. On suppose qu'à chaque patron d'entrée est associé un patron désiré qui spécifie les valeurs de sorties désirées. La figure (III.11) nous schématise le principe. [93]

par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron. Mais elle peut être plus implicite (apprentissage par renforcement), sous forme d'une simple appréciation (bon ou mauvais, punition ou récompense), sans mesure d'erreur, et même être globale, sur l'ensemble des tâches que le réseau doit exécuter. Dans ce dernier cas, il est facile de comprendre que l'apprentissage est le plus difficile, la difficulté majeure consistant pour le réseau à identifier les étapes du processus qui sont responsables de l'échec ou du succès [94].

La technique consiste à évaluer l'erreur pour chaque stimulus et modifier les paramètres libres des neurones afin de minimiser l'erreur dans les prochaines itérations. En cas de non correspondance, il faut affaiblir les poids synaptiques des neurones actifs. Par contre, en cas de correspondance entre le stimulus et la réponse, la procédure consiste à renforcer les poids des neurones actifs. Donc, un modèle neuronal à règle d'apprentissage supervisé passe par une procédure de calibration des paramètres libres pendant la phase d'apprentissage. Ensuite,

les circuits mémorisés seront généralisés sur les entrées aléatoires pendant la phase de décision[95].

Différents domaines d'application sont associés aux algorithmes à base de règle d'apprentissage supervisé (aide aux diagnostics, analyse prédictive, analyse financière, détection de fraudes, etc. . .). Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé les plus répandus, nous pouvons citer la règle Delta et les algorithmes de retro-propagation du gradient très utilisés par le modèle Perceptron Multi Couches (PMC) [96].



**Figure III.12: L'apprentissage supervisé**

### III.11.2 Règle d'apprentissage non-supervisé

L'apprentissage non supervisé est une règle d'apprentissage généralement utilisée avec des réseaux autonomes appelés auto-organiseurs. Les algorithmes à base de cette règle d'apprentissage sont alimentés, au cours de la phase d'apprentissage par une base d'apprentissage constituée d'un ensemble de stimuli avec une certaine redondance. Contrairement à la règle d'apprentissage supervisé, il n'existe pas de catégories préalables selon lesquelles les entrées doivent être groupées. A la fin de l'opération d'étiquetage, chaque neurone sur la couche de sortie sera étiqueté une classe. C'est une sorte de supervision de la règle dite non supervisée. Toutefois elle n'est nécessaire que pour certaines applications. Les algorithmes à base de règle d'apprentissage non supervisé sont souvent utilisés pour des fonctions de clustering (règles d'association, reconnaissance de formes, segmentation d'images).

D'autre part, ils ont montré aussi leurs performances pour d'autres domaines d'application, parmi lesquels : la réduction de dimension de données, le changement d'échelle, la correction de données corrompues, la résistance au bruit et aux anomalies, etc. . . Parmi les algorithmes d'apprentissage non supervisé les plus connus, on trouve la règle de Hebb [97].

Voici ci-dessous quelques arguments souvent énumérés en faveur de l'approche d'apprentissage non supervisé :

- Garantir l'autonomie des systèmes.
- Faible coût de construction de la base d'apprentissage.
- Ressources matérielles moins coûteuses.
- Capacité à l'auto-détection de la nature et la structure des données de l'environnement extérieur.
- Utile pour l'étude des caractéristiques cachées des données.
- Utile pour le pré-traitement des données (élimination du bruit, réduction de la taille des données, classification, etc. . .).

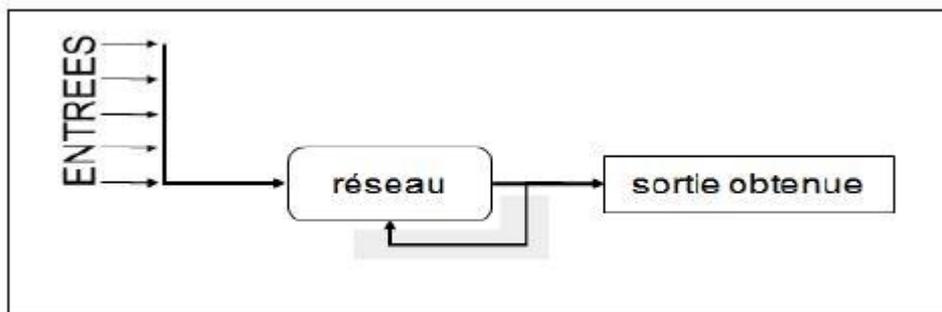


Figure III.13: Le mode non-supervisé

### III.12. Descente du gradient ou la fameuse règle delta

On va avoir besoin pour appliquer la descente du gradient, de calculer l'erreur de sortie globale sur tous les exemples d'entraînement (différent du cas précédent où l'on modifiait les poids pour chaque exemple). Cette erreur globale est définie comme étant la distance euclidienne par :

$$E(\text{global}) = \frac{1}{2} \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (\text{III.8})$$

La descente du gradient va chercher à déterminer un vecteur qui minimise E, donc l'erreur globale des exemples d'entraînement.

La mise à jour des poids se fera par la formule :

$$\Delta = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad (III.9)$$

La dérivée partielle par rapport à

C'est la formule générale pour une descente de gradient, mais dans le cas de l'unité linéaire, la dérivée de la fonction d'activation est simple. Cela nous donne la formule de mise à jour des poids suivante :

$$\Delta = \eta \sum_k (y_k - \hat{y}_k) \sigma'(z_k) \quad (III.10)$$

Pour pallier ce problème on peut diminuer  $\eta$  au cours de l'apprentissage afin de gagner du temps : si  $\eta$  est trop petit au début l'algorithme ne ratera pas le minimum mais va mettre du temps avant de l'atteindre. On peut fixer une valeur pour le coefficient d'apprentissage au début puis la diminuer progressivement au cours de l'apprentissage. La descente du gradient est un concept important car c'est lui qui va permettre de faire apprendre un réseau de neurones par l'algorithme de **rétro-propagation** dont nous parlerons plus tard [98].

### III.12. 1 Algorithme de rétro propagation du gradient

Le réseau MLP contient 0 entrées, L-1 couche cachées de neurones chacune ( $1 < i < L-1$ ) et une couche de sortie contenant neurones. L'indice de la couche est i, est

la sortie du neurone K de la couche i, est le poids reliant la sortie-1 au neurone K de la couche i, est le nombre de neurones dans la couche i .

Avec ces notions, la sortie du neurone (i, k) sera donnée par [99] :

$$y_{i,k} = \sum_{j=1}^{n_{i-1}} w_{kj}^{(i)} x_{i-1,j} \quad (III.11)$$

C'est un algorithme supervisé dont l'objectif est d'ajuster les poids du réseau MLP de façon à minimiser une fonction de coût différentiable, telle que l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée :

$$E(n) = \frac{1}{2} \| Y - YL(n) \|^2 \quad (III.12)$$

Où  $Y$  ( ) est la sortie du réseau au temps et ( ) la sortie désirée. L'algorithme de BP assure la descente du gradient sur le critère d'erreur pour atteindre le minimum. Le gradient ( ) d'est calculé pour tous les poids de la manière suivante :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E(n)}{\partial a_j} \cdot \frac{\partial a_j}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E(n)}{\partial a_j} \cdot x_i - 1_j \tag{III.13}$$

Dans le cas de la couche de sortie ( ) on évalue le terme d'erreur de sortie  $\delta$  comme suite :

$$\delta_j = -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{df}{dx} \right) (y_j - x_j) \tag{III.14}$$

Pour les couches cachées, le terme  $\delta$  d'erreur du neurone ( ) est donné par :

$$\delta_j = -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{df}{dx} \right) \left( x_j - b_j \right) + \sum_{k=1}^{n+1} \delta_{k+1} w_{kj} \tag{III.15}$$

### III.12. 2 Les paramètres d'apprentissage

(III.16)

Tous les modèles de réseaux de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissages peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation.

L'efficacité d'apprentissage dépend de plusieurs paramètres :

- **Taux d'apprentissage**

Ce paramètre détermine la vitesse de convergence. Si la valeur de démarrage de  $\eta$  est grande, alors on aura un apprentissage très rapide mais au prix de la création d'oscillations dans l'erreur totale moyenne qui empêcheront l'algorithme de converger vers le minimum désiré. Le réseau devient instable. Dans la plupart des cas, si la fonction d'erreur possède plusieurs minimums locaux, le réseau subira un blocage dans l'un d'eux.

Toutes ces conditions nous obligent à commencer l'apprentissage avec une petite valeur de  $\eta$ , si on veut atteindre un minimum global, même si l'apprentissage est long.

- **Momentum**

Ce paramètre permet l'introduction de l'ancien poids dans le calcul de sa nouvelle valeur. Le momentum empêche l'algorithme de rester bloqué dans un minimum local et il augmente encore la vitesse de convergence. La valeur de  $\Omega$  est toujours inférieure à 1 ( $\Omega = 0.9$ )

- **Seuil de tolérance**

Ce paramètre critique détermine la précision dans la réponse du réseau de neurones.

La phase d'apprentissage est souvent arrêtée lorsque l'erreur calculée sur l'ensemble de la base d'apprentissage est inférieure à un seuil déterminé par l'utilisateur. Il est possible d'arrêter l'apprentissage en fixant une limite au nombre d'itérations [101].

### **III.13. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)**

Les (RNA) aujourd'hui ont des applications dans des domaines variés parmi lesquelles on cite :

#### **III.13.1. L'application au traitement du signal**

Dans ce domaine les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonner.

La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sur (100% de réussite) et reconnaît du bruit avec un taux de réussite de 95%.

Cette application a été construite à partir de signaux sonars et des traits caractéristiques de ces signaux déterminés par les experts comme utiles pour identifier une cible en environnement bruité. Le réseau agit dans ces cas comme un filtre pour éliminer le bruit [102].

#### **III.13.2. L'application à la planification**

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. A cet effet, l'utilisation du modèle de Hop Field et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation [103].

#### **III.13.3. L'application au contrôle**

Grâce à leur propriétés (parallélisme de traitement, capacité d'adaptation, et de généralisation, etc...). Les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Par exemple plusieurs tentatives ont été faites pour appliquer les réseaux de neurones ; Ces applications peuvent être

classifiés en plusieurs méthode, Telles que : le contrôle supervisé. Le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif [104].

### III.13.4. L'application au diagnostic

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques.

Exemples d'applications de chaque modèle [105] :

**Tableau III.3 : Correspondance RNA - domaines d'application**

Caractéristiques fonctionnelles	Type de RNA
Reconnaissance de formes	MLP, Hopefield, Kohonen, PNN
Mémoires associatives	Hopefield, MLP récurrents, Kohonen
Optimisation	Hopefield, ART, CNN
Approximation de fonctions	MLP, RBF
Modélisation et control	MLP, MLP récurrent, FLN
Traitement d'images	CNN, Hopefield
Classification et clustering	MLP, Kohonen, RBF, ART, PNN

### III.14. Trouver une bonne structure

Avant de passer des exemples à un réseau de neurones, il faut trouver une structure permettant au réseau de bien apprendre les exemples. On ne sait malheureusement pas prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour un problème donné (sauf dans certains cas : apprentissage de fonction booléenne par exemple). Il existe pour pallier ce manque des algorithmes qui peuvent apprendre une structure, en ajoutant au fur et à mesure de l'apprentissage des neurones cachés. On peut aussi utiliser des algorithmes génétiques pour obtenir des résultats meilleurs [106].

### **III.14.1. Temps d'apprentissage**

Un réseau doit parfois apprendre les exemples plusieurs dizaines de milliers de fois. Si la base d'exemples est énorme (bases de données industrielles par exemple), le temps d'apprentissage risque d'être démesuré [107].

### **III.14.2. Structure statique**

Un réseau de neurones a une structure statique : une fois que la structure est fixée (nombre de neurones d'entrée, sortie, neurones cachés) et que le réseau a appris, il est impossible de lui faire apprendre de nouvelles données sans recommencer son apprentissage au début, contrairement aux algorithmes de type paresseux k-plus proche voisins, classificateur naïf de Bayes [108].

## **III.15. Avantages d'un réseau de neurones**

### **III.15.1. Temps de réponse**

C'est l'un des avantages principaux du réseau de neurones : en effet une fois que le réseau a appris, il peut sortir quasi-instantanément la réponse. En fait, les opérations que fait un réseau de neurones sont très simples du point de vue informatique, et peu gourmandes en CPU [109].

### **III.15.2. Large panel de fonctions**

Un réseau de neurones est capable, s'il est doté d'une bonne structure, d'apprendre un très large panel de fonctions, ce qui présente un intérêt dans les domaines où les fonctions cibles sont un peu compliquées. De plus le réseau de neurones ayant une bonne capacité de généralisation, on peut l'utiliser pour résoudre des problèmes réels [110].

### **III.15.3. Apprentissage résistant à l'erreur**

Le réseau de neurones a une résistance naturelle aux données bruitées lors de l'apprentissage. En effet, si la base d'exemples est assez grande, une erreur ne faussera pas beaucoup la mise à jour des poids [110].

**III.16. Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu général sur les réseaux de neurones, les architectures, les différents modèles, l'apprentissage, Avantages d'un réseau de neurone, Descente du gradient ou la fameuse règle delta et l'apprentissage du perceptron multicouche ont été discuté. Alors ces réseaux-là ne sont en fait qu'un :

- 1) Ensemble de neurones formels inspiré du neurone biologique ;
- 2) Relié entre eux par des synapses contenant des poids.
- 3) Utilisant un nombre d'algorithmes d'apprentissage afin de réaliser une tâche généralement la classification, prédiction, approximation.

Dans le chapitre qui vient nous avons discuté les résultats de simulation. Parmi ces résultats la modélisation de signal ECG et l'identification de réseaux neuronale.

**Chapitre IV :**  
**Résultats de simulation**

## IV.1. Introduction

Dans ce chapitre on va appliquer de modélisation des signaux non linéaires selon leur complexité inclus le signal Electrocardiogramme (ECG), et pour cela nous avons utilisé l'apprentissage du signal ECG par les réseaux de neurones, alors on utilise la moyenne de la somme des erreurs au carré MSE (Mean Square Error) pour minimiser l'erreur.

## IV.2. présentation de signal modélisée

### IV.2.1 L'analyse de signal ECG :

**L'onde P** : correspond à la dépolarisation des oreillettes

**Intervalle PR** : (ou P-Q) correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule.

**Complexe QRS** : dépolarisation des ventricules.

**L'onde T** : correspond à la repolarisation des ventricules.

**Intervalle QT** : durée de systole ventriculaire.

## IV.3. Les équations différentielles

Du fait que les coordonnées cartésiennes vont être utilisées, alors les variables d'état seront notées par 1, 2, 3. On utilise les équations différentielles comme suit :

$$\dot{x}_i = \alpha_i + w_i \quad (2)$$

$$\dot{\theta} = -\frac{\Delta\theta}{2} \quad (-\Delta\theta \quad 2/2^2) -$$

$$\alpha = 1 - \sqrt{2} \frac{\Delta\theta}{2}$$

$$\Delta\theta = (\theta - \theta_{mod}) \bmod [2\pi]$$

$$\theta = \tan^{-1}(\frac{y}{x})$$

$\alpha_i$  : sont des paramètres représentant les amplitudes des gaussiennes introduites.

$\sigma_i$  : les  $\sigma_i$  représentent les largeurs des gaussiennes.

$$x = [-1 \ 0 \ 0] = [x_1 \ x_2 \ x_3] : \text{input}$$

k1 : output

T : la période de battement normal d'un cœur ( $T= 1 \text{ sec}$ ).

#### IV.4. Choix du vecteur d'entrée du notre ECG

Le choix du vecteur d'entrée de notre réseau est très important pour la bonne reconnaissance des pathologies cardiaques. En effet, la qualité de la classification dépend énormément de la pertinence des paramètres du vecteur d'entrée.

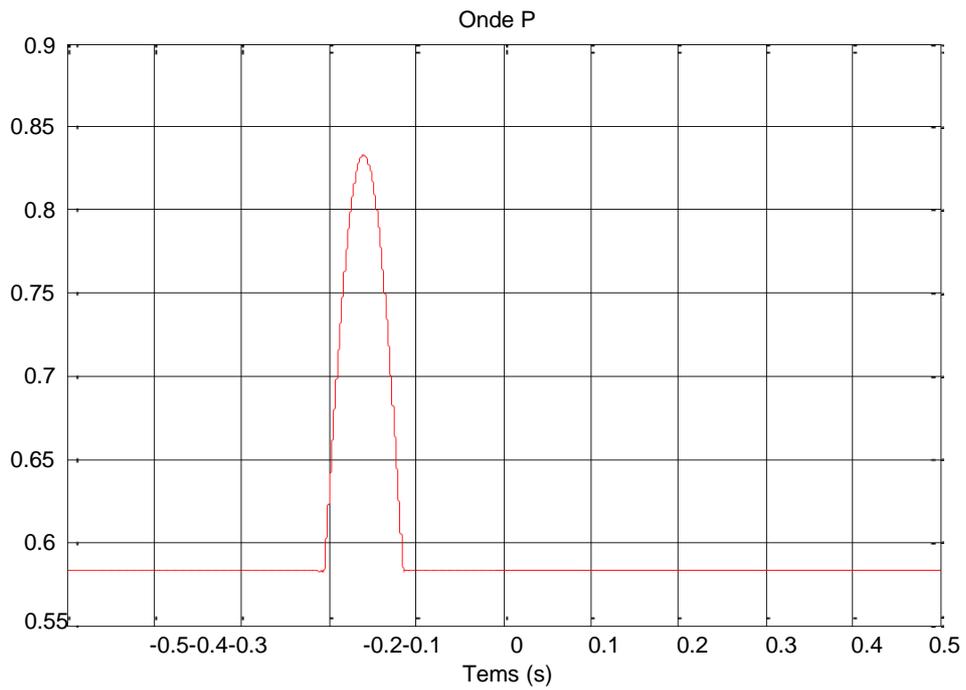
Notre choix de caractérisation des différents battements cardiaques est établi en fonction des pathologies ciblées. Les paramètres de caractérisation choisis sont les mêmes paramètres sur lesquels le cardiologue se base pour établir son diagnostic.

Nous avons déterminé de chaque signal les amplitudes des ondes (P, Q, R, S, T) et les intervalles (P, QRS, T) comme des caractéristiques. Ces valeurs ont été prises en utilisant le **MATLAB** en tant qu'entrées de notre réseau MLP.

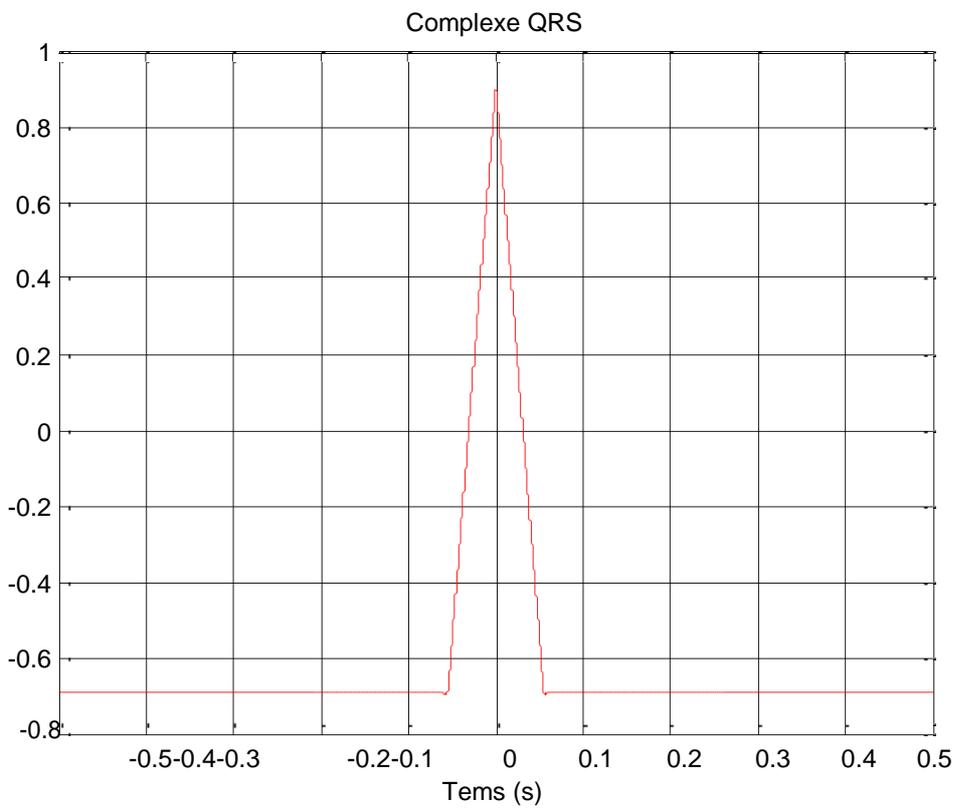
Dans ce qui suit un tableau résume les valeurs normales des différentes caractéristiques. Le signal ECG est normal si la valeur de ces caractéristiques située dans les intervalles citées dans le tableau ci-après, si leurs valeur est hors de ces intervalles donc le signal est anormal.

**Tableau IV 01: Les différentes caractéristiques d'un ECG normal**

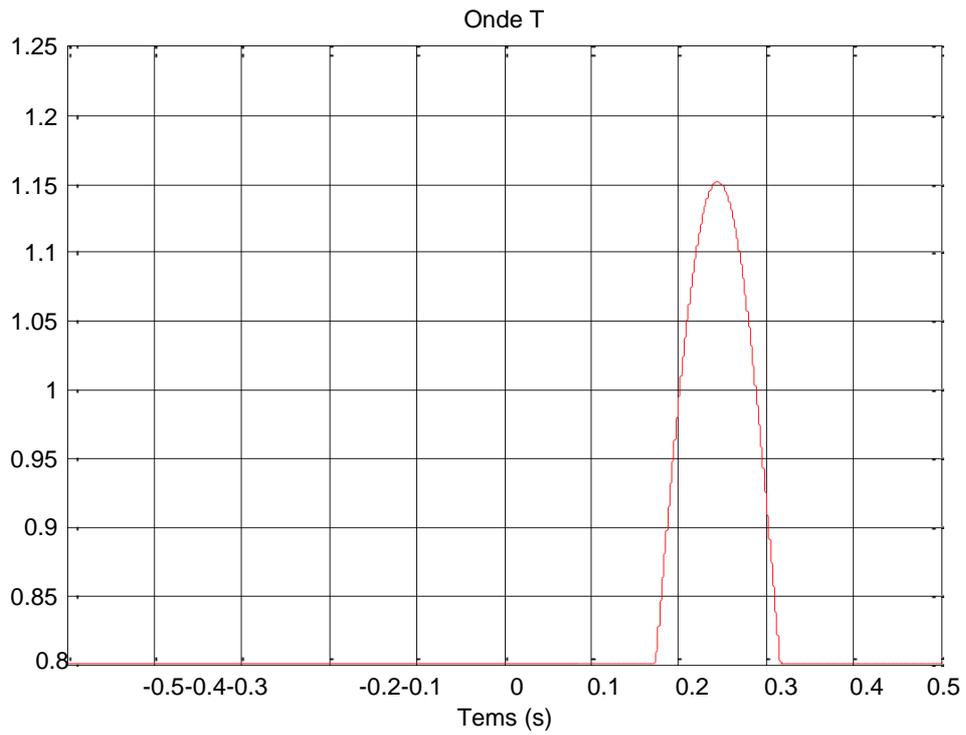
Les caractéristiques		Les valeurs	
Onde P	Durée (s)	0.06-0.11	
	Amplitude (mm)	<2	
Complexe QRS	Durée(s)	0.05 - 0.10	
	Amplitude	Q	<25% de R
		R	<5
S	<20		
Onde T	Durée (s)	0.20-0.25	
	Amplitude (mm)	>-3 et <4	



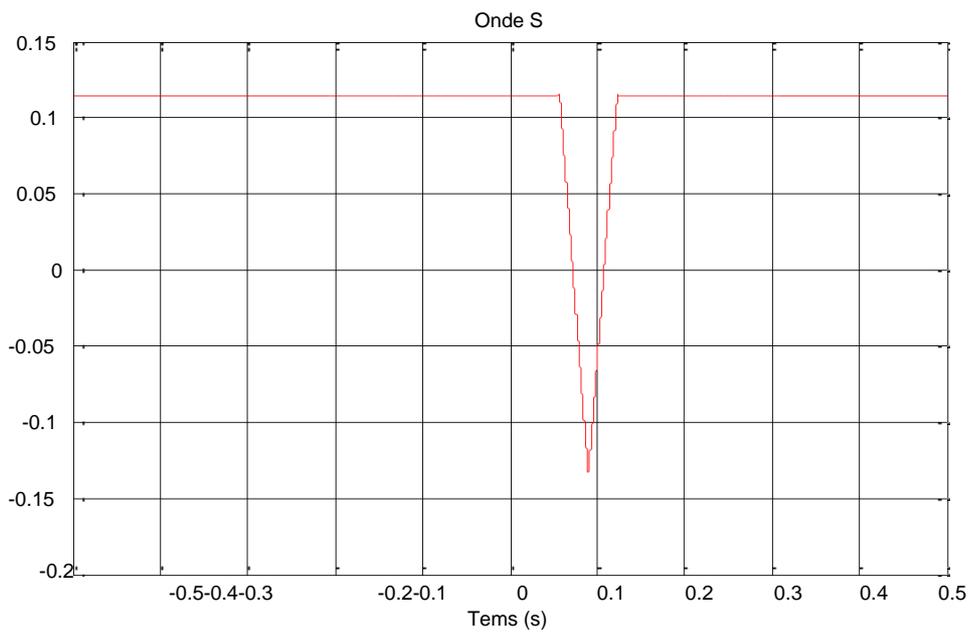
**Figure IV.1:** Modèle de l'Onde P



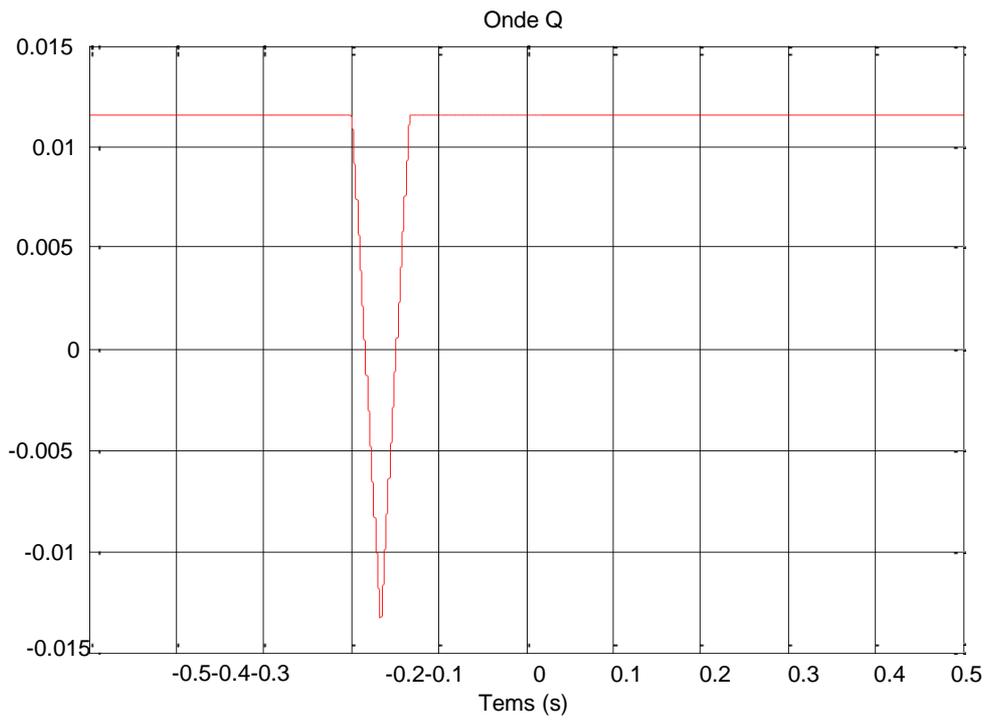
**FigureIV.2 :** Modèle de Complexe QRS



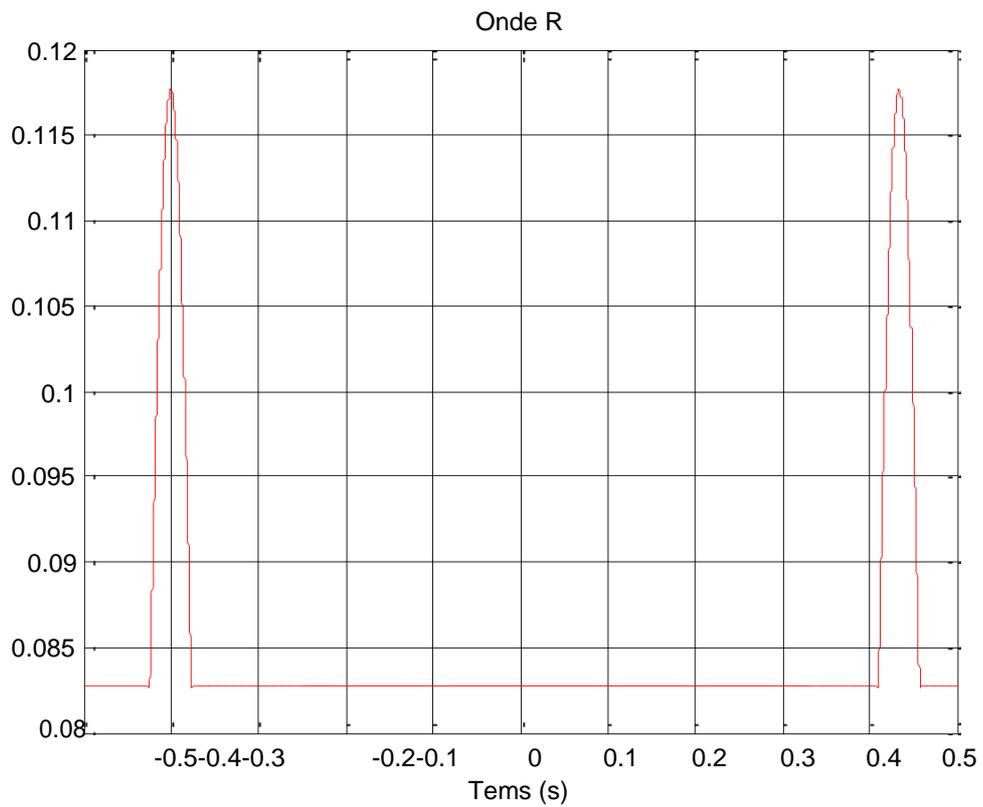
**FigureIV.3 : Modèle de l'onde T**



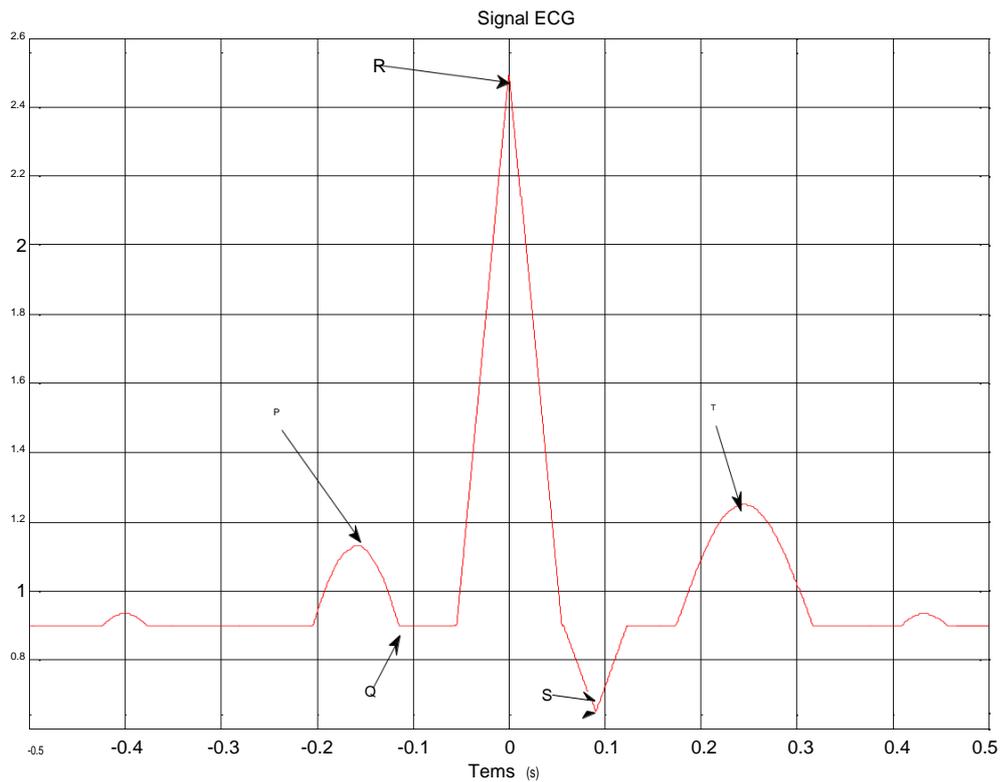
**FigureIV.4 : Modèle de l'onde S**



**FigureIV.5 : Modèle de l'onde Q**



**FigureIV.6 : Modèle de l'onde R**



**FigureIV.7 : Modèle dynamique du signal ECG**

**Tableau IV.2 Les paramètres du signal ECG**

Ondes	Onde P	Complexes QRS	Onde T	Onde U
Amplitudes (mv)	0.25	0.9	0.35	0.03
Temps(s)	-0.09	0.13	0.15	0.04

**Signal Test :**

Soit le signal à modéliser Pour l’identification sera donné par l’équation récurrente suivante :

$$y(k+1) = f(y(k), y(k-1)) + u(k)$$

Où la fonction inconnue  $f$  à la forme :

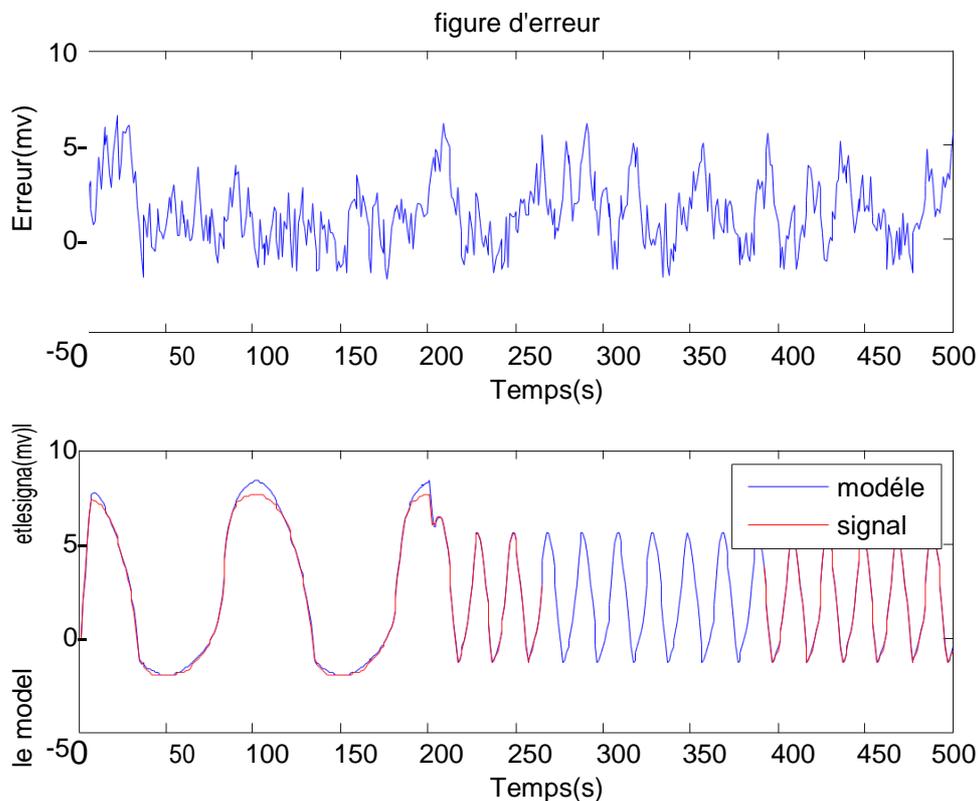
$$f(y(k), y(k-1)) = y(k) * y(k-1) * (y(k) + 2.5) / (1 + y(k) + y(k-1))$$

Le modèle d’identification sera décrit par l’équation suivante :

$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}(y(k), y(k-1)) + u(k)$$

Pour le modèle neuronal nous avons choisis les paramètres suivants :

- L'entrée du système et du modèle doit être  $u(k) = \sin(2k/25)$
- Pour l'identification nous avons trouvé 1000 itérations pour minimiser l'erreur avec une entrée aléatoire entre  $[-2,2]$ .
- 02 couches cachées.
- 20 neurones dans la première couche cachée.
- 10 neurones dans la deuxième couche cachée.
- Un seul neurone dans la couche de la sortie.
- La fonction d'activation utilisée dans les deux couches cachées est la fonction sigmoïde.
- Gain d'ajustement 0.1.



**FigureIV.8** : signal de model d'identification

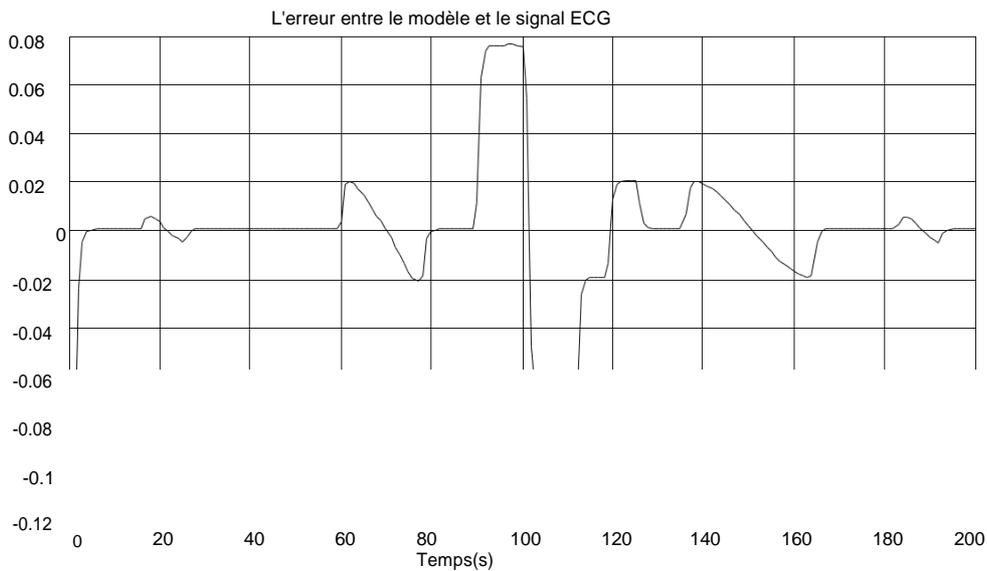
### Signal ECG :

Pour le modèle neuronal nous avons choisis les paramètres suivants :

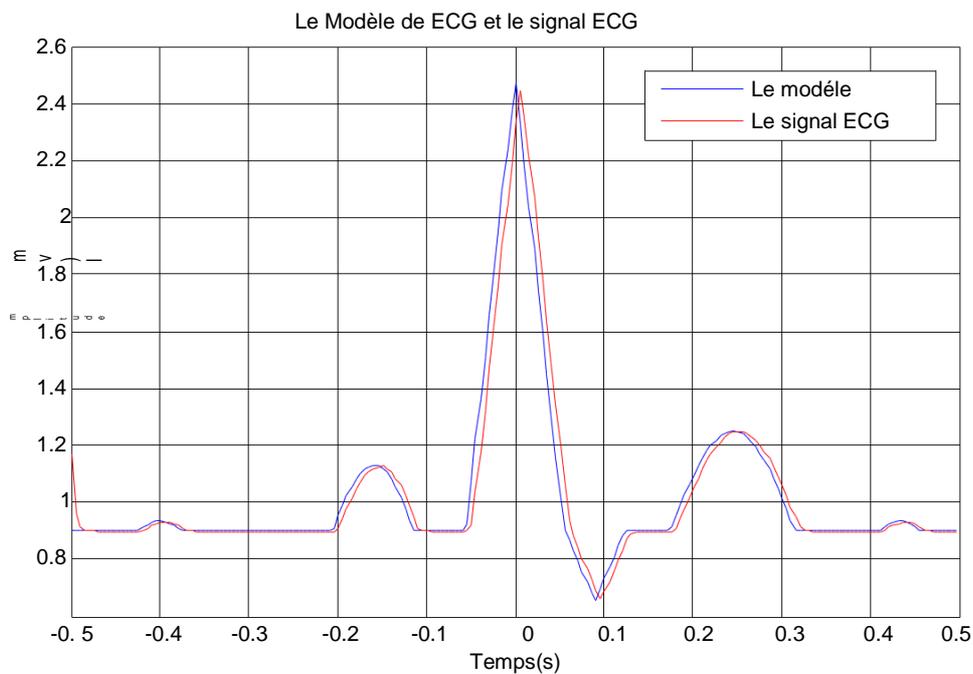
• Les entrées du signal et du modèle doivent être  $[1, 2, 3]$ .

- Pour l'identification nous avons trouvé 5000 itérations pour minimiser l'erreur.

- 02 couches cachées.
- 20 neurones dans la première couche cachée.
- 10 neurones dans la deuxième couche cachée.
- Un seul neurone dans la couche de la sortie.
- La fonction d'activation utilisée dans les deux couches cachées est la fonction sigmoïde.
- Gain d'ajustement 0.01.



FigureIV.9 : MSE entre le modèle et le signal ECG



FigureIV.10: le modèle et le signal ECG

## IV.6 Interprétation des résultats

Nous avons étudié la modélisation des signaux non linéaires selon leur complexité. Le signal 1 qui est le plus simple est un signal test d'entrée  $u(k)$  et de sortie  $f^{\wedge}$ . Le signal 2 est le sujet de notre mémoire c'est le signal ECG, la partie non linéaire à identifier est un signal MISO qui contient 3 entrées 1, 2, 3.

La Figure IV.8 montre les résultats de la simulation du signal 1 par les réseaux de neurone, dans la phase d'apprentissage, nous remarquons que le modèle converge vers la sortie du signal 1. Comme excitation nous avons pris une entrée aléatoire. Nous avons opté comme critère la moyenne de la somme des erreurs au carré MSE (Mean Square Error). Pour l'identification neuronale le MSE égal à 0.007 ce qui est un avantage.

La Figure IV.9 montre les résultats de la simulation du signal 2 par les réseaux de neurone, c'est le signal **ECG** dans la phase d'apprentissage, nous remarquons que le modèle converge un peu vers la sortie du signal. Comme excitation nous avons pris 3 entrées aléatoires. Nous avons opté comme critère la moyenne de la somme des erreurs au carré MSE (Mean Square Error). Pour l'identification neuronale le MSE égal à 0.0112

## IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons illustré la modélisation et l'identification par les réseaux de neurone utilisant la simulation, nous avons pris trois signaux particuliers de niveaux de complexité différent inclus le signal ECG, ainsi dans ce chapitre nous avons discuté les résultats obtenus par la méthode étudiée.

## Conclusion général

Nous avons étudié dans ce mémoire le signal électrocardiogramme pour mieux comprendre le Comportement du cœur à travers son rythme, où on a vu que c'est un signal de nature électro-physiologique qui procure une information essentielle dans le partie cardiaques. Ce chapitre a touché principalement les points suivants : l'Anatomie du cœur, Cellules musculaires myocardiques, Battement cardiaque, Propagation de l'influx électrique, Electrocardiographie, Dérivations dans le plan frontal et Le tracée ECG qui comporte plusieurs déflexions (ondes PQRST), une incursion vers le haut étant notée positivement et vers le bas négativement.

Dans Le second chapitre, nous avons présenté la méthode de modélisation mathématique du signal ECG basée principalement sur la théorie des cycles limites et les équations différentielles. On a introduit des impulsions Gaussiennes dans la direction de l'axe des  $z$ . Notons que ces impulsions introduites représentent les ondes *PQRST*.

Dans le troisième chapitre on a défini les réseaux de neurones qui est un ensemble d'algorithmes composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. On a utilisé Un Perceptron Multi Couches (MLP) qui est un assemblage de plusieurs perceptrons simples placés sous forme de N couches concaténées les unes aux autres.

Dans le dernier chapitre, nous avons illustré la modélisation mathématique du signal ECG en utilisant la simulation de MATLAB. Nous avons modélisé le signal ECG et discuté les résultats avec sa caractéristique, ainsi l'identification de réseau neuronale.

Pour résumer, nous pouvons dire que nos contributions ont porté essentiellement sur :

- La modélisation dynamique de signal ECG en utilisant les équations différentielles
- L'apprentissage de signal ECG par le réseau neuronale MLP qui est appliqué sur l'électrocardiogramme ECG.
- L'utilisation la moyenne de la somme des erreurs au carré MSE (Mean Square Error) pour minimiser l'erreur.

Les perspectives de ce travail sont nombreuses :

- Sur l'aspect de la modélisation on peut appliquer plusieurs méthodes comme la modélisation dynamique du signal ECG par les équations différentielles et un autre méthode par série de Fourier.
- Dans l'aspect intelligence artificielle, on peut appliquer d'autre méthode comme la logique floue.

# **Bibliographies**

- [1]. MATERRE Alexandre, ' Histoire de L'électrocardiogramme ' Université de Limoges Faculté de Médecine, 2016
- [2]. Aline CABASSON " Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques",
- [3]. Belgacem Amar " Classification des signaux EGC avec un système-multiagent neuronale", Mémoire Magister en informatique, Université Kasdi Merbah ;2011-2012
- [4].MOUNA GHANAI "Développement d'outils de modélisation et de filtrage pour les signaux biomédicaux", DOCTEUR ES SCIENCE , Spécialité : ELECTRONIQUE, UNIVERSITE DE BATNA.24.10.2013
- [5].Ramla Halimi, Yamina Hammouya "Classification d'un signal ECG par RNA(RBF)", Mémoire MASTER ACADEMIQUE, Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de La Communication, Département d'électronique et des Télécommunications, Université Kasdi Merbah Ouargla.30.06.2019
- [6]. AIT YAHIYA " Anatomie- Physiologie cardiovasculaire ' université Oran1,2019.
- [7]. " Bases de la cardiologie", Université Médicale Virtuelle Francophone, 2008-2009
- [8] A. Cabasson, Estimation et analyse des intervalles cardiaques, Thèse de doctorat en Sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2008.
- [9] Mme GRENET ; "anatomie cardiovasculaire " ; 2004.
- [10] Alexandra GENESTIER, " Cycles de la vie et grandes fonctions" l'IFSI de Dijon,
- [11] Mme. Samya BENOMAR Ep EL HASSANI "these doctorat en medecine " FACULTE DE MEDECINE ET DE PHARMACIE –RABAT, 2009.
- [12].Dr Taibi ' Anatomie du cœur' livre 158pages-2009
- [13] Claire GOUTET-LEONARD " thrombose veineuse profonde et anomalie de la veine cave inferieure", thèse, doctorat en médecine, faculté de médecine de nancy, 2011.
- [14] Mme GRENET, " PHYSIOLOGIE DE L'APPAREIL CARDIO-VASCULAIRE", 2004
- [15]. C. Latrémouille, F. Lintz, " Anatomie du cœur", 2005.

- [16].B. Khaddoumi, Analyse et modélisation d'électrocardiogramme dans le cas de pathologies ventriculaires, Thèse de doctorat en sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2005.
- [17] Zeinab El Dirani. "Effet de l'hypoxie intermittente et de l'entraînement physique intensif sur la structure et la fonction du tissu musculaire chez le rat", Médecine humaine et pathologie, Université Grenoble, 2018.
- [18].E. P. D'Alché, comprendre la physiologie cardiovasculaire, 2ème édition, Médecine sciences Flammarion, Paris, 2003.
- [19].A. Cabasson, Estimation et analyse des intervalles cardiaques, Thèse de doctorat en sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2008.
- [20].Etienne-Paul D'Alché, « comprendre la physiologie cardiovasculaire, Flammarion médecine-sciences », 2003.
- [21] B. Khaddoumi, Analyse et modélisation d'électrocardiogramme dans le cas de pathologies ventriculaires, Thèse de doctorat en sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2005.
- [22] E. P. D'Alché, comprendre la physiologie cardiovasculaire, 2ème édition,
- [23] : CABASSON, Aline. Estimation et analyse des intervalles cardiaques. 2008. Thèse de doctorat. Université Nice Sophia Antipolis.
- [24] : ROWLANDS D. J., Comprendre l'Electrocardiogramme : Une nouvelle Méthode, 1ère partie l'ECG normal, Imperial Chemical Industries PLC, 1981.
- [25] : A.D. Waller, "A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart beat", in: *Physiol.* 8, 229-234, 1887.
- [26] : I.E.W.Einthoven: "The man. The string galvanometer electrocardiograph", in: *Arch. Intern. Med.*, 148, 453-455, 1988.
- [27] : C. Fisch, "The clinical electrocardiogram", A classic, in: *Circulation* 62(Suppl.III),1-4, 1980.
- [28] : D.M. Krikler, "Electrocardiography then and now. Where next?""", in *Br. Heart J.*57, 113
- [29].R. Dubois «Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies cardiaques en électrocardiographie» thèse doctorat 2004.
- [30].D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG,EEG, EMG »,

MASTER, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012

[31].R. Dubois, Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie, Thèse de doctorat électronique, Université Paris 6, 2004.

[32].D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG,EEG, EMG », MASTER, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012

[33].Mr. Amar Hodni ‘analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents’.

[34]<http://foulon.chez-alice.fr/Alie%202.000/DATAS/MODULE1/derivECG.htm>.

[35].HOUAMED, « Détection de l'Onde P dans un Signal ECG », Magister en électronique, Université de Batna, 17/04/2011.

[36].H. AMARA, N. HAMZAOU, « Débruitage de Signal Electrocardiogramme (ECG) par la Transformée de Walsh-Hadamard et la Transformée des Ondelettes : Applications dans le Domaine de la Diagnostic des Maladies Cardiaques », Master, Université Dr. Tahar Moulay Saida 14/06/2016

[37].I. HOUAMED, « Détection de l'Onde P dans un Signal ECG », Magister en électronique, Université de Batna, 17/04/2011.

[38].R. BENALI, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Doctorat en Sciences, Université Abou Bekr Belkaid, Avril 2013.

[39].S. RAMESH, T. SUMANAM, « classification of ECG signals », Master of Science, California State University, Sacramento, 2016.

[40]. Jacques-Louis Lions, ‘‘Mathematical Modeling of Electrocardiograms’’: A Numerical Study , MURIEL, University, Pierre et Marie Curie-Paris 6, UMR 7598, 75005 Paris, France, 2009

[41]. L. Ljuing. System Identification : Theory for the User. Englewood Cliffs, NJ, 1987.

[42].E. D. Scheinerman, Invitation to dynamical systems, Library of congress cataloging, Springer, 2000.

[43].T. Soderstrom & P. Stoica, System Identification, Prentice Hall, 1989.

[44].E. Layer & K. Tomczyk, Measurement, Modelling and Simulation of Dynamic Systems, Springer, 2010.

- [45].P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko & L. A. Smith, A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals, IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 50, No. 3, 2003, pp. 289-294.
- [46].O. Sayadi, M. B. Chamsollahi & G. D. Clifford, Synthetic ECG generation and Bayesian filtering using a Gaussian wave-based dynamical model, Physiological measurements, IOP publishing, Vol. 31, 2010, pp. 1309-1329.
- [47].A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals, Patrick E. McSharry\_, Gari D. Clifford, Lionel Tarassenko, and Leonard A. Smith.
- [48].R. C. Milburn, Chaos and nonlinear dynamics, an introduction for scientists and engineers, Oxford university press, Springer, 2005.
- [49].E. Layer & K. Tomczyk, Measurement, Modelling and Simulation of Dynamic Systems, Springer, 2010.
- [50].P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko & L. A. Smith, A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals, IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 50, No. 3, 2003, pp. 289-294.
- [51]: Lamine THIAW: „Identification de systèmes dynamiques non-linéaires par réseaux de neurones et multi modèles“, thèse de doctorat. Université Paris XII, 2008.
- [52]OUKACINE Sadia “*Identification des systèmes non linéaires*”, MEMOIRE DE MAGISTER, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2012.
- [53]Fabien Leurent “Analyse et mesure de l’incertitude dans un modèle de Simulation”,2010.
- [54]GACEM Salah Eddine, ” IDENTIFICATION DES SYSTEMES NON LINEAIRES PAR RESEAUX DE NEURONES’ ’Magister en Automatique, Université Mohamed Khider – Biskra.08.10.2015
- [55] Isabelle Pinguet, ” Validation analytique : application de la procédure”,2006
- [56]. Rachid MIFDAL” Application des techniques d’apprentissage automatique pour la prédiction’, ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE UNIVERSITÉ DU QUÉBEC, NOV.2019.
- [57]. Amine, HADJ ABDELKADER” Identification des Systèmes Linéaires”,

Octobre 2007.

[58].P. E. McSharry, G. Clifford, L. Tarrasenko, and L. A. Smith, "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals", IEEE Trans. Biomed. Eng. vol 50, no. 3 pp. 289-294, 2003.

[59].F. Yasuma and J. Hayano, Respiratory Sinus Arrhythmia. Why does the Heartbeat synchronize with Respiratory Rhythm?, Chest, 125(2) 683-690, 2004.

[60].G. Haller, Chaos near resonance, Springer, 1999.

[61].R. C. Milburn, Chaos and nonlinear dynamics, an introduction for scientists and engineers, Oxford university press, Springer, 2005.

[62].O. Sayadi, M.B. Shamsollahi and G.D. Clifford, "Synthetic ECG generation and Bayesian filtering using a Gaussian wave-based dynamical model", Physiological Measurement, 31(2010) 1309-1329.

[63].R. Isermann & R. Munchlof, Identification of dynamic systems, Springer, 2010.

[64].J. R. Raol, G. Giriya & J. Singh, Modelling and parameter estimation of dynamic systems, The Institution of Electrical Engineering (IEE), 2004.

[65].O. Sayadi, M. B. Chamsollahi & G. D. Clifford, Synthetic ECG generation and Bayesian filtering using a Gaussian wave-based dynamical model, Physiological measurements, IOP publishing, Vol. 31, 2010, pp. 1309-1329.

[66].E. Layer & K. Tomczyk, Measurement, Modelling and Simulation of Dynamic Systems, Springer, 2010.

[67].P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko & L. A. Smith, A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals, IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 50, No. 3, 2003, pp. 289-294.

[68]. MATERRE Alexandre, "Histoire de L'électrocardiogramme De la découverte de l'électrophysiologie à l'électrocardiographie moderne", Université de Limoges Faculté de Médecine, 9 décembre 2016.

[69] M. Gidea, C. Gidea & W. Byrd, Deterministic models for simulating electrocardiographic signals, Commun nonlinear sci numer simulat, Vol. 16, 2011, pp. 3871-3880.

[70].M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Doctorat en Sciences, Université Mentouri de Constantine, 2011

[71].Les réseaux de neurones historique, méthodes et applications Marie Cottrell, Université Paris 1- Sorbonne.

- [72].G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [73]:F. RABAH, « La séparation aveugle de sources par les techniques neuronales », Magister en Electronique, Université de Batna, 01/23/2014.
- [74].P.J.Brusepening F.Thuijsman «Artificial Neural Networks. An introduction to ANN. Theory and practice» Springer 1995.
- [75].Réalisation d'un réseau de neurones "SOM" sur une architecture matérielle adaptable et extensible à base de réseaux sur puce "NoC", Mehdi Abadi.
- [76].S. Sakavicius, D. Plonis, and A. Serackis. Single sound source localization using multilayer perceptron. In 2017 Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream), pages 1–4, April 2017. 20.
- [77]S. Hui and S. H. Zak. Robust stability analysis of adaptation algorithms for single perceptron. IEEE Transactions on Neural Networks, 2(2) :325–328, Mar 1991. 20
- [78]M.W Gardner and S.R Dorling. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)— a review of applications in the atmospheric sciences. Atmospheric Environment, 32(14) :2627 – 2636, 1998. 21.
- [79]M. Parizeau. RESEAUX DE NEURONES. Université LAVAL, 2004. 16, 22
- [80]J. Bayer, S.S. Bukhari, and A. Dengel. Floor plan generation and auto completion based on recurrent neural networks. In 2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), volume 02, pages 49–50, Nov 2017.22
- [81]A. R. Da Silva and L. F. Wanderley Goes. Hearthbot: An autonomous agent based on fuzzy art adaptive neural networks for the digital collectible card game hearthstone. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, PP(99) :1–1, 2017. 22
- [82].G. Dreyfus, M. Samuelides, J.-M. Martinez, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Héroult, Réseaux de neurones (méthodologies et applications), Eyrolles.
- [83].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [84] merzouka nouressadat," etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels' 'mémoire magister, université de setif 1 ,2009.

- [85]. Hicham chaoui, "conception et comparaison de lois de commande adaptative à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure", université du québec à trois- rivières, 2002.
- [86]. Zahir ASRADJ, "Identification des systèmes non linéaires par les réseaux de Neurones" mémoire magister, UNIVERSITE ABDERAHMANE MIRA –BEJAIA, Faculté de la Technologie, 2004.
- [87].G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [88].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [89]: M. CLERGUE, « Réseaux de Neurones Artificiels »,2015.
- [90].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [91].G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [92].On ne saurait trop recommander la lecture d'un excellent ouvrage, portant sur les réseaux de neurones non bouclés et leur mise en oeuvre pour la classification automatique  
: C. BISHOP, Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, 1995.
- [93].G. DREYFUS, Y. IDAN, "The Canonical Form of Nonlinear Discrete-Time Models",  
Neural Computation Vol. 10, n.1, 1998
- [94].G. Dreyfus, M. Samuelides, J.-M. Martinez, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Hérault, Réseaux de neurones (méthodologies et applications), Eyrolles
- [95].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [96].G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [97].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [98].M. CLERGUE, « Réseaux de Neurones Artificiels »,2015.

- [99] :M. MERAH, « Conception d'un Algorithme d'Apprentissage Tolérant aux Fautes FTBP (application au monitoring de L'électrocardiogramme) », Doctorat Es-Sciences, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran «Mohamed Boudiaf.
- [100] Claude Touzet, livre '' LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS''HAL Id: hal- 01338010, 27 jun 2016.
- [101].Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.
- [102] Mr. Ali DJAIDJA, '' Etude de la classification supervisée des données environnementales à l'aide de réseaux de neurones de fonctions à base radiales'', mémoire de master, université Mohamed Boudiaf - M'sila, 2016.
- [103] M. MEDJILI Fayçal, '' Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande Prédictive non linéaire d'une station de production d'eau froide'', MEMOIRE de MAGISTER, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2010
- [104] AMRANI MOHAMED' 'surveillance de diagnostic d'une ligne de production par les réseaux de neurones artificielles' 'mémoire de magister, université M'HAMED Bougara- Boumerdes, 2010.
- [105] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [106] Belgacem, Amar, Mémoire , magister en informatique, thèse : ''classification des signaux ECG avec un système multi-agent neuronale'',2012
- [107] F. MEDJILI « Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande Prédictive non linéaire d'une station de production d'eau froide » mémoire de magister en automatique, université de annaba 2010.
- [108] [108].S. Haykin. Neural Networks : A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 2nd edition, 1998. 17, 19.
- [109] [109].D.O. Hebb. The Organization of Behavior. A Neuropsychological Theory, 1949. Lawrance Erlbaum Associates. 10, 19.
- [110] [110].G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuel ides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria ''Apprentissage statistique Eyrolles '' ,2004.

## Résumé

Un électrocardiogramme ou ECG est un examen médical courant permettant d'enregistrer l'activité cardiaque. Il est basé sur la mesure des courants électriques traversant l'organe à chacune de ses contractions. Il est très important dans le domaine médical, car il est utilisé pour diagnostiquer les maladies du cœur. Sa modélisation nécessite des techniques non linéaires, nous avons utilisé les cycles limites et les équations différentielles pour la modélisation de ce signal (ECG). Le but dans notre travail est l'obtention de la modélisation de signal ECG par modèle d'état et l'identification de réseau neuronale MLP qui est appliqué sur l'électrocardiogramme ECG.

**Mots-clés :** modélisation, système dynamique non linéaire, électrocardiogramme, modélisation dynamique et réseaux de neurones MLP.

## Abstract:

An electrocardiogram or ECG is a common medical test to record heart activity. It is based on the measurement of electrical currents flowing through the organ at each of its contractions. It is very important in the medical field, as it is used to diagnose heart diseases. Its modeling requires non-linear techniques, we have used limit cycles and differential equations for modeling this signal (ECG). The aim in our work is to obtain the modeling of ECG signal by state model and identification of MLP neural network which is applied on the ECG electrocardiogram.

## المخلص

بعد التخطيط الكهربائي للقلب اختبارا طبيا شائعا لتسجيل نشاط القلب و يعتمد على قياس التيارات الكهربية المتدفقة عبر العضو في كل من انقباضاته. وهو مهم للغاية في المجال الطبي لأنه يستخدم لتشخيص أمراض القلب و يتطلب نمذجة تقنيات غير خطية، ولقد استخدمنا دورات محدودة المعادلات التفاضلية لنمذجة هذه الإشارة (ECG).

كما ان الهدف من عملنا هو الحصول على نموذج الحالة لنمذجة إشارة ECG وتحديد الشبكة العصبية MLP التي يتم تطبيقها على

مخطط الكهربائي للقلب ECG.