

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET
POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة 20 اوت 1955 - سكيكدة

UNIVERSITE 20 AOUT 1955- SKIKDA



Faculté des Sciences
Département de l'informatique

Mémoire Présenté en Vue de l'Obtention d'un Diplôme de master 2

Filière: Informatique

Option: Génie Logiciel Avancé et Application (GLAA)

Intitulé:

Plateforme multi-agent pour la classification des
Signaux ECG

Présenté par:

Ahmed Boutteben Maroua

Membre de Jury:

Mr. Sedari	Président	Université 20 aout 1955- Skikda
M. Beloum	Examineur	Université 20 aout 1955- Skikda
Benoudina Lazhar	Encadreur	Université 20 aout 1955- Skikda

Année universitaire 2021/2022

Remerciements

Nous remercions, du plus profond de notre cœur, Dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage et la volonté d'achever ce travail.

A nos chers parents, de leur confiance, encouragement et de leur sacrifice durant toute la vie nous souhaitons que ce travail soit le fruit de leurs efforts...

Au Docteur Benoudina Lazhar, enseignant au département de l'informatique, chef département pour avoir accepté de diriger ce travail, en nous faisant bénéficier de son expérience, ses conseils et ses encouragements, pour nous avoir laissé beaucoup de liberté, il n'était jamais loin pour nous guider, pour sa disponibilité et ses nombreux conseils.

Nous avons eu la chance et le plaisir d'effectuer ce travail de recherche sous votre direction, notre profond respect et gratitude.

Aux membres de notre jury, pour le grand honneur qu'ils nous font en acceptant de juger ce travail, nous souhaitons que ce travail soit le témoignage de notre reconnaissance, nos profonds respects.

Ainsi à toutes les personnes qui ont contribué pour nous transmettre le savoir scientifique durant toute la durée de nos études universitaire.

A tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la finalisation de ce travail et tous ceux qui ont souhaité nous voir arriver à ce stade.

Dedicace

Avant tous, grâce à Dieu qui nous a aidés durant toutes les années de notre cursus universitaire.

A mes très chers parents:

Tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que je vous porte, ni la gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et les sacrifices que vous n'avez jamais cessé de consentir pour mon instruction et mon bien-être.

J'espère avoir répondu aux espoirs que vous avez fondés en moi. Je vous rends hommage par ce modeste travail en guise de ma reconnaissance éternelle et de mon infini amour. Que Dieu vous prête longue vie afin que je puisse toujours vous combler.

A mon chère marie: M.Bilel.

A mes frères: Nassim et Oussama.

A mes Sœurs: Yasmine et Imane.

A mes petites nièces: Tasnim, Oumaima et Sara.

A tous mes chères collègues de la promotion pour les années qu'on a passées ensemble.

A tous ceux et celles qu'il m'ont aidé de près comme de loin.

Résumé

Résumé

L'électrocardiographie est une représentation graphique de l'activité électrique du cœur par enregistrement des variations des ondes électrique de l'activité de polarisation et de dépolarisation ventriculaire et auriculaires du cœur. L'activité cardiaque constitue l'un des plus importants paramètres déterminant l'état d'un sujet. Elle se traduit par l'apparition de plusieurs ondes sur le tracé de l'électrocardiographe : c'est le signal cardiaque, l'électrocardiogramme ECG. Le signal ECG représente l'activité électrique du cœur et reflète l'état de santé de l'appareil cardiovasculaire. Il contient aussi des informations qui permettent la distinction des maladies cardiovasculaires. Le taux élevé de mortalité dans le monde dû aux problèmes liés au dysfonctionnement de l'appareil cardiaque a poussé les chercheurs à développer des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour un bon diagnostic. Le travail dans ce mémoire présente un ensemble de méthode de classification et de discrimination d'arythmies et d'anomalies cardiaques en utilisant des paramètres pertinents. Les paramètres extraits de la base de données d'arythmies cardiaques MIT-BIH sont utilisés pour mener un ensemble de tests pour évaluer les différents algorithmes proposés pour la classification et la discrimination des arythmies cardiaques. Dans un premier test et dans le but de détecter et classer l'une concerne une arythmie cardiaque appelée L'infarctus du myocarde (IDM) et la deuxième une arythmie cardiaque Fibrillation auriculaire (ACFA) par rapport aux battements normaux, avec « réseau de neurones perceptron multicouche » développé sous environnement MATLAB a été évalué. Finalement, dans un dernier test, le système neuronal multi-agent développé dans le cadre de ce travail a été testé et évalué dans le but de discrimination et de classification d'arythmies. Les résultats obtenus, sont très satisfaisants et encourageants, malgré l'utilisation d'un nombre limité de paramètres pertinents caractérisant le battement cardiaque.

Mots clés : Signal électrocardiographique (ECG), réseaux de neurones (RN), système multi-agents (SMA).

Abstract

Abstract

Electrocardiography is a graphic representation the electrical activity of the heart by recording changes in the electrical waves of ventricular and atrial polarization and depolarization activity of the heart. Cardiac activity is one of the most important parameters determining the state of a subeject.It results in the appearance of several waves on the electrocardiograph plot : it is the cardiac signal, the electrocardiogram ECG. The ECG signal represents the electrical activity of the heart and reflects the health of the cardiovascular system. It also contains information that allows the distinction of cardiovascular disease. The high rate of mortality worldwide due to problems related to cardiac malfunction has prompted researchers to develop techniques for automatic classification of cardiovascular disease for a proper diagnosis. The work in this thesis presents a number of methods for classification and discrimination of cardiac arrhythmias and abnormalities using pertinent parameters. These parameters are related to time intervals and variability which are extracted from ECG signals. The used algorithm to extract such parameters is that which was developed by researchers. The parameters extracted from the MIT-BIH arrhythmias database are then used to carry out a number of experiments to evaluate the different proposed classification and discrimination methods. The first experiment consists and classify one relates to a cardiac arrhythmia called myocardial infarction(IDM) and the second a cardiac arrhythmia atrial fibrillation (ACFA)beats from normal beats using Multilayer perceptron MLP neural network developed in Matlab environment. Finally, in a last experiment, the developed MAS-NN (multi-agent system neural network) was evaluated for the same objective. The obtained results were very satisfactory despite the use of limited number of temporal parameters characterizing the ECG signals.

Keywords: Signal electrocardiographic (ECG), neural networks (NN), multi-agent system (MAS).

رسم القلب الكهربائي هو تمثيل رسومي للنشاط الكهربائي للقلب عن طريق تسجيل التغيرات في الموجات الكهربائية لنشاط الاستقطاب البطيني والأذيني ونقص الاستقطاب للقلب. يعتبر نشاط القلب أحد أهم العوامل التي تحدد حالة الشخص. ينتج عنه ظهور عدة موجات على مخطط تخطيط القلب: انها اشارة القلب، رسم القلب لكهربائي. تخطيط (ECG) القلب هو رسم بياني لنشاط القلب الكهربائي من خلاله يمكن تقييم الحالة الصحية لنظام القلب. كما انه يحتوي على معلومات تسمح بتمييز امراض القلب التي تمثل السبب الرئيسي لارتفاع معدل الوفيات في جميع انحاء العالم. ما حدث الباحثين على تطوير تقنيات لتصنيف امراض القلب وذلك لتقديم التشخيصات السليم. يندرج العمل المنجز في هذه المذكرة MIT في هذا السياق اذ يقدم عدة تجارب تصنيف باستخدام قاعدة بيانات (BIH-). حيث تم الحصول على المعلومات اللازمة من تخطيط القلب بواسطة الخوارزمية المطورة. بعد ذلك تم اجراء التجربة الأولى التي تتمثل تمييز باضطراب النظم MATLAB القلبي يسمى احتشاء عضلة القلب و الثانية في رجفان اذيني من عدد كبير من دقات القلب العادية بواسطة (و الشبكات العصبية الاصطناعية SMA) وخلال العمل المنجز في هذه المذكرة الذي يعتمد على نظام متعدد العملاء () محاولين تحسين النتائج (RNA). على الرغم من كون المعلومات التي تستخدم لوصف كل نبضة قلبية قليلة، كانت النتائج جدا مرضية ومشجعة.

(SMA)، نظام متعدد العملاء (RNA)، الشبكات العصبية الاصطناعية (ECG) كلمات مفتاحية

Table des matières

Introduction générale	01
Chapitre 1 : Etude des signaux ECG.....	03
1.1 Introduction.....	03
1.2 Anatomie du cœur.....	03
1.3 Fonctionnement du cœur :	04
1.4 Activité mécanique cardiaque.....	05
1.5 Activité Electrique du cœur.....	06
1.6 Electrocardiogramme.....	10
1.6.1 Définition	10
1.6.2 Principe de fonctionnement.....	11
1.7 Système de Dérivations électrocardiographiques	11
1.8 Ondes et intervalles de l'ECG.....	14
1.9 Bruits et Artefacts de l'ECG.....	15
1.10 Les Arythmies.....	16
1.10.1 Présentation.....	16
1.10.2 Les Causes d'Arythmies.....	16
1.10.3 Les Types d'Arythmies.....	17
1.11 Méthodes de Détection des Arythmies.....	20
1.11.1 Classification d'arythmie basée sur les types de battement cardiaque.....	20
1.11.2 Classification des arythmies à partir d'une analyse de fréquence puissance.....	21
1.12 Conclusion.....	22
<i>Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones.....</i>	<i>23</i>
<i>2.1 Introduction</i>	<i>23</i>

Table des matières

<i>Définition des réseaux de neurones artificiels(RNA)</i>	23
2.3 Notions de base sur les réseaux de neurones.....	24
2.3.1 <i>Neurone biologie</i>	24
2.3.2 <i>Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique</i>	25
2.4 <i>Architecture des réseaux de neurones</i>	27
2.4.1 <i>Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)</i>	28
2.4.2 <i>Le sréseaux de neurones non bouclés (en Anglais feed forward)</i>	29
2.4.3 <i>Le perceptron Mono- Couche (Perceptron simple)</i>	29
2.4.4 <i>Leperceptron Multi-Couche (en anglais Multi Layer Perceptron)</i>	30
2.4.5 <i>Réseaux de neurones multicouches(MLP)</i>	30
2.4.6. <i>L’algorithme de rétro-propagation du gradient</i>	32
2.5 <i>Méthodes d’apprentissage des réseaux de neurones</i>	34
2.5.1 <i>Apprentissage supervisé</i>	34
2.5.2 <i>Apprentissage par renforcement</i>	35
2.5.3 <i>Apprentissage non supervisé</i>	36
2.6 <i>Règles d’apprentissage</i>	36
2.7 <i>Réseaux de neurones multicouches(MLP)</i>	37
2.8 <i>L’algorithme de rétro-propagation du gradient</i>	39
2.9 <i>L’application des réseaux de neurone</i>	41
2.10 <i>Conclusion</i>	42
<i>Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents</i>	43
3.1 <i>Introduction</i>	43
3.2 <i>Les systèmes multi-agents</i>	43

Table des matières

3.3 Agent:	43
3.4 Environnement	48
3.5 Interaction	49
3.5.1 Les protocoles d'interaction.....	50
3.6 Infrastructure de l'interaction.....	51
3.6.1 La communication.....	51
3.7 Plateformes SMA	53
3.8 Domaine d'applications des systèmes multi-agents.....	54
3.9 Conclusion.....	55
Chapitre 4 : Conception	56
4.1 Introduction.....	56
4.2 Agent UML (AUML).....	56
4.2.1 Les différentes représentations dans Agent UML	56
4.2.2 Le diagramme de protocole.....	56
4.2.3 Le diagramme de classe.....	57
4.3 Conception globale.....	62
4.3.1 Agentification du système.....	62
4.3.2 Architecture générale du système	62
4.3.3 Couche Interface	63
4.3.4 Couche Extraction.....	64
4.3.5 Couche Classification	64
4.3.6 Couche Vote.....	64
4.4 Le réseau de neurones utilisé dans notre travail.....	66

Table des matières

4.5 Conception	66
4.5.1 Le diagramme de classes d'agent.....	67
4.5.2 Le diagramme de protocole d'agent.....	72
4.5.3 Diagramme de cas utilisation.....	77
4.6 Conclusion.....	78
Chapitre 5 : Implémentation.....	79
Introduction.....	79
Outils de développement.....	79
5.3 Langage de programmation.....	79
5.3.1 La plateforme JADE.....	79
5.3.2 La base de données MIT-BIH.....	82
5.3.3 La bibliothèque de créations des réseaux de neurones (RNNs) Opencv	82
5.4 Le laboratoire matriciel MATLAB.....	84
5.5 Développement de l'interface graphique.....	85
5.6 Résultats et analyse.....	91
Conclusion.....	92
Conclusion général	93

Liste des figures

Figure 1.1 : L'anatomie du cœur	04
Figure 1.2 : Circulation sanguine dans le cœur.	05
Figure 1.3 : L'activité électrique du cœur	09
Figure 1.4 : Principe de fonctionnement de l'ECG.	11
Figure 1.5 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.....	12
Figure 1.6 : Dérivations périphériques unipolaires	13
Figure 1.7 : Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6	14
Figure 1.8 : Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique	15
Figure 1.9 : Types d'arythmie en fonction de leur fréquence.....	20
Figure 2.1 : Réseau de neurone artificiel.....	24
Figure 2.2 : Neurone biologique.....	24
Figure 2.3 : Schéma d'une synapse.....	24
Figure 2.4 : Neurone artificiel.....	25
Figure 2.5 : Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones.....	28
Figure 2.6 : Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé.....	28
Figure 2.7 : Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés.....	29
Figure 2.8 : Perceptron de Rosenblatt.....	30
Figure 2.9 : Perceptron multi-couche.....	30
Figure 2.10 : Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.....	31
Figure 2.11 : Schéma conceptuelle de l'apprentissage supervisé.....	34
Figure 2.12 : Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.....	38
Figure 3.1 : Les caractéristiques de l'agent.....	46
Figure 3.2 : Le modèle en couches d'un environnement.....	49
Figure 3.3 : Communication par tableau noir.....	52
Figure 3.4 : Communication Directe (envoi de message).....	53

Liste des figures

Figure 4.1 : Comparaison entre le diagramme de séquence et le diagramme de protocole.....	57
Figure 4.2 : Les différentes interactions concurrentes.....	57
Figure 4.3 : Les différents types de classes agents.....	59
Figure 4.4 : Diagramme de classe Agent Uml	60
Figure 4.5 : Symbole des messages.....	62
Figure 4.6 : Architecture globale du système.....	63
Figure 4.7 : Exemple d'un réseau de neurones utilisé.....	66
Figure 4.8 : diagramme de classe agent administrateur.....	67
Figure 4.9 : diagramme de classe agent Interface.....	68
Figure 4.10 : diagramme de classe agent extraction.....	69
Figure 4.11 : diagramme de classe agent classifieur.....	70
Figure 4.12 : diagramme de classe agent vote.....	71
Figure 4.13 : Diagramme de protocole Authentification.....	72
Figure 4.14 : Diagramme de protocole charger le signal.....	73
Figure 4.15 : Diagramme de protocole extraction.....	74
Figure 4.16 : Diagramme de protocole classer signale.....	75
Figure 4.17 : Diagramme de protocole Vote.....	76
Figure 4.18 : Diagramme de cas utilisation.....	77
Figure 5.1 : Figure définit la plateforme JADE	81
Figure 5.2 : Architecture Logicielle de JADE.....	82
Figure 5.3 : L'interface graphique de l'authentification.....	85
Figure 5.4 : L'interface graphique du notre système.....	86
Figure 5.5 : La phase d'apprentissage.....	86
Figure 5.6 : Le RMA avec les agents de notre système.....	87
Figure 5.7 : Le tracé d'un signal ECG.....	88
Figure 5.8 : Un exemple de classification par notre système. (Résultat Normal).....	89

Liste des figures

Figure 5.9 : Un exemple de classification par notre système. (Fibrillation auriculaire)...**89**

Figure 5.10 : Un exemple de classification par notre système. (Infarctus du myocarde)...**90**

Figure 5.11: L'échange des messages entre les agents de système.....**90**

Liste des tableaux

Tableau 2.1: Les fonctions d'activation.....	27
Tableau 5.1 : Etude comparative des Classifier.....	91

Introduction générale

1. 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.

Ainsi la médecine comme plusieurs autres domaines a bénéficié de cette révolution en informatique particulièrement l'IA. Dans ce contexte, l'informatique est devenu un outil incontournable dans la pratique médicale moderne en générale et comme support d'aide au diagnostic en particulier. Plusieurs techniques de l'IA, de la logique floue (LF), réseaux de neurones (RN), les algorithmes génétiques (AG), sont couramment utilisées aux applications médicales en vue d'améliorer la performance des systèmes d'aide au diagnostic médical.

Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies cardiovasculaires (MCV) sont la première cause de décès aujourd'hui. Plus de 17,7 millions de personnes sont mortes de MCV en 2017 dans le monde entier, ce qui représente environ 31% de tous les décès, et plus de 75% de ces victimes arrive dans des pays à revenu faible ou intermédiaire [1].

Par conséquent, le diagnostic de ces maladies dangereuses semble une tâche vitale. Dans les services de cardiologie au niveau des hôpitaux, le signal électrocardiogramme (ECG) reste encore l'un des outils prédominants et les plus largement utilisés pour le diagnostic et l'analyse des arythmies cardiaques.

En réalité, l'examen ECG est un outil non invasif effectué par le médecin en vue d'explorer le fonctionnement du cœur par l'emploi des électrodes externes mises en contact de la peau. Il s'agit d'un signal qui reflète l'activité électrique

Introduction générale

du cœur.

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

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

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

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

La première étape qui concerne la caractérisation de l'ECG peut être réalisée : Soit dans le domaine temporel afin d'obtenir des caractéristiques morphologiques (telles que la largeur, hauteur et la surface du complexe QRS, variabilité du rythme cardiaque, etc), Soit dans le domaine fréquentiel afin de trouver des changements dans les spectres de puissance du complexe QRS entre les battements normaux et anormaux.

Pour la deuxième étape qui concerne la classification, plusieurs techniques de l'IA ont été développées.

Introduction générale

Dans le cadre de ce travail, nous proposons une approche automatisée pour la classification des arythmies ECG.

Ce mémoire est organisé en 5 chapitres, le premier chapitre concerne la présentation de l'électro-cardiogramme, le deuxième chapitre décrit les réseaux de neurones, le troisième chapitre sur les principes des systèmes multi-agent , puis on abordera le dernier chapitre qui est le système réalisé où on va expliquer en détails les différentes étapes et méthodes utilisées pour le traitement de la problématique.

Chapitre 1 : Etude des signaux ECG

1.1 Introduction

Les pathologies cardiaques sont la cause de mortalité la plus courante dans le monde. Le traitement et le suivi des malades en cardiologie sont coûteux, c'est à la fois un enjeu financier et médical, un défi scientifique qui fait appel aux techniques les plus modernes en traitement du signal, électronique et informatique. Les avancées technologiques doivent permettre la détection des pathologies cardiaques pour aider au diagnostic médical et améliorer le quotidien des malades. Le diagnostic de ces maladies dangereuses semble une tâche vitale. Dans les services de cardiologie au niveau des hôpitaux, le signal électrocardiogramme (ECG) reste encore l'un des outils prédominants et les plus largement utilisés pour le diagnostic et l'analyse des arythmies cardiaques.

Ce chapitre introduit un survol sur les notions et la terminologie de base, concernant l'électrocardiographie, au début on présente une description de l'anatomie du cœur. On passe par la suite à la description de son activité mécanique et électrique focalisant sur l'électrocardiogramme.

1.2 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle strié creux séparé en deux moitiés indépendantes (droite et gauche). Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire; sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse dans tous les tissus. Chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui, à l'état normal, laissent passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces deux valves se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire respectivement. Sur la Figure (1.1), nous pouvons voir l'anatomie du cœur et des vaisseaux associés. Les parois du cœur sont constituées par le muscle cardiaque, appelé myocarde, composé d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques ou cardiomyocytes [1].

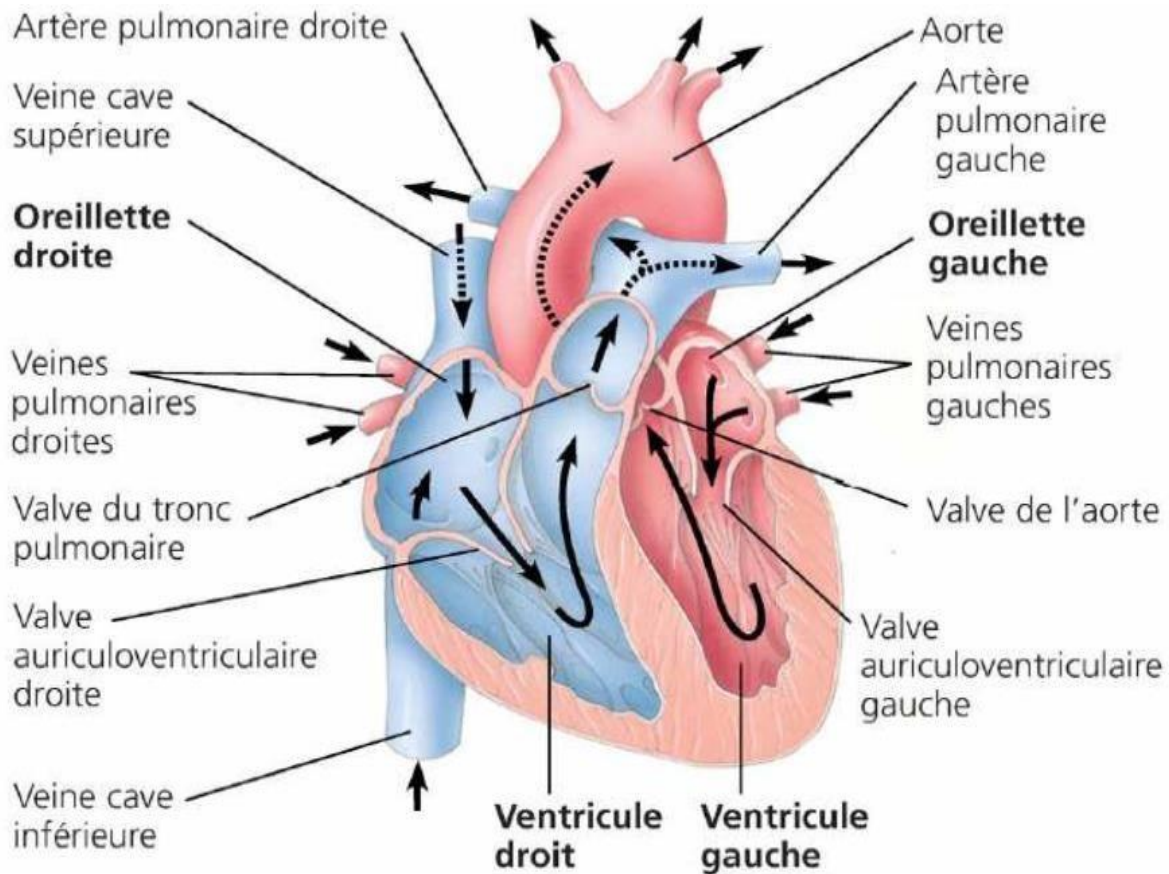


Figure 1.1 : L'anatomie du cœur [02].

1.3 Fonctionnement du cœur :

Pour faire circuler le sang dans le corps, le cœur se contracte et se dilate. Cette action de pompage s'illustre bien par l'alternance du serrement et du desserrement d'un poing. Chaque battement, le cœur expulse du sang dans les artères. C'est ce qui crée le pouls [3].

D'abord, l'oreillette droite se remplit du sang appauvri en oxygène provenant du corps (des muscles, des organes, du cerveau et même du cœur). Lorsque l'oreillette est pleine, elle se contracte. À la contraction, la valvule tricuspide reliant l'oreillette droite et le ventricule droit s'ouvre. Le sang entre alors dans le ventricule droit.

Lorsque le ventricule droit est plein, il se contracte à son tour pour pousser le sang dans les poumons par la valvule pulmonaire.

Les poumons remplacent le dioxyde de carbone présent dans le sang par de l'oxygène. Le sang, maintenant oxygéné, est expulsé vers l'oreillette gauche.

Chapitre 1 : Etude des signaux ECG

Lorsque l'oreillette gauche se contracte, la valvule mitrale reliant cette dernière au ventricule gauche s'ouvre. Ainsi, le sang pénètre dans ce ventricule.

Le ventricule gauche expulse le sang oxygéné par la valvule aortique vers l'aorte, qui alimente le reste du corps.

Le sang riche en oxygène circule dans tout le corps. Enfin, les veines ramènent le sang pauvre en oxygène à l'oreillette droite, qui s'en remplit, et le cycle recommence.

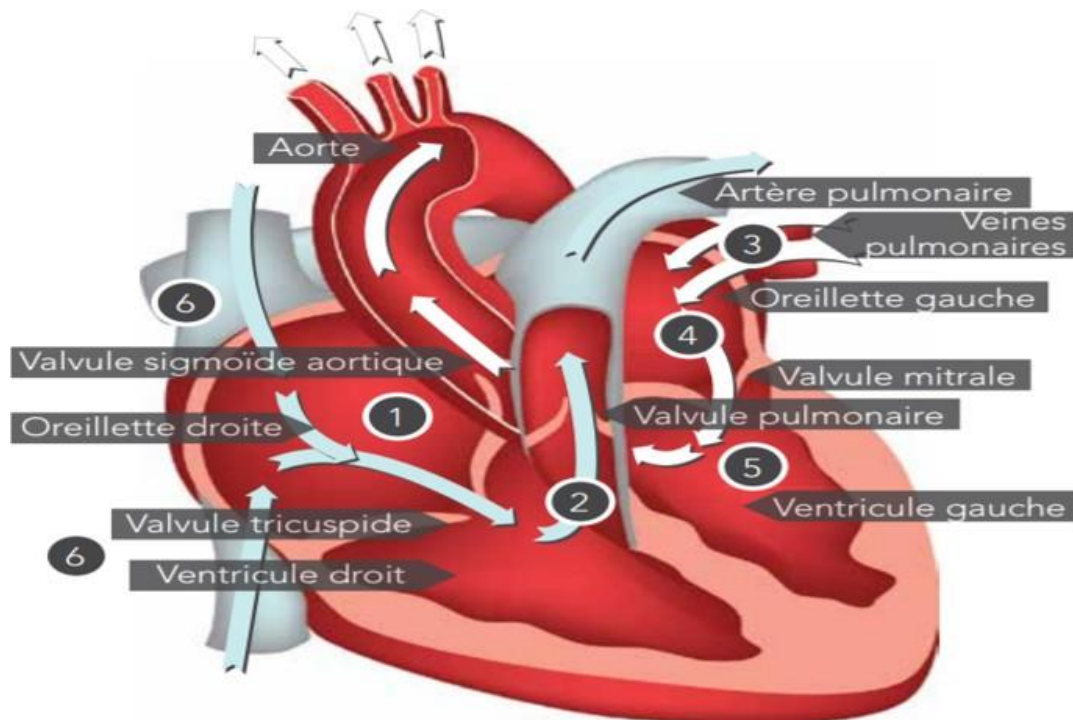


Figure 1.2 : Circulation sanguine dans le cœur.

1.4 Activité mécanique cardiaque

Le cycle de la circulation sanguine se répète infiniment et se divise en deux périodes: la systole et la diastole. La systole est la période correspondant à l'envoi du sang dans la grande et petite circulation. Elle se décompose en trois phases: la systole auriculaire, la contraction ventriculaire iso volumique et la systole ventriculaire [04].

- La systole auriculaire est la contraction des oreillettes quand elles sont remplies de sang.
- La contraction ventriculaire iso volumique commence lorsque les cellules musculaires du

Chapitre 1 : Etude des signaux ECG

myocarde ventriculaire se contractent.

- La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.
- La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang.

Cette période est composée de deux phases: la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.

- La relaxation ventriculaire fait suite à la systole. Les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.
- La phase de repos est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes [1].

1.5 Activité Electrique du cœur

Le mouvement des ions Na^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques (dépolarisation et la repolarisation des cellules) génère une différence de potentiel électrique qui provoque ainsi la contraction et la décontraction respectivement du fibre cardiaque. Dans l'état normal du cœur, la dépolarisation du muscle cardiaque (inversion de la polarité électrique de la membrane par passage actif d'ions Na^+ à travers celle-ci) prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite dans le nœud sinusoïdal. Cette dépolarisation s'effectue d'une manière autonome avec un rythme de 70 à 100 fois par minute, et se propage dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire [5]. Le système spécialisé d'excitation/conduction électrique comprend: le nœud sinusal, les voies spécialisées inter nodales, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de His, appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droites et gauches et les fibres de Purkinje, comme montré sur la Figure (1.3) [1].

L'activité électrique normale du cœur suit la séquence d'activation suivante :

 *Le nœud sinusal (NS) :*

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

Chapitre 1 : Etude des signaux ECG

✚ *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 (environ 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 concède aux oreillettes un temps de vidange plus grand, ce qui optimise la contraction ventriculaire.

Le faisceau de His :

Il est situé dans la partie haute du septum inter ventriculaire 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 branches, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

Les fibres de Purkinje :

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

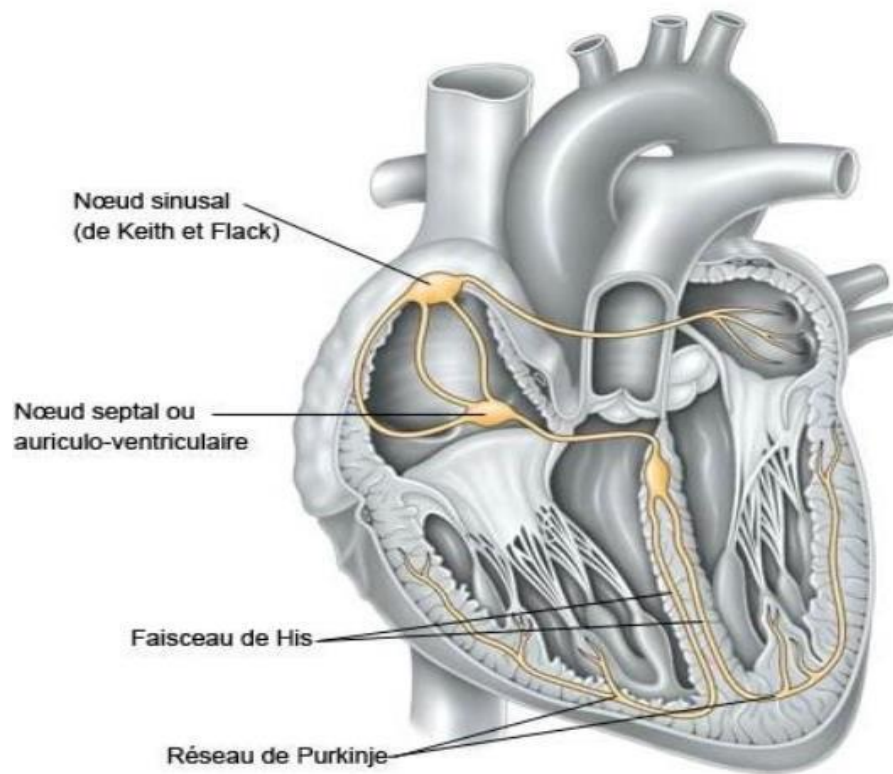


Figure 1.3 : L'activité électrique du cœur [6].

1.6 Electrocardiogramme

1.6.1 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.

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 appareil enregistreur.
- ✚ Un système d'enregistrement graphique.

L'ECG est née en 1887 avec les travaux de Waller [7], 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[8], l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable en pratique cardiologique [8]-[9].

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.

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.

1.6.2 Principe de fonctionnement

Une cellule vivante, lors de transfert ionique entre ses parois, peut être considérée comme un dipôle électrique. Au repos aucune différence de potentiel n'existe, alors et par une représentation vectorielle du potentiel électrique, le vecteur est nul, figure (1.4) Après une stimulation, la polarité des parois se change induisant ainsi une différence de potentiel qui se propage tout au long de la paroi marquée par un vecteur positif (b) qui atteint son maximum lorsque l'impulsion électrique arrive au milieu (c). La fin de la dépolarisation est marquée par un vecteur positif de faible amplitude. Une fois la cellule et dépolarisée le vecteur est nul (d). La repolarisation de la cellule se manifeste par un vecteur négatif (e), qui suit les mêmes étapes que le premier dans le sens opposé (f), figure (1.4)

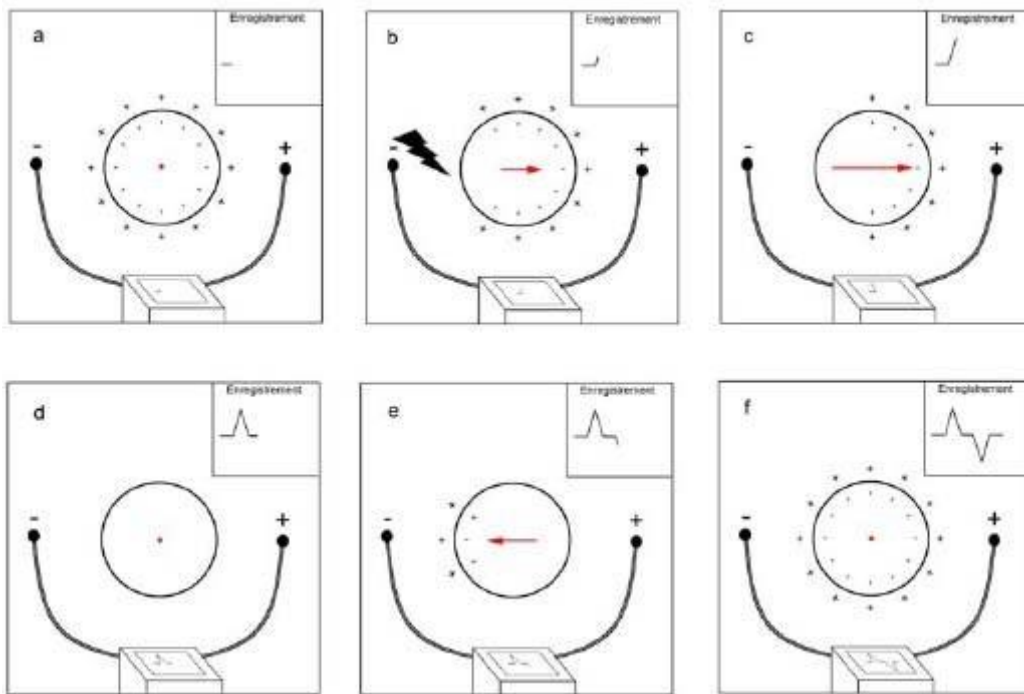


Figure 1.4 : Principe de fonctionnement de l'ECG.

1.7 Système de Dérivations électrocardiographiques

La dérivation en électrocardiographie se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG.

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 [11] :

- ✚ 3 dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres: DI, DII et DIII,
- ✚ 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL et aVF,

- ✚ 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kos sman: V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

1.7.1 Dérivations Périphériques

- **Les dérivations standards dites d'Einthoven:** il s'agit de dérivations bipolaires. C'est-à-dire qu'elles sont mesurées à partir de deux électrodes. Il en existe 3 [12] :

- ✚ I: dérivation positive prise du membre droit (R) vers le membre gauche (L).

- ✚ II: dérivation positive prise du membre droit (R) vers les pieds (F).

- ✚ III: dérivation positive prise du membre gauche (L) vers les pieds (F).

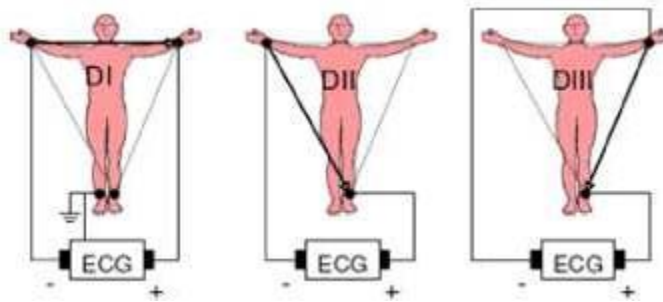


Figure 1.5 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [13].

Les dérivations unipolaires de gold berger: elles utilisent les mêmes électrodes que les dérivations d'Einthoven à ceci près que l'électrode est considérée comme pôle positif vers deux pôles négatifs constitués par les deux autres électrodes [12].

- ✚ aVR (augmented Voltage Right): dérivation positive prise du membre gauche et des pieds(L+F) vers le membre droit (R).

- ✚ aVL (augmented Voltage Left): dérivation positive prise du membre droit et des pieds (R+F)

vers le membre gauche (L).

- ✚ aVF (augmented Voltage Foot): dérivation positive prise des membres gauche et droit (R+L)vers les pieds (F).

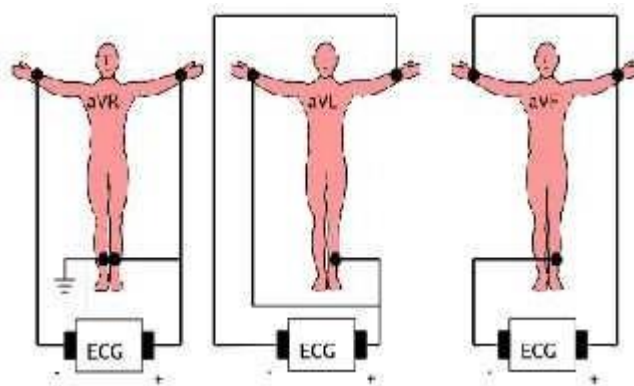


Figure 1.6 : Dérivations périphériques unipolaires [13].

1.7.2 Les dérivations précordiales

Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la Figure (1.7).

Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson.

CES ont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droit et gauche [14].

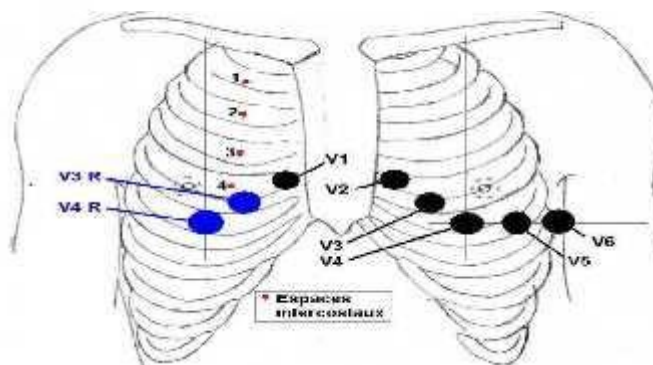


Figure 1.7 : Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6 [10].

1.8 Ondes et intervalles de l'ECG

Le rythme cardiaque normal est composé par des ondes liées en général à des actions

Mécaniques du cœur, elles sont définies comme suit :

-L'onde P : elle représente la dépolarisation auriculaire. Sa durée est de l'ordre de 90 ms.

C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV.

-Le complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

- **L'onde T** : elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS.

-L'intervalle PR : Mesure la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre 120 et 180 ms. La phase de repolarisation ST-T est beaucoup plus longue (300-400 ms) que la phase de dépolarisation ventriculaire (85-95 ms) [13].

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

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

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

- **L'intervalle QT**: Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de

l'onde T. Cet intervalle reflète la durée de la dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine[15].

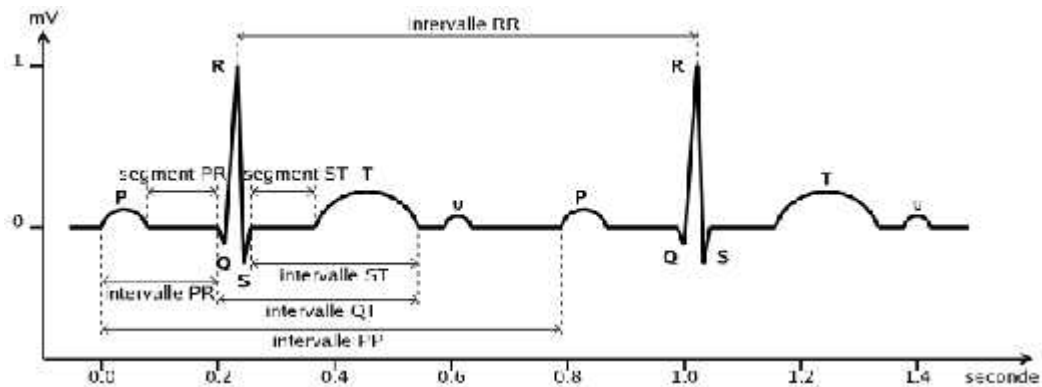


Figure1.8 : Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique [13].

1.9 Bruits et Artefacts de l'ECG

Malheureusement, l'ECG est souvent contaminé par du bruit et des artefacts qui peuvent se situer dans la bande de fréquences considérée et se manifester avec des morphologies similaires à celles de l'ECG lui-même. De manière générale, les contaminants ECG peut être classés comme [16]:

- Brouillage de la ligne d'alimentation : bruit du réseau $50 \pm 0,2$ Hz avec une amplitude allant jusqu'à 50% de la déviation totale
- Décharge ou bruit de contact avec l'électrode : perte de contact entre l'électrode et la peau se traduisant par de brusques changements avec la saturation au niveau de la déviation totale pendant environ 1 seconde sur l'ECG (généralement du fait qu'une électrode est presque ou complètement retirée)
- Artefacts de mouvement du patient sur l'électrode : mouvement de l'électrode loin de la zone de contact sur la peau, entraînant des variations d'impédance entre l'électrode et la

peau, susceptibles de provoquer des variations de l'ECG et se manifestant généralement par des sauts ou des sauts de base rapides. Saturation jusqu'à 0,5 seconde

- Bruit électromyographique (EMG) : activité électrique due à des contractions musculaires d'une durée d'environ 50 ms entre le courant continu et 10 000 Hz, avec une amplitude moyenne de 10% du niveau de densité physique.
- Bruit électro-chirurgical : Bruit généré par d'autres équipements médicaux présents dans l'environnement de soins aux patients à des fréquences comprises entre 100 kHz et 1 MHz, pendant environ 1 à 10 secondes.
- Bruit de quantification et aliasing ;
- Artéfacts de traitement du signal

Bien que chacun de ces contaminants puisse être réduit par une utilisation judicieuse du matériel et une configuration expérimentale, il est impossible d'éliminer tous les contaminants.

1.10 Les Arythmies

1.10.1 Présentation

Un rythme cardiaque irrégulier est une arythmie (également appelée dysrythmie). Les fréquences cardiaques peuvent également être irrégulières. Une fréquence cardiaque normale est de 50 à 100 battements par minute. Les arythmies et les rythmes cardiaques anormaux ne se produisent pas nécessairement ensemble. Les arythmies peuvent survenir avec une fréquence cardiaque normale ou avec des fréquences cardiaques lentes (appelées bradyarythmies² - moins de 50 battements par minute). Des arythmies peuvent également survenir avec des fréquences cardiaques rapides (appelées tachyarythmies - plus rapides que 100 battements par minute) [17].

1.10.2 Les Causes d'Arythmies

Les arythmies peuvent être causées par de nombreux facteurs, notamment :

- Maladie de l'artère coronaire.

- Déséquilibres électrolytiques dans le sang (tels que le sodium ou le potassium).
- Changements dans le muscle cardiaque.
- Blessure d'une crise cardiaque.
- Processus de guérison après une chirurgie cardiaque.
- Des rythmes cardiaques irréguliers peuvent également se produire dans des cœurs complètement normaux et en bonne santé [17].

1.10.3 Les Types d'Arythmies

Les arythmies peuvent être classées de différentes manières, mais il est courant de les classer comme suit :

- ***Contractions auriculaires prématurées*** : Ce sont des battements supplémentaires précoces qui proviennent des oreillettes (chambres hautes du cœur). Ils sont inoffensifs et ne nécessitent pas de traitement.

- ***Contractions ventriculaires prématurées (PVC)*** : Ce sont parmi les arythmies les plus courantes et surviennent chez les personnes avec et sans maladie cardiaque. C'est le

battement de cœur sauté que nous rencontrons tous occasionnellement. Chez certaines personnes, cela peut être lié au stress, à une consommation excessive de caféine ou de nicotine, ou à une activité physique excessive. Mais parfois, les PVC peuvent être causés par une maladie cardiaque ou un déséquilibre électrolytique. Les personnes qui présentent beaucoup de PVC et / ou les symptômes qui leur sont associés doivent être évaluées par un cardiologue. Cependant, chez la plupart des gens, les PVC sont généralement inoffensifs et nécessitent rarement un traitement.

- ***Fibrillation auriculaire*** : La fibrillation auriculaire est un rythme cardiaque irrégulier très fréquent qui provoque une contraction anormale des oreillettes, les cavités supérieures du cœur.

- ***Flutter auriculaire*** : C'est une arythmie causée par un ou plusieurs circuits

rapides dans l'oreillette. Le flutter auriculaire est généralement plus organisé et régulier que la fibrillation auriculaire. Cette arythmie survient le plus souvent chez les personnes souffrant de maladie cardiaque et au cours de la première semaine après une chirurgie cardiaque. Il se transforme souvent en fibrillation auriculaire.

- ***Tachycardie paroxystique supra ventriculaire (PSVT)*** : Une fréquence cardiaque rapide, généralement avec un rythme régulier, provenant du dessus des ventricules. Le PSVT commence et se termine soudainement. Il existe deux types principaux : les tachycardies à trajet accessoire et les tachycardies réentrantes nodales AV [17]

- ***Tachycardies de voie accessoire*** : Une fréquence cardiaque rapide due à une voie ou à une connexion anormale supplémentaire entre les oreillettes et les ventricules. Les impulsions traversent les sentiers supplémentaires ainsi que l'itinéraire habituel. Cela permet aux impulsions de circuler très rapidement dans le cœur, le faisant battre à une vitesse inhabituelle.

- ***Tachycardie nodale réentrante AV*** : Une fréquence cardiaque rapide due à plusieurs voies à travers le nœud AV. Il peut causer des palpitations cardiaques, des évanouissements ou une insuffisance cardiaque. Dans de nombreux cas, il peut être résilié à l'aide de simples manœuvres, telles que l'inspiration et la décélération, et d'autres effectuées par un professionnel de la santé qualifié. Certains médicaments peuvent également arrêter ce rythme cardiaque.

Tachycardie ventriculaire (V-Tach) : Un rythme cardiaque rapide provenant des cavités inférieures (ou ventricules) du cœur. Le rythme rapide empêche le cœur de se remplir de sang de manière adéquate ; par conséquent, moins de sang est capable de pomper à travers le corps. Cela peut être une arythmie grave, en particulier chez les personnes souffrant de maladie cardiaque, et peut être associé à davantage de symptômes. Un cardiologue devrait évaluer cette arythmie.

- ***Fibrillation ventriculaire*** : Un tir irrégulier et désorganisé des impulsions des ventricules. Les ventricules tremblent et sont incapables de se contracter ou de pomper le sang vers le corps. Il s'agit d'une urgence médicale qui doit être traitée avec une réanimation cardio-pulmonaire (RCP) et une défibrillation dès que possible.

- **Syndrome du QT long** : L'intervalle QT est la zone de l'électrocardiogramme qui représente le temps nécessaire pour que le muscle cardiaque se contracte puis se rétablisse, ou que l'impulsion électrique déclenche des impulsions puis se recharge. Lorsque l'intervalle QT est plus long que la normale, une forme de tachycardie ventriculaire représentant un danger de mort, augmente. Le syndrome du QT long est une maladie héréditaire pouvant entraîner la mort subite chez les jeunes. Il peut être traité avec des médicaments anti arythmiques, un stimulateur cardiaque, une cardioversion électrique, une défibrillation, une cardioversion / défibrillateur implanté ou un traitement par ablation.

- **Brady arythmies** : Ce sont des rythmes cardiaques lents, qui peuvent provenir d'une maladie du système de conduction électrique du cœur. Les exemples incluent le dysfonctionnement du nœud sinusal et le blocage cardiaque

- **Dysfonctionnement du nœud sinusal** : Un rythme cardiaque lent dû à un nœud SA (sinus) anormal. Un dysfonctionnement important du nœud sinusal qui provoque des symptômes est traité avec un stimulateur cardiaque.

- **Bloc cardiaque** : Un retard ou un blocage complet de l'impulsion électrique lorsqu'elle se déplace du nœud sinusal aux ventricules. Le niveau du blocage ou du délai peut survenir dans le nœud AV ou le système HIS-Purkinje. Le cœur peut battre de façon irrégulière et, souvent, plus lentement. Si grave, bloc cardiaque est traité avec un stimulateur cardiaque [17].

Les arythmies peuvent également être des catégories selon leur origine en quatre (04) types, comme suit :

- Dans les chambres hautes ou les chambres basses
 - Origine de la chambre basse : arythmie ventriculaire
 - Origine de la chambre haute : origine supra-ventriculaire
- Si l'arythmie augmente ou diminue la fréquence cardiaque
 - Trop vite : tachycardie
 - Trop lent : bradycardie

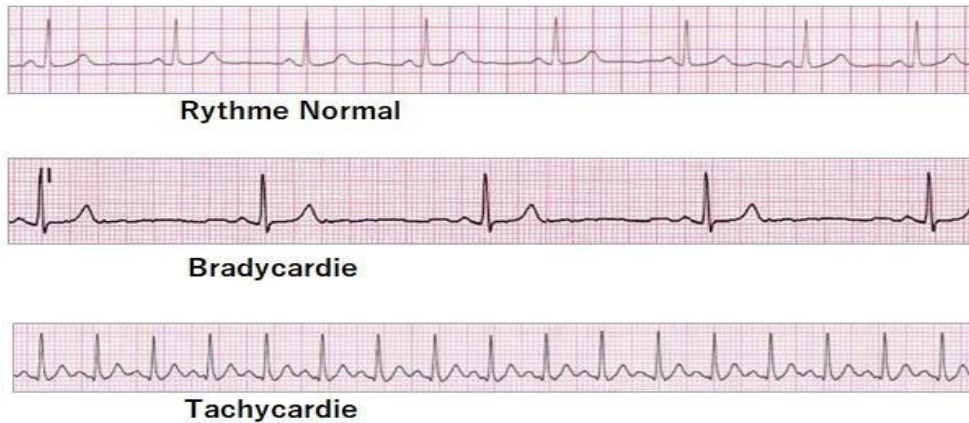


Figure 1.9 : Types d'arythmie en fonction de leur fréquence

1.11 Méthodes de Détection des Arythmies

Un battement anormal se manifeste dans le cas des anomalies de conduction. Si les problèmes de conduction persistent, la morphologie anormale se répète et une arythmie se manifeste, ou l'ECG dégénère en un schéma presque méconnaissable. Il existe trois approches générales pour l'analyse de l'arythmie. Une méthode consiste à effectuer une détection QRS et une classification des battements, en qualifiant une arythmie de quorum d'une série de battements d'un type particulier. L'approche alternative commune consiste à analyser une section de l'ECG qui couvre plusieurs intervalles de battement, à calculer une statistique (telle que la variance ou un rapport de puissance à différentes fréquences) sur laquelle la classification des arythmies est effectuée. Une troisième option consiste à construire un modèle de la dynamique attendue pour différents rythmes et à comparer le signal observé (ou les caractéristiques dérivées) à ce modèle. De telles approches basées sur des modèles peuvent être divisées en méthodes basées sur ECG ou méthodes basées sur des statistiques d'intervalle RR.

1.11.1 Classification d'arythmie basée sur les types de battement cardiaque

Une série de battements anormaux peut être classée comme une arythmie. Par conséquent, tant que des points de référence cohérents peuvent être localisés sur une série de battements, un

simple post-traitement de la sortie d'un classifieur de battements associés à un seuil de fréquence cardiaque peut être suffisant pour identifier correctement de nombreuses arythmies. Par exemple, la tachycardie supra-ventriculaire est la présence prolongée de battements ectopiques supra-ventriculaires, à une vitesse supérieure à 100 bpm.

1.11.2 Classification des arythmies à partir d'une analyse de fréquence-puissance

Parfois, il n'a pas de point de référence identifiable de manière cohérente dans l'ECG et l'analyse des caractéristiques cliniques normales n'est pas possible. Dans de tels cas, il est habituel d'exploiter les modifications des caractéristiques de fréquence présentes pendant les arythmies. Plus récemment, des techniques conjointes d'analyse temps-fréquence ont été appliquées pour tirer parti de la nature non stationnaire du cycle cardiaque. D'autres méthodes intéressantes utilisant des techniques de corrélation entre canaux ont été proposées, parexemple les résultats de l'utilisation d'un arbre de décision et d'un classifieur linéaire sur seulement trois coefficients AR sont prometteurs.

1.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé de l'électrocardiogramme. Nous avons commencé par donner une brève introduction de l'anatomie du cœur, puis présenter l'électrocardiogramme, ses différents types, son déroulement et les différentes ondes et les différents segments et intervalles qui le compose. Enfin, nous avons décrit quelques arythmies cardiaques.

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

Ce chapitre est consacré à l'étude des réseaux de neurones. Cette étude est menée à travers d'abord une description du neurone biologique qui constitue l'origine à partir duquel le développement des réseaux de neurones artificiels s'est fait. Cette description est suivie par une étude détaillée des réseaux de neurones multicouches (MLP) qui sont l'unité de base de l'approche implémentée dans ce travail pour la classification des arythmies cardiaques.

2.1 Introduction

Les réseaux de neurones, à base de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils se révèlent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines limitations des méthodes classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (*neurones*), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes [18].

Ce chapitre est une base théorique portant sur les principales structures de réseaux de neurones, leurs méthodes d'apprentissages ainsi que leurs domaines d'utilisation.

2.2 Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les RNA (ou ANN) constituent une nouvelle approche de modélisation des systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.[19].

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.[20]

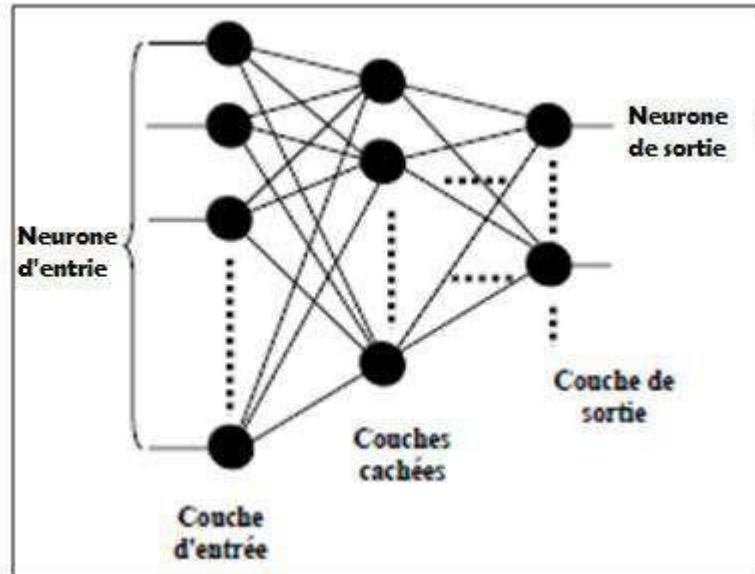


Figure 2.1: Réseau de neurone artificiel.[21]

2.3 Notions de base sur les réseaux de neurones

2.3.1 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.[22]

La fonction est de transmettre un signal électrique dans certaines conditions. Il agit comme un relai entre une couche de neurones et celle qui la suit[23]. Les neurones reçoivent des signaux (impulsions électriques) par les dendrites et envoient l'information par les axones. Les contacts entre deux neurones (entre axone et dendrite) se font par l'intermédiaire des synapses.[28]

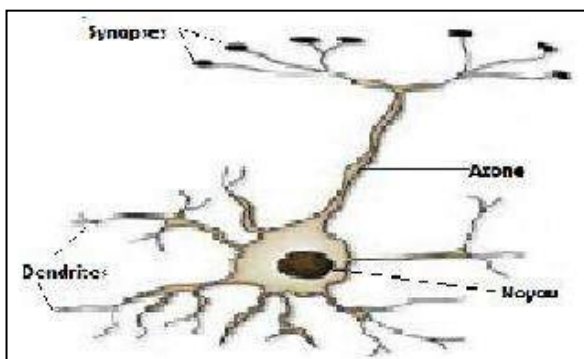


Figure 2.2: Neurone biologique.[24]

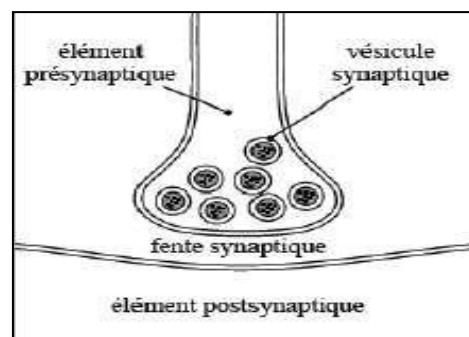


Figure 2.3: Schéma d'une synapse.[22]

2.3.2 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.[23]

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 (2.4)**. A chaque connexion est associé un poids.[22]

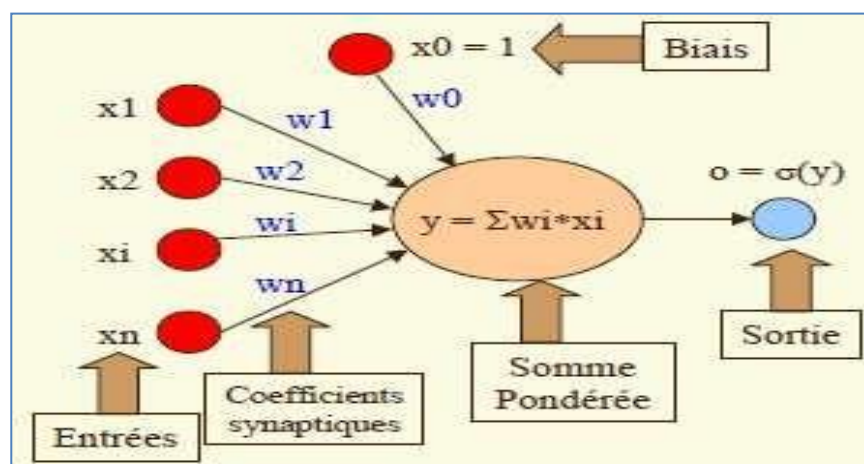


Figure 2.4: Neurone artificiel.[25]

Chapitre 2 :Les Réseaux de neurones

Pour un nombre compris entre $j=1$ et un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées ($x_1, x_2 \dots, x_n$), pondérées par les poids synaptiques (w_1, \dots, w_n), et la comparer à son seuil θ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0.[21]

A chaque connexion est associé un poids .Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases :

✚ La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :[26]

$$Y = f(w_0 + \sum_{i=1}^r w_i X_i) = f(\sum_{i=0}^r w_i X_i) \quad [06] \quad (2.1)$$

✚ Dans la deuxième phase, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état interne du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées tel que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes sont schématisées sur le **Tableau (2.1)**. A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continués, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$. Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, a priori non linéaire (suivant la fonction d'activation f) et bornée, avec des entrées x et paramétrée par les poids.[21]

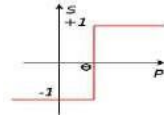
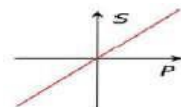

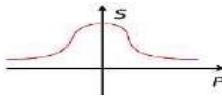
Type	Equation	
Fonction binaire	$s = -1 \text{ si } p \leq \theta$ $s = 1 \text{ si } p \geq \theta$	
Fonction linéaire	$S = AP$	
Fonction sigmoïde	$S = \text{th}(p)$	
Fonction gaussienne	$S = \exp(-p^2 / \sigma)$	

Tableau 2.1: Les fonctions d'activation.[23]

2.4 Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.[26]

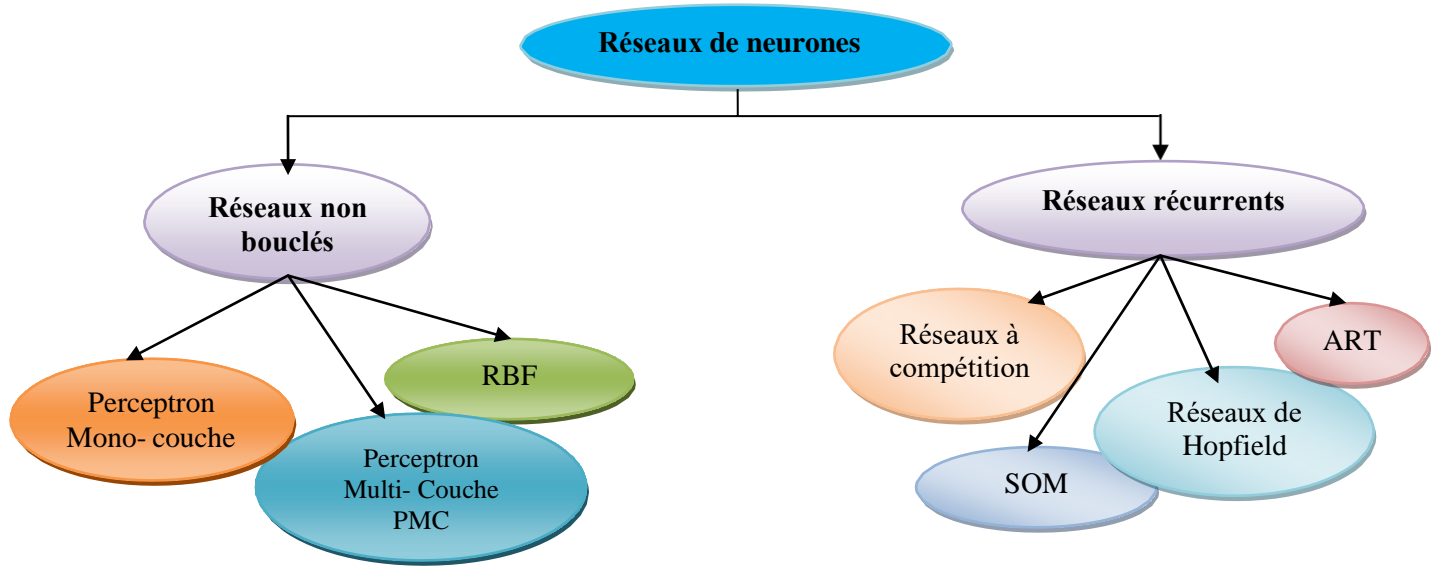


Figure 2.5: Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones.[22]

2.4.1 Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Les réseaux bouclés sont appelés aussi réseaux récurrents ou réseaux dynamiques, ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.[24]

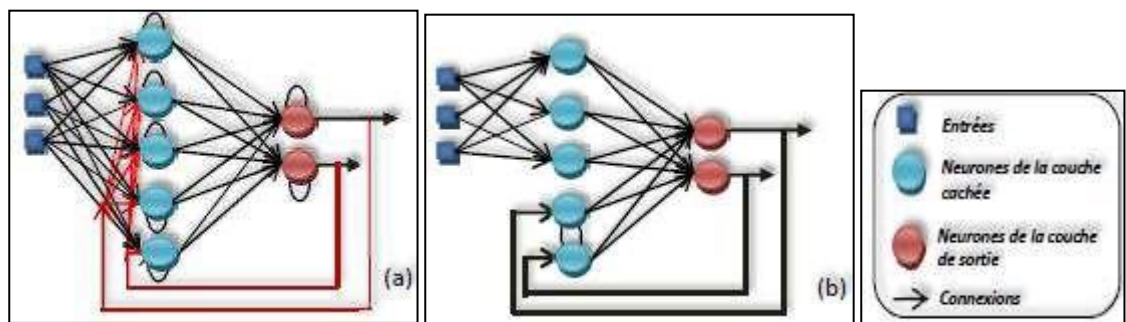


Figure 2.6: Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé :

- a) Réseau récurrent avec des auto connexions,
- b) Réseau récurrent partiellement connecté.[27]

2.4.2 Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

Un réseau de neurones non bouclé (feedforward neural network) suit une logique de traitement de l'information au travers de couches de neurones successives, de l'entrée, vers la sortie, sans retour de l'information en amont les neurones qui effectuent les dernières opérations sont appelés neurones de sortie. Les autres neurones, placés entre les entrées et les neurones de sortie, sont en nombre variable. Ils peuvent s'apparenter à la partie «processeur», effectuant des calculs intermédiaires en parallèle. En conséquence, leur nombre est relatif à la puissance de calcul, ou encore à la capacité à approximer, plus ou moins bien la fonction désirée. Ces neurones sont appelés neurones cachés. Ils sont très souvent organisés parcouche. Les neurones de sortie appartiennent à la couche de sortie, et les neurones cachés s'organisent en plusieurs couches appelées couches cachées figure (2.7).[27]

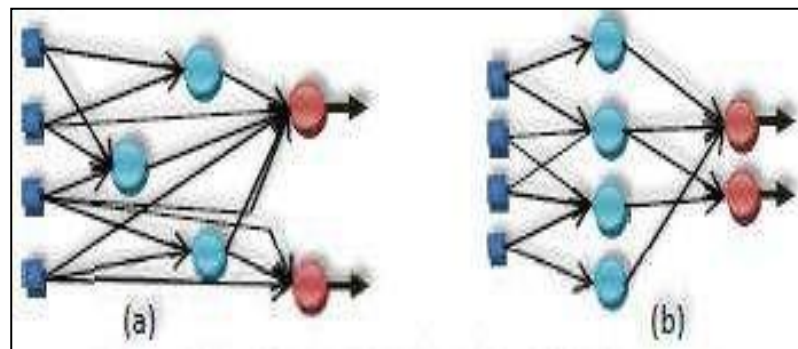


Figure 2.7: Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés, a) Réseau multicouche, b) Réseau multicouche à connexions locales.[27]

2.4.3 Le perceptron Mono- Couche (Perceptron simple)

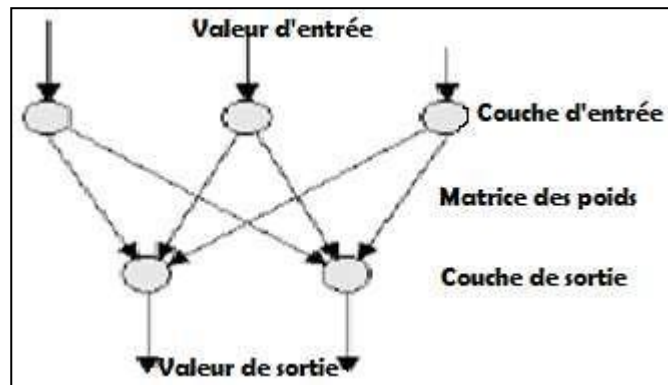


Figure 2.8: Perceptron de Rosenblatt.[24]

2.4.4 Le perceptron Multi- Couche (en anglais Multi Layer Perceptron)

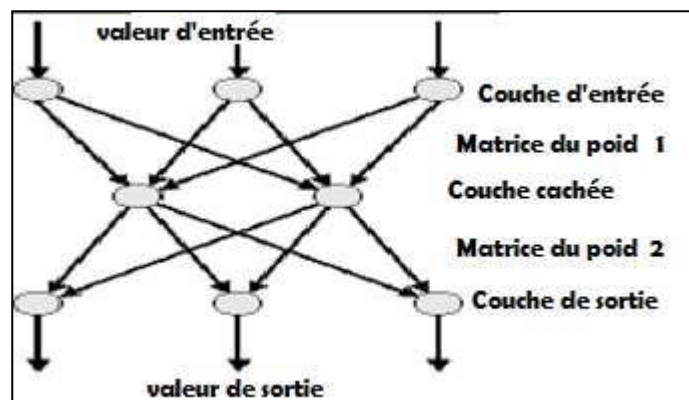


Figure 2.9: Perceptron multicouche.[24]

11. 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 (2.10)

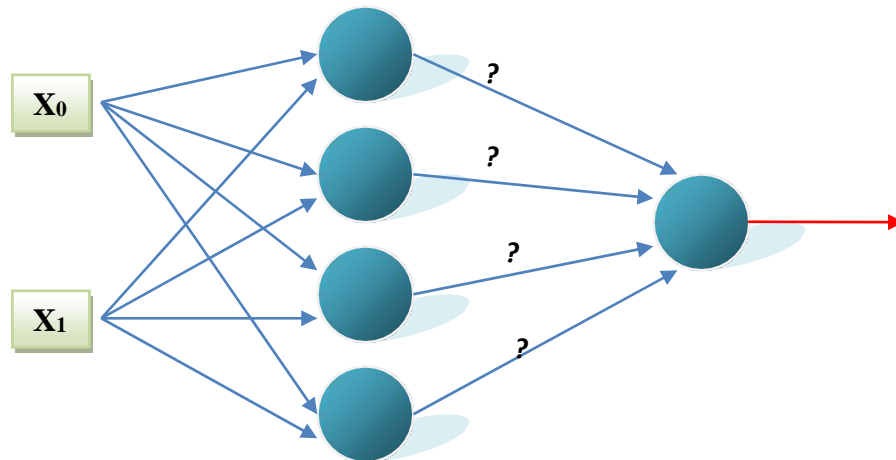


Figure 2.10 : Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

Pour commencer il va falloir choisir un type de neurone pour étudier les réseaux multicouches. L'unité linéaire étudiée précédemment ne nous permettra que de représenter des fonctions linéaires alors qu'il pourrait être plus utile de représenter des fonctions non-linéaires. Le perceptron ne constitue pas non plus un bon choix car sa fonction d'activation n'est pas différentiable. 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 x_0 toujours à 1.

$$\text{sigmoïde}(\vec{w} \cdot \vec{x}) = \frac{1}{1 + e^{-w \cdot x}}$$

On peut utiliser autre fonctions comme la tangente hyperbolique à la place de la fonction sigmoïde ci-dessus (elle a des propriétés assez semblables et est facilement dérivable). Cette unité sigmoïde combinée à d'autres dans un réseau multicouches va nous permettre de représenter des fonctions non-linéaires. Nous pourrons ainsi surmonter les limites du perceptron, à savoir la séparabilité linéaire des points. La fonction sigmoïde ci-dessus prend ses valeurs entre 0 et 1 de plus la dérivée de la fonction sigmoïde est très simple (appelons σ la fonction sigmoïde pour la suite) :

$$\frac{\partial \sigma(x)}{\partial x} = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x))$$

12. 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 :

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in \text{Exemples}} \sum_{k \in \text{sorties}} (\text{cible}_{kd} - \text{sortie}_{kd})^2$$

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

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'avions 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 [29].

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_{ji} .

Pour chaque e **dans** exemple :

calculer la sortie de chaque neurone du réseau

Pour chaque unité k **dans** les neurones de sortie :

→ calculer le terme d'erreur $\delta_k = sortie_k \cdot (1 - sortie_k) \cdot (cible_k - sortie_k)$

Pour chaque unité h **dans** neurones cachés :

→ calculer le terme d'erreur $\delta_h = sortie_h \cdot (1 - sortie_h) \cdot \sum_{k \in \text{Sorties}} w_{kh} \cdot \delta_k$

Pour chaque poids du réseau w_{ji} :

→ mettre à jour les poids $w_{ji} = w_{ji} + \eta \cdot \delta_j \cdot x_{ji}$

Cet algorithme est spécifique aux réseaux de neurones à 1 couche cachée avec des unités sigmoïdes comme nous les avons décrites précédemment. On peut facilement l'adapter à un nombre quelconque de couches cachées et pour des unités à fonction d'activation différentiables [29]

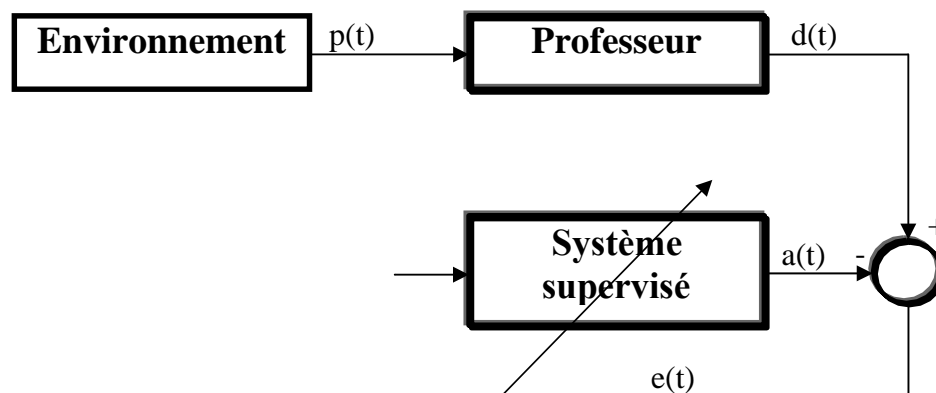
On remarque que l'algorithme n'utilise que des données que nous possédons : il calcule en premier toutes les sorties (nous avons les entrées x), puis calcule l'erreur sur la dernière couche, comme nous l'avons fait pour un neurone simple, et seulement après il s'occupe de la couche cachée. Si l'on étendait 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 [29][30][31].

2.5 Méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones

2.5.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage dit supervisé est caractérisé par la présence d'un «professeur» qui possède une connaissance approfondie de l'environnement dans lequel évolue le réseau de neurones. En pratique, les connaissances de ce professeur prennent la forme d'un ensemble de Q couples de vecteurs d'entrée et de sortie que nous noterons $\{(p_1, d_1), (p_2, d_2), \dots, (p_Q, d_Q)\}$, où p_i désigne un stimulus (entrée) et d_i



la cible pour ce stimulus, c'est-à-dire les sorties désirées du réseau. Chaque couple (p_i, d_i) correspond donc à un cas d'espèce de ce que le réseau devrait produire (la cible) pour un stimulus donné. Pour cette raison, l'apprentissage supervisé est aussi qualifié d'apprentissage par des exemples. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la **figure (2.11)** [32]

Figure 2.11 : Schéma conceptuelle de l'apprentissage supervisé

La règle d'apprentissage compétitif qui ne concerne qu'un seul neurone. Son principe est

L'environnement est inconnu par réseau. Celui-ci produit un stimulus p qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau. Grâce à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée $d(t)$ pour ce stimulus. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée par soustraction avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur $e(t)$ qui est réinjecté dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur. Autrement dit, la connaissance de l'environnement par le professeur est graduellement transférée vers le réseau jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt. Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome.

Sa limitation est que sans professeur pour fournir les valeurs cibles, il ne peut d'aucune façon apprendre de nouvelles stratégies pour de nouvelles situations qui ne sont pas couvertes par les exemples d'apprentissage.

2.5.2 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement permet de contourner certaines des limitations de l'apprentissage supervisé. Ce type d'apprentissage est inspiré des travaux en psychologie expérimentale qui à permettre de composer des règles d'apprentissage utiles.

Lorsqu'une action (décision) prise par le réseau engendre un indice de satisfaction positif, alors la tendance du réseau à prendre cette action doit être renforcée. Autrement, la tendance à prendre cette action doit être diminuée. En pratique, l'usage de L'apprentissage par renforcement est complexe à mettre en œuvre. Il importe cependant de bien comprendre la différence entre ce type d'apprentissage et l'apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé dispose d'un signal d'erreur qui non seulement permet de calculer un indice de satisfaction comme par exemple l'erreur quadratique moyenne, mais permet aussi d'estimer le gradient local qui indique une direction pour l'adaptation des poids synaptiques. C'est cette information fournie par le professeur qui fait toute la différence. Dans l'apprentissage par renforcement, l'absence de signal d'erreur rend le calcul de ce gradient impossible. Pour estimer le gradient, le réseau est obligé de tenter des actions et d'observer le résultat, pour éventuellement inférer une direction de changement pour les poids synaptiques.

Pour ce faire, il s'agit alors d'implanter un processus d'essais et d'erreurs tout en retardant la

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

récompense offerte par l'indice de satisfaction.

Ainsi, on introduit deux étapes distinctes : une d'exploration où l'on essaie des directions aléatoires de changement, et une d'exploitation où l'on prend une décision. Ce processus en deux étapes peut ralentir considérablement l'apprentissage. De plus, il introduit un dilemme entre le désir d'utiliser l'information déjà apprise à propos du mérite des différentes actions, et celui d'acquérir de nouvelles connaissances sur les conséquences de ces décisions pour, éventuellement, mieux les choisir dans le futur. [32]

2.5.3 Apprentissage non supervisé

Aussi appelé 'auto-organisée'. Elle est caractérisée par l'absence complète du professeur, c'est à dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des stimuli, et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant les stimuli de l'environnement à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver, il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. A la fin de l'apprentissage, le réseau ayant développé une habilité à former des représentations internes des stimuli de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires. [32]

L'apprentissage non-supervisé s'appuie généralement sur un processus compétitif permettant d'engendrer un modèle où les poids synaptiques des neurones représentent des prototypes de stimuli.

2.6 Règles d'apprentissage

La règle de HEBB

Cette règle vue dans le livre « Organisation of BEHAVIOR » en 1949. Elle permet de modifier la valeur des poids synaptiques en fonction de l'activité des unités qui les relient. Le but principal est le suivant : si deux unités s'activent en même temps la connexion qui les lie est renforcée (c'est une connexion excitatrice) sinon elle est affaiblie (c'est une connexion inhibitrice).

La règle delta

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

Cette règle basée sur le calcul de la différence entre la valeur de la sortie et la valeur désirée pour ajuster les poids synaptiques. Elle emploie une fonction d'erreur, nommée « la moindre carré moyen », basée sur les différences utilisées pour l'ajustement des poids.

Alors son but est de faire évoluer le réseau vers le minimum de cette fonction d'erreur de regrouper les données en catégorie. Les neurones similaires vont donc être rangés dans une même classe en se basant sur des corrélations des données et seront représentés par un seul neurone.

L'architecture d'un tel réseau possède une couche d'entrée et une couche de compétition.

Une forme est présentée à l'entrée du réseau. Elle est projetée ensuite, sur chacun des neurones de la couche compétitive. Le neurone gagnant est celui qui possède un vecteur de poids le plus proche de la forme présentée en entrée. Chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée et aux autres cellules de sortie (c'est une connexion inhibitrice) ou à elle-même (c'est une connexion excitatrice). La sortie dépend alors de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.[33]

La rétro-propagation du Gradient

Cette règle consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle. On cherche à minimiser une fonction d'erreur (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue), en suivant les lignes de plus grande pente. Une fonction d'erreur rapportée à une dimension peut se représenter ainsi :

On peut se représenter la descente du gradient comme une bille que l'on poserait sur la courbe, et qui descendrait logiquement la pente (le gradient représente la pente selon chaque dimension).

L'inconvénient de cette méthode est qu'elle va s'arrêter dans le premier minimum local rencontré.

C'est pourquoi diverses améliorations ont été apportées. Diverses solutions permettant de sortir des minima locaux, visant à modifier l'allure locale de l'hyper surface d'erreur seront détaillées dans la section qui suit.

2.7 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

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

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 (2.12)

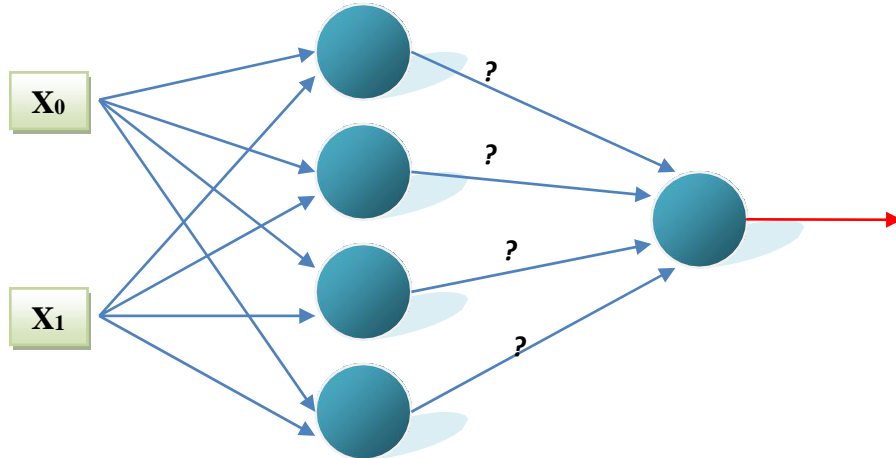


Figure 2.12 : Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

Pour commencer il va falloir choisir un type de neurone pour étudier les réseaux multicouches. L'unité linéaire étudiée précédemment ne nous permettra que de représenter des fonctions linéaires alors qu'il pourrait être plus utile de représenter des fonctions non-linéaires. Le perceptron ne constitue pas non plus un bon choix car sa fonction d'activation n'est pas différentiable. 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 x_0 toujours à 1.

$$\text{sigmoïde}(\vec{w} \cdot \vec{x}) = \frac{1}{1 + e^{-\vec{w} \cdot \vec{x}}}$$

On peut utiliser autre fonctions comme la tangente hyperbolique à la place de la fonction sigmoïde ci-dessus (elle a des propriétés assez semblables et est facilement dérivable). Cette unité sigmoïde combinée à d'autres dans un réseau multicouches va nous permettre de représenter des fonctions non-linéaires. Nous pourrons ainsi surmonter les limites du perceptron, à savoir la séparabilité linéaire des points. La fonction sigmoïde ci-dessus prend ses valeurs entre 0 et 1 de plus la dérivée de la fonction sigmoïde est très simple (appelons σ la fonction sigmoïde pour la suite) :

$$\frac{\partial \sigma(x)}{\partial x} = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x))$$

2.8 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 :

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in \text{Exemples}} \sum_{k \in \text{sorties}} (\text{cible}_{kd} - \text{sortie}_{kd})^2$$

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones

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'avions 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 [29].

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_{ji} .

Pour chaque e dans exemple :

calculer la sortie de chaque neurone du réseau

Pour chaque unité k **dans** les neurones de sortie :

→ calculer le terme d'erreur $\delta_k = sortie_k \cdot (1 - sortie_k) \cdot (cible_k - sortie_k)$

Pour chaque unité h **dans** neurones cachés :

→ calculer le terme d'erreur $\delta_h = sortie_h \cdot (1 - sortie_h) \cdot \sum_{k \in \text{Sorties}} w_{kh} \cdot \delta_k$

Pour chaque poids du réseau w_{ji} :

→ mettre à jour les poids $w_{ji} = w_{ji} + \eta \cdot \delta_j \cdot x_{ji}$

Cet algorithme est spécifique aux réseaux de neurones à 1 couche cachée avec des unités sigmoïdes comme nous les avons décrites précédemment. On peut facilement l'adapter à un nombre quelconque de couches cachées et pour des unités à fonction d'activation différentiables [29].

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 [29][30][31].

2.9 L'application des réseaux de neurone

Les réseaux de neurones servent dans aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. On peut citer par exemples :

- ✓ Autopilotage des avions.
- ✓ Système de guidage des automobiles.
- ✓ Lecture automatique des chèques bancaires et d'adresses postales.
- ✓ Production des systèmes de traitement signal et pour la synthèse de la parole.
- ✓ Les réseaux de neurones ils sont utilisés aussi pour les systèmes de vision par ordinateur.
- ✓ Ils sont utilisés en robotique et en télécommunication.
- ✓ Ils sont aussi utilisés dans les domaines de finance [33].

2.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé d'introduire la notion de réseau de neurones artificiel en prenant comme point de départ la modélisation du neurone biologique puis en présentant l'architecture des réseaux de neurones les plus utilisées, ensuite nous avons défini la notion d'apprentissage et expliquer ses trois principales méthodes, après cela nous avons parlé de quelques-unes des nombreuses applications des réseaux de neurones.

Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents

Ce chapitre se veut une introduction au concept d'agent pour établir les bases de ce mémoire. Une définition du concept d'agent est d'abord donnée, suivie par une présentation de quelques architectures d'agents. Finalement, les systèmes multi-agents sont introduits et décrits d'une manière succincte.

3.1 Introduction

Les systèmes multi-agents représentent un paradigme de programmation où le programme est modélisé comme un ensemble d'agents autonomes en interaction. Ce paradigme est considéré parmi les paradigmes les plus adaptés pour le développement de systèmes complexes (comme la simulation des phénomènes sociaux et biologiques). Récemment, ce paradigme est combiné avec les systèmes normatifs afin de gouverner les comportements des agents. Ainsi, les systèmes multi-agents normatifs ont été apparus.

Dans ce chapitre, nous allons introduire les concepts de base des systèmes multi-agents.

3.2 Les systèmes multi-agents

La définition de Ferber [34] met l'accent sur plusieurs composants de systèmes multi-agents comme, l'environnement, les agents, les objets et les relations. Cependant, on peut remarquer que les relations entre ces composants n'est pas claire. Par exemple, un environnement est généralement modélisé par les objets d'un système. En conséquence, ces deux composants représentent le même concept avec deux points de vue différents. Dans ce contexte, Demazeau [35] propose l'approche VOYELLE, qui consiste à une décomposition de systèmes multi-agents en quatre dimensions : l'environnement (E), l'agent (A), l'organisation (O) et l'interaction (I). Cette décomposition présente l'avantage de présenter les composants d'un système multi-agents de façon simple et dans un framework unifié [38]. Dans le cadre de ce mémoire, nous adoptons l'approche VOYELLE pour présenter les composants essentiels d'un SMA.

3.3 Agent:

Dans la littérature spécialisée, il n'y a pas une définition unique du concept « agent ». En fait, dans un article célèbre, Franklin et Graesser [36] présentent une liste de définitions les plus acceptées par les spécialistes du domaine des SMA. L'une de ces définitions est celle proposée par Ferber [34]: « *Un agent est une entité autonome, réelle ou abstraite, qui est capable d'agir sur elle-même et sur son environnement, qui, dans un univers multi-agents, peut communiquer avec d'autres agents, et dont le comportement est la conséquence de ses observations, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents* ».

D'autre part, Wooldridge [37] introduit une autre définition: « *Un agent est un programme informatique qui est situé dans un environnement et qui est doté de comportements*

autonomes (actions) lui permettant d'atteindre, dans cet environnement, les objectifs qui lui ont été fixés à sa conception ». En fait, cette définition met l'accent sur les caractéristiques de l'agent. Selon Wooldridge, on distingue deux notions de l'agent [37]:

- *La notion faible* : est une entité matérielle ou logicielle caractérisée par :
 - L'autonomie : l'agent est capable de fonctionner sans l'intervention des autres agents ou de l'opérateur humain.
 - La réactivité : l'agent est capable de percevoir son environnement et de réagir en temps voulu aux différents changements qui se produisent.
 - La proactivité : la capacité de l'agent de prendre l'initiative en démontrant des comportements orientés objectifs.
 - La sociabilité : dans ce cas, l'agent est capable de communiquer avec d'autres agents en utilisant un langage de communication.

La notion forte : en plus de propriétés mentionnées, la notion forte de l'agent exige des caractéristiques inspirées de l'être humain pour améliorer les caractéristiques des agents comme, les émotions et les connaissances.

Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents

Il est important de noter qu'il n'est pas obligé de trouver toutes ces caractéristiques des agents dans tous les types d'agents. Selon le type d'agent, certaines caractéristiques sont considérées plus importantes que les autres. En plus, il existe des caractéristiques optionnelles qui caractérisent des types spécifiques des agents, comme [38] :

- La mobilité : la capacité de l'agent de se déplacer dans réseau.
- La véracité : l'agent ne communique pas de fausses informations.
- La bienveillance : si l'agent ne possède des buts contradictoire.
- La rationalité : l'agent peut atteindre ses objectifs avec le moindre coût.

La figure 1 présente les caractéristiques mentionnées.

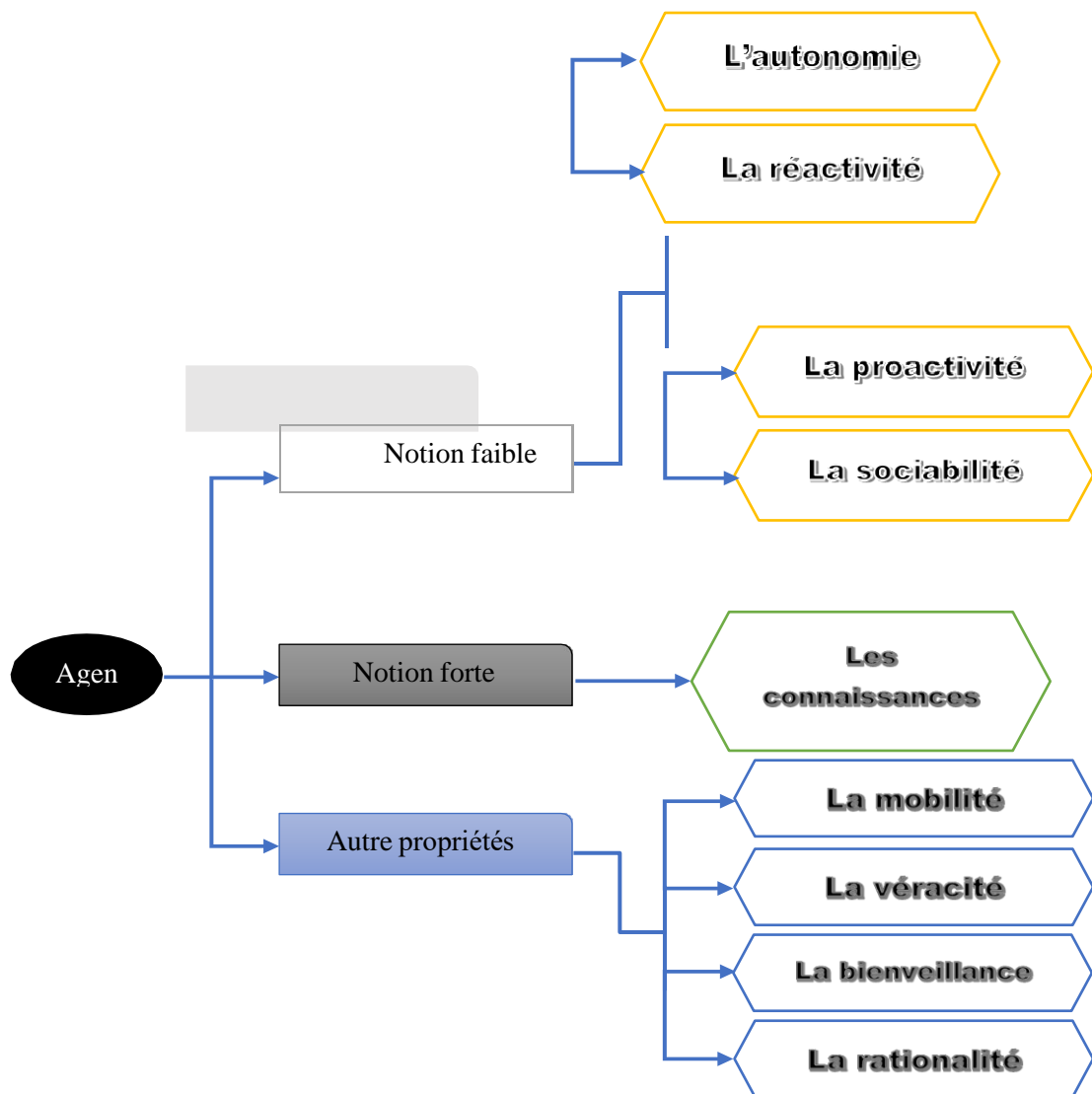


Figure 3.1: Les caractéristiques de l'agent [39].

Bien entendu, on peut prendre n'importe quelle caractéristique parmi ces caractéristiques comme un critère de classification des agents. Cependant, le critère le plus utilisé est le critère de granularité. Selon ce critère, on distingue trois types d'agents [38] :

L'agent cognitif : est un agent possède une représentation explicite de son environnement et des autres agents. En plus, les agents de ce type capable de planifier et raisonner sur leurs comportements et actions passés pour atteindre leurs objectifs. Généralement, les SMA de ce type comportent un petit nombre d'agents hétérogènes [40].

- L'agent réactif : par contre aux agents cognitifs, les agents de cette catégorie

ont des comportements simples. Un agent réactif ne possède ni une représentation de son environnement, ni la capacité de raisonnement. En plus, les SMA réactifs comportent un grand nombre d'agents homogènes [38].

L'agent hybride : cette catégorie représente les agents qui possèdent les caractéristiques des agents cognitifs et des agents réactifs à la fois. Généralement, ces agents sont conçus en couches, sachant que les couches supérieures assurent des comportements cognitifs et les couches inférieures sont responsables de réactions réactifs [41].

Le concept le plus important dans le cadre des SMA c'est l'agent, par ces caractéristiques et type.

3.3 Environnement

L'environnement est l'un des concepts de base les très importants dans les SMA. En fait, l'agent est défini comme une entité qui peut agir, perçoit, communique, et située dans un environnement. En conséquence, la situation dans un environnement est une caractéristique importante de l'agent. Ainsi, un agent manipule les objets passifs qui représentent l'environnement. Généralement, un environnement dispose d'une métrique [42].

La notion de l'environnement peut désigner plusieurs « concepts » différents comme, les objets du système multi-agents, les objets de l'environnement de développement et/ou l'environnement métrique. Cette confusion est due principalement aux fonctions implicites de ce concept. En conséquence, on peut modéliser l'environnement par une modèle en couche [43] : la couche la plus basse représente le niveau matériel, la deuxième couche pour la plateforme logicielle et dans la dernière couche on peut trouver l'environnement logique du système. La figure (3.2) illustre la représentation en couches de l'environnement.

Finalement, on distingue plusieurs caractéristiques d'un environnement [38]:

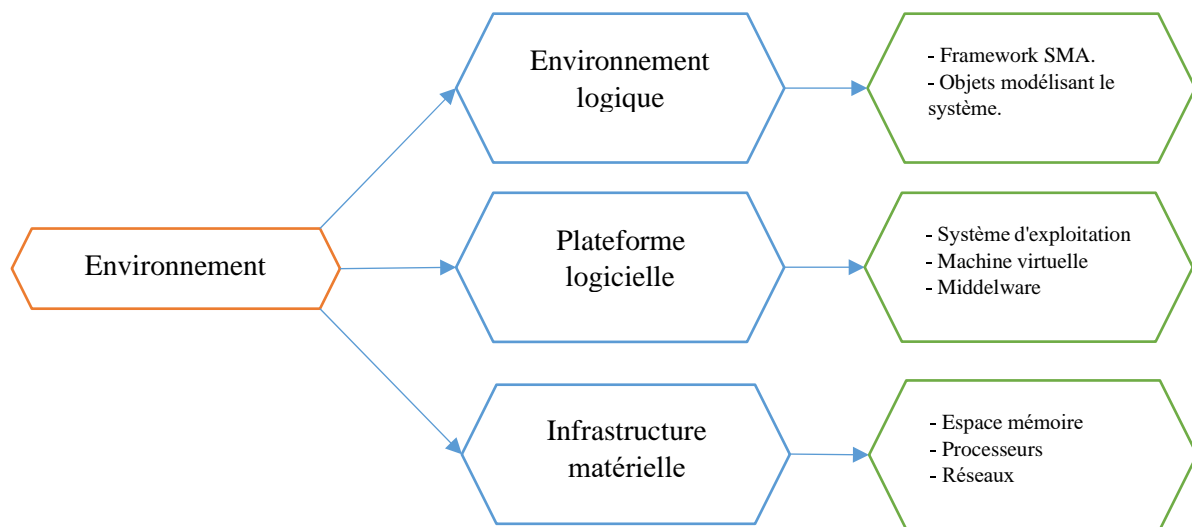


Figure 3.2: Le modèle en couches d'un environnement [43].

- L'accessibilité : Un environnement est dit accessible si il y a une possibilité d'accéder à son état intégral, sinon l'environnement est inaccessible.
- Le déterminisme : dans un environnement déterministe le passage d'un état vers un autre état avec les mêmes conditions conduit à un résultat unique. D'autre part, dans l'environnement indéterministe les résultats peuvent être différents, même si les conditions sont les mêmes.
- Le dynamisme : on dit un environnement est dynamique s'il est changé sans l'intervention d'un agent. Par contre, dans un environnement statique le changement se produit seulement par les actions des agents.
- La continuité : la différence entre un environnement continu et discret lié au nombre d'actions et de perceptions dans ce dernier. Si est illimité donc l'environnement est continu, sinon il est discret.

3.5 Interaction

Le concept d'interaction est l'un des aspects les plus importants des SMA, dans la mesure où il permet de relier les agents qui peuvent échanger des informations et s'influencer afin de constituer un système. Ces interactions sont généralement définies comme toute forme d'action exécutée au sein du système d'agents et qui a pour effet de modifier le comportement d'un autre agent. Elles permettent aux agents de participer à la satisfaction d'un but global. Cette participation permet au système d'évoluer vers un de ses objectifs et d'avoir un comportement intelligent indépendamment du degré de complexité des agents qui le composent.

En général, les interactions sont mises en œuvre par un transfert d'informations entre agents ou entre l'environnement et les agents, soit par perception, soit par communication. Par la perception, les agents ont connaissance d'un changement de comportement d'un tiers au travers du milieu. Par la communication, un agent fait un acte délibéré de transfert d'informations vers un ou plusieurs autres agents. L'interaction peut être décomposée en trois phases non nécessairement séquentielles:

- La réception d'informations ou la perception d'un changement.
- Le raisonnement sur les autres agents à partir des informations acquises.
- Une émission de message(s) ou plusieurs actions (plan d'actions) modifiant l'environnement. Cette phase est le résultat d'un raisonnement de l'agent sur son propre savoir-faire et celui des autres agents.[44]

3.5.1 Les protocoles d'interaction

L'interaction entre les agents est plus qu'un simple échange de messages [44]: un des aspects d'interaction montre une conversation basée sur un échange partagé et conventionné de messages.

Les conversations entre agents dans les SMA sont souvent structurées selon des schémas typiques appelés protocoles d'interaction.

Les protocoles d'interaction permettent de décrire explicitement des enchaînements conversationnels lors des communications entre les agents. Ils représentent un schéma commun de conversation utilisé pour exécuter une tâche, une stratégie de haut niveau gouvernant les interactions entre les agents tout en permettant de faciliter leur dialogue. Un protocole précise qui peut dire quoi à qui et les réactions possibles à ce qui est dit.

Les protocoles d'interaction permettent de définir des séquences causales des messages communiqués entre les agents et décrivent comment les agents doivent réagir aux messages reçus durant les interactions. Les aspects de ces protocoles d'interaction diffèrent selon les types des agents (agents concurrents ou agents à des buts communs).

Il existe différents types de protocoles d'interaction, on cite :

- Les protocoles de coordination.
- Les protocoles de coopération.
- Les protocoles de négociation, ainsi que.
- Les mécanismes du commerce électronique.

Les protocoles d'interaction peuvent être modélisés en utilisant différents formalismes tels que :

- Les graphes état transition.
- Les graphes de raisonnement.
- Les réseaux de pétri.
- Les langages formels.
- Les langages de description de protocoles.

Les systèmes multi agents s'intéressent aux comportements collectifs produits par ces interactions selon plusieurs schémas d'interactions.

3.6 Infrastructure de l'interaction

L'implémentation de l'interaction exige une infrastructure incluant des langages de communication et des protocoles d'interaction.

3.6.1 La communication

La communication est un élément important dans le processus d'interaction des agents. Elle permet l'échange des informations. Le but de la communication est de produire un effet sur les destinataires pour exécuter une action demandée par l'émetteur ou répondre à une question. Elle peut être directe ou indirecte.

- **La communication indirecte**, elle se fait à travers l'environnement ou bien par le biais d'un tableau noir.

Dans une communication par environnement, les agents laissent des traces ou des signaux qui seront perçus par les autres agents. Ce type de

Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents

communication est adopté par les agents réactifs

Dans une communication via un tableau noir les agents utilisent une mémoire partagée pour déposer leurs messages. Dans ce genre de communication il n'y a pas de destinataire bien défini.

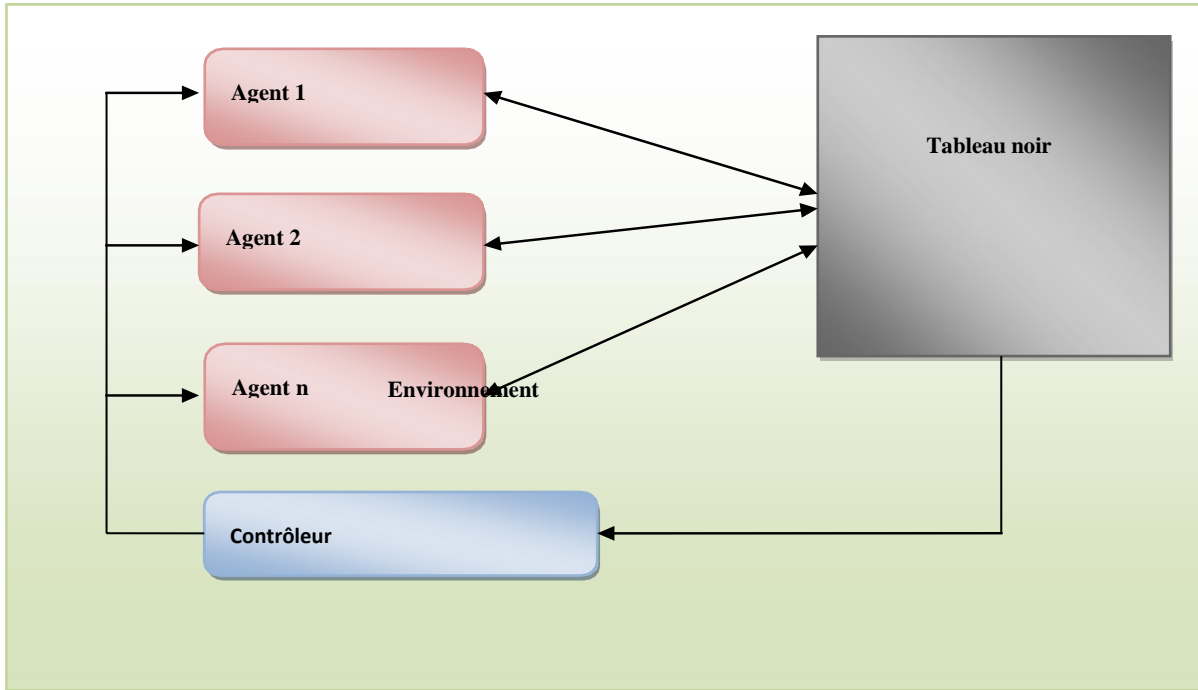


Figure 3.3: Communication par tableau noir

L'inconvénient de ce type est qu'il centralise toutes les communications en un point (goulot d'étranglement), et donc amoindrit l'autonomie des agents.

- **La communication directe**, est spécifique aux agents cognitifs. Elle est intentionnelle et se fait par l'envoi de messages à un (mode point-à-point) ou plusieurs destinataires (mode diffusion). Elle se base sur trois éléments essentiels :
 - Le langage de communication : il permet de structurer les messages échangés entre les agents.
 - L'ontologie : elle permet de rajouter un aspect sémantique pour les messages échangés entre les agents.
 - Protocole d'interaction : il permet de définir un ordre sur les messages échangés entre les agents.[44]

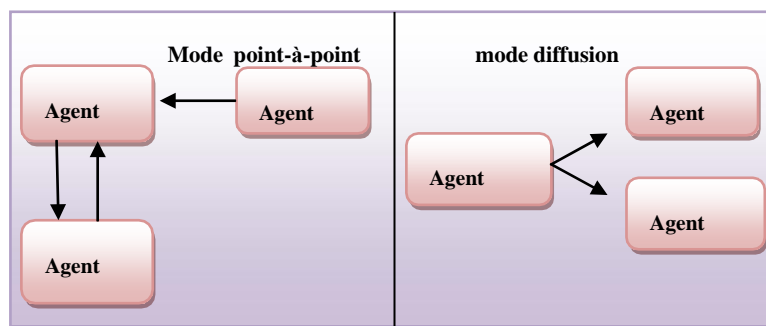


Figure 3.4 : Communication Directe (envoi de message)

3.7 Plateformes SMA

- ✚ **AnyLogic** : Logiciel de simulation multi-agents et multi méthode.
- ✚ **CORMAS** : (Common Ressources Multi-Agent System) est un Framework de développement de systèmes multi agents, open-source et basé sur le langage de programmation orientée objet Small Talk. Il est centré sur des problématiques de recherche en sciences du développement et de négociation entre acteurs.
- ✚ **DoMIS** : Un outil permettant la conception de Systèmes Multi-agents (orientés "pilote opérationnel de systèmes complexes"). Utilisé Pour l'analyse décisionnelle des systèmes complexes.

Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents

- ✚ **JACK** : Un langage de programmation et un environnement de développement pour agents cognitifs, développé par la société Agent Oriented Software comme une extension orientée agent du langage Java.
- ✚ **JADE** : (Java Agent Development) est un Framework de développement de systèmes multiagents, open-source et basé sur le langage Java. Il offre en particulier un support avancé de la norme FIPA-ACL, ainsi que des outils de validation syntaxique des messages entre agents basé sur les ontologies.
- ✚ **Jadex** : Une plate-forme agent développée en JAVA par l'université de Hambourg qui se veut modulaire, compatible avec de nombreux standards et capable de développer des agents.
- ✚ **Jagent** : Un Framework open source réalisé en Java dont l'objectif est de faciliter le développement et le test de systèmes multi agents.
- ✚ **Janus** : Une plateforme multi-agents modulaire écrite en Java. Elle permet de créer des systèmes multi-agents avec ou sans une approche organisationnelle basée sur le modèle Capacité-Rôle Interaction-Organisation (CRIO). [45]
- ✚ **Jason** : Un environnement open source de développement d'agents dans le formalisme AgentSpeak, et développé en Java. [45]

3.8 Domaine d'applications des systèmes multi-agents :

Il y a plusieurs domaines d'application pour les applications agents dues au fait que les architectures basés sur les agents fournissent une manière bien particulière afin d'aborder des problèmes rapidement. C'est pour cette raison que les agents sont largement utilisés dans les domaines suivants. [45]

- ✚ **L'Énergie** : La gestion des réseaux, le support d'un centre de crise.
- ✚ **L'Industrie** : L'automatisation des processus et de la production, la logistique, les robots coopératifs, la maison intelligente.
- ✚ **La Communication** : (Y compris télécommunication) La gestion de réseaux, le commerce électronique, la maison intelligente, les services du réseau personnel, le calcul mobile.

Chapitre 3 : Principes des systèmes multi-agents

- ✚ **L'Information** : L'assistance personnelle, la recherche d'Information, la gestion du Workflow. La Santé La supervision des malades, les systèmes de support.
- ✚ **La transportation** : La logistique, le support de la mobilité, l'information du voyage.
- ✚ **Les Composants** : L'automatisation de la production, les smart cartes intelligentes.

9. Conclusion

Les systèmes multi agents, est une discipline de l'intelligence artificielle ; elle est considérée comme une intelligence distribuée. L'essence de tout ça est le concept agent qui peut être considéré comme étant une entité informatique situé dans un environnement, autonome et flexible. C'est en fait la présence de ces trois caractéristiques qui donne la force au paradigme agent. Ainsi dans notre travail on exploite l'avantage de ces caractéristiques pour renforcer l'apprentissage de notre classifieur qui est à la base des réseaux de neurones. L'objectif de ce chapitre était alors d'introduire les systèmes multi-agents. Nous avons vu qu'ils pouvaient être très utiles dans certaines situations et qu'ils avaient plusieurs avantages intéressants comme la modularité, la vitesse et la fiabilité.

Chapitre 4 : Conception

4.1 Introduction

Dans le processus de développement d'un logiciel, la conception d'un logiciel est la phase la plus décisive et la plus importante afin d'obtenir un produit de qualité. Ainsi, le système sera développé selon une vue interne (structures et comportement des composants) et ceci en montrant son fonctionnement futur pour faciliter la réalisation.

Nous avons divisé ce chapitre en quatre parties, nous allons présenter le langage de modélisation AUML (Agent Unified Modelling Language) ainsi que nous avons utilisé pour la modélisation nos différents diagrammes. Ensuite, nous allons faire une représentation de la conception globale et détaillée de notre système. Dans la troisième partie, nous allons présenter le rôle de chaque agent, ainsi que la structure du réseau de neurones utilisé et le processus de classification adopté. Enfin nous terminerons par la partie conception où nous allons présenter les différents diagrammes de notre application.

4.2 Agent UML (AUML)

Agent UML est un langage de modélisation graphique basé sur UML. Il consiste à utiliser le langage UML et son extension afin de représenter les agents, leurs comportements et les différentes interactions entre eux. Ainsi, il fournit plusieurs types de représentation couvrant la description du système, ses composants ainsi que le déploiement. Il est utilisé par les concepteurs des systèmes multi-agents pour la représentation des protocoles d'interactions [47].

4.2.1 Les différentes représentations dans Agent UML

Agent UML est une extension d'UML. Par conséquent, il hérite des représentations proposées par UML telles que le diagramme d'activité, le diagramme de séquence, le diagramme de cas d'utilisation ainsi que le diagramme de classe [48]. Dans ce qui suit, nous allons nous attarder sur les diagrammes de séquence devenus diagramme de protocole dans Agent UML ainsi que sur les diagrammes de classes.

4.2.2 Le diagramme de protocole

Les diagrammes de protocole (Appelés diagrammes de séquence dans UML) décrivent les protocoles d'interaction utilisés par les agents. Ils exploitent la richesse des communications entre agents (Actes de communications) [48]. Par conséquent, les messages sur les flèches style orienté objet laissent place à ces actes de communications. La figure 4.1 illustre la différence entre le diagramme de séquence dans UML et le diagramme de protocole dans Agent UML.

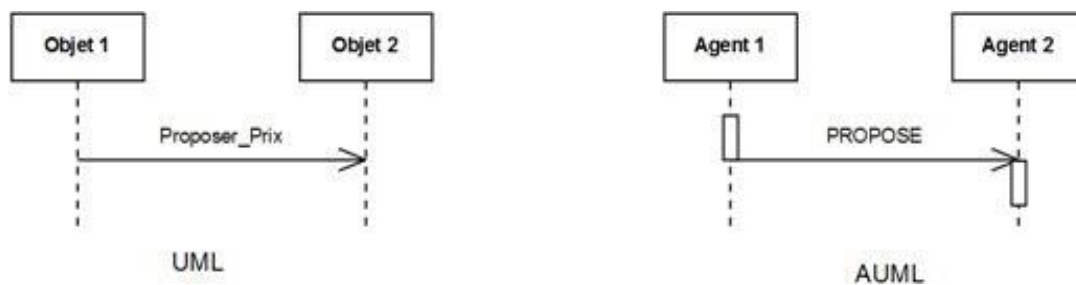


Figure 4.1 : Comparaison entre le diagramme de séquence et le diagramme de protocole.

UML a été étendu afin de représenter des actes de communications (AC) simultanés envoyés par l'agent émetteur et l'agent récepteur. On appelle ça les interactions concurrentes [52]. On distingue trois types d'interactions concurrentes :

- (a) Actes de communication simultanés AC-1 _a AC-n sont envoyés en parallèle.
- (b) Une sélection de actes n est envoyée en parallèle.
- (c) Choix exclusif : un seul des actes de communication est envoyé La Figure 4.2 illustre les différentes interactions concurrentes.

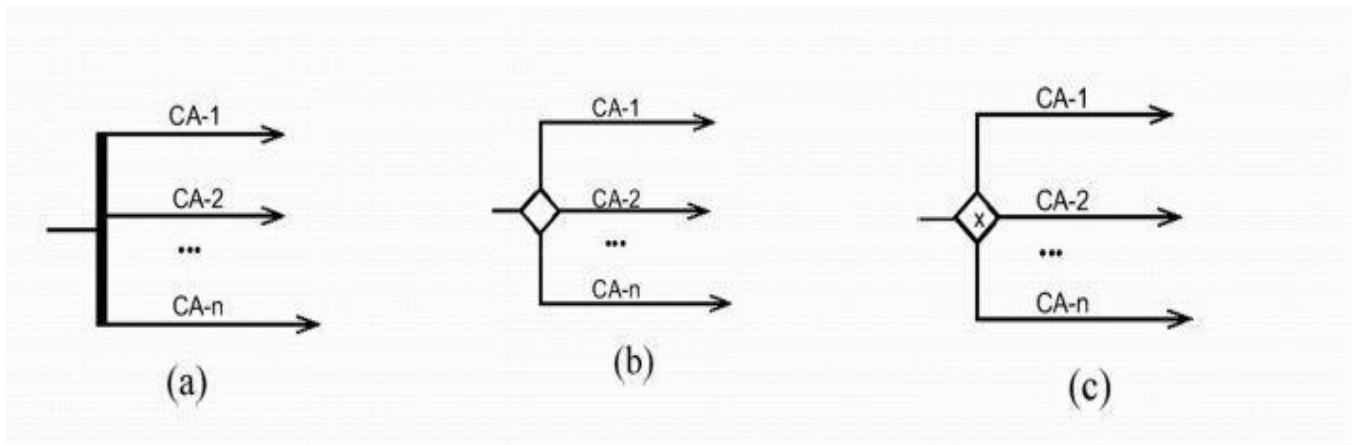


Figure 4.2 : Les différentes interactions concurrentes

4.2.3 *Le diagramme de classe*

Il existe deux approches pour étendre le diagramme de classe Agent UML afin de représenter les agents. Ces approches sont celles de BAUER [49] et de HUGET [47]. Dans ce qui suit, nous allons représenter le diagramme de classe d'Agent UML selon l'approche de BAUER. BAUER [49] définit trois différents types de classes agents : le premier désigne une classe d'agent le second une classe d'agent satisfaisant un rôle distingué et le dernier définit une instance d'agent satisfaisant des rôles distingués. Les différents types de classes agent sont représentés dans la figure 4.4.

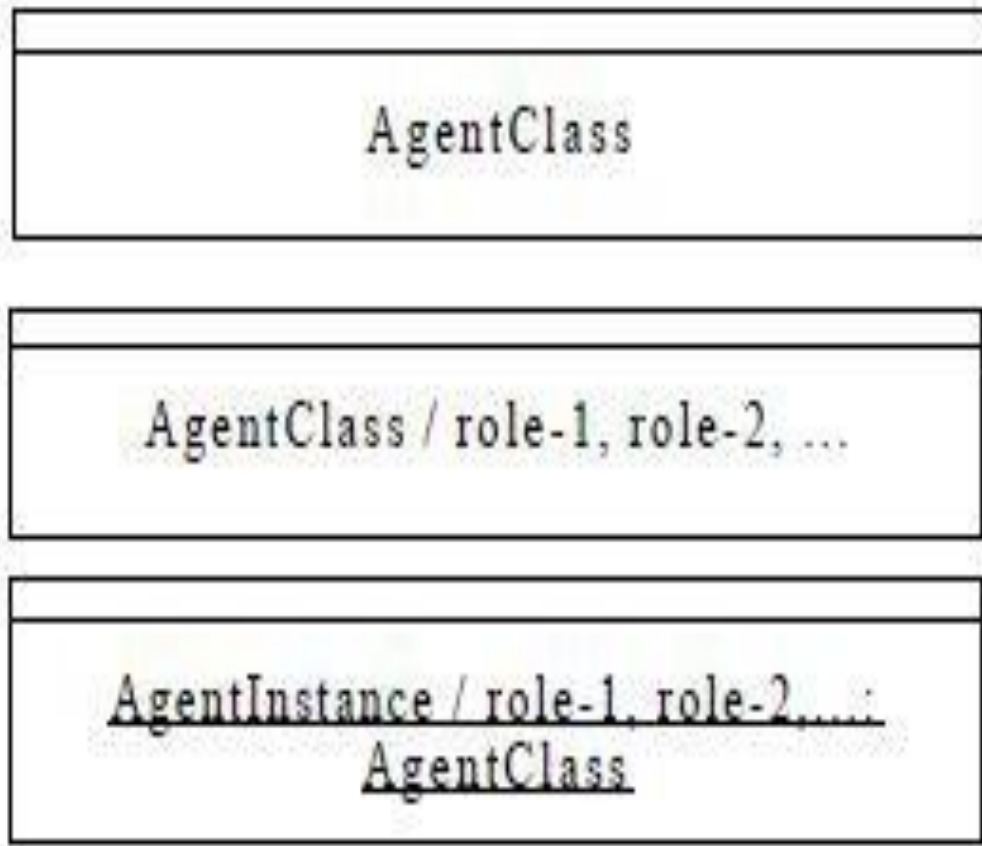


Figure 4.3 : Les différents types de classes agents

Une classe d'agent représente un agent ou un groupe d'agents pouvant jouer un rôle ou avoir un comportement déterminé. BAUER [51] définit le diagramme de classe agent comme suit (Figure 4.4)

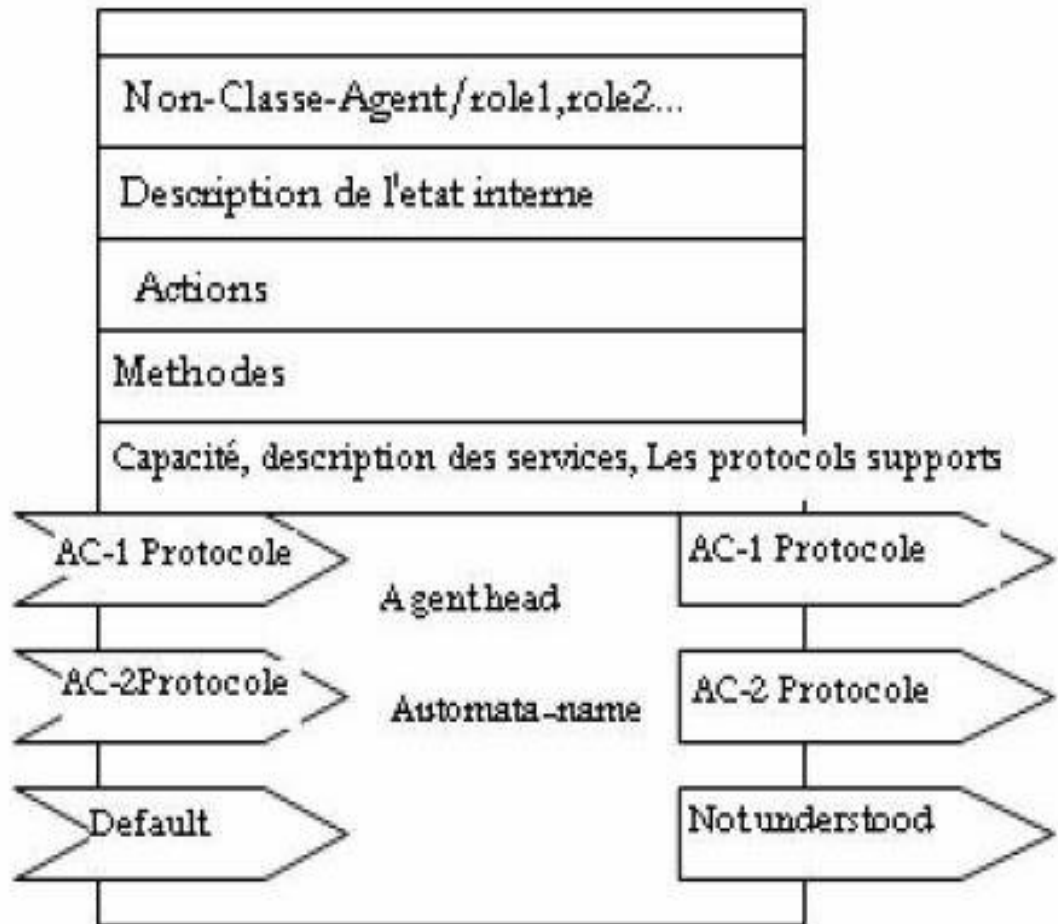


Figure 4.4 : Diagramme de classe Agent UML Les propriétés de ce diagramme sont :

- ✚ **Nom de la classe agent/ role1, role2...** : Un agent d'une classe donnée peut avoir plusieurs rôles.
- ✚ **Description des états** : Définition de variables d'instance qui reflètent l'état de l'agent.
- ✚ **Actions** : deux types d'actions peuvent être spécifiés : action proactive exécutée par l'agent lui-même si une précondition devient

vraie, et réactive résultant d'un message reçu d'un autre agent. En d'autres termes les actions sont les plans qu'a un agent.

✚ **Méthodes** : Elles sont définies comme dans UML, avec éventuellement des préconditions, post-conditions ou invariants.

✚ **Envoi et réception de messages** : description des messages émis et reçus par l'agent en Précisant les protocoles. Le diagramme de classe Agent UML est caractérisé par des

messages entrants et sortants. La figure 4.5 illustre la différence entre les messages entrants et les messages sortants des agents selon AUML.



4.2 Conception globale

4.2.1 Agentification du système

Nous proposons les six agents suivants qui seront distribués dans différentes couches de l'application :

Agent Administrateur, agent interface, agent extraction, agent d'apprentissage, agent classifieur et agent vote, nous les détaillons dans ce qui suit de la conception.

4.2.2 Architecture générale du système

Le schéma général de la conception de notre application est présenté dans la figure ci-dessous :

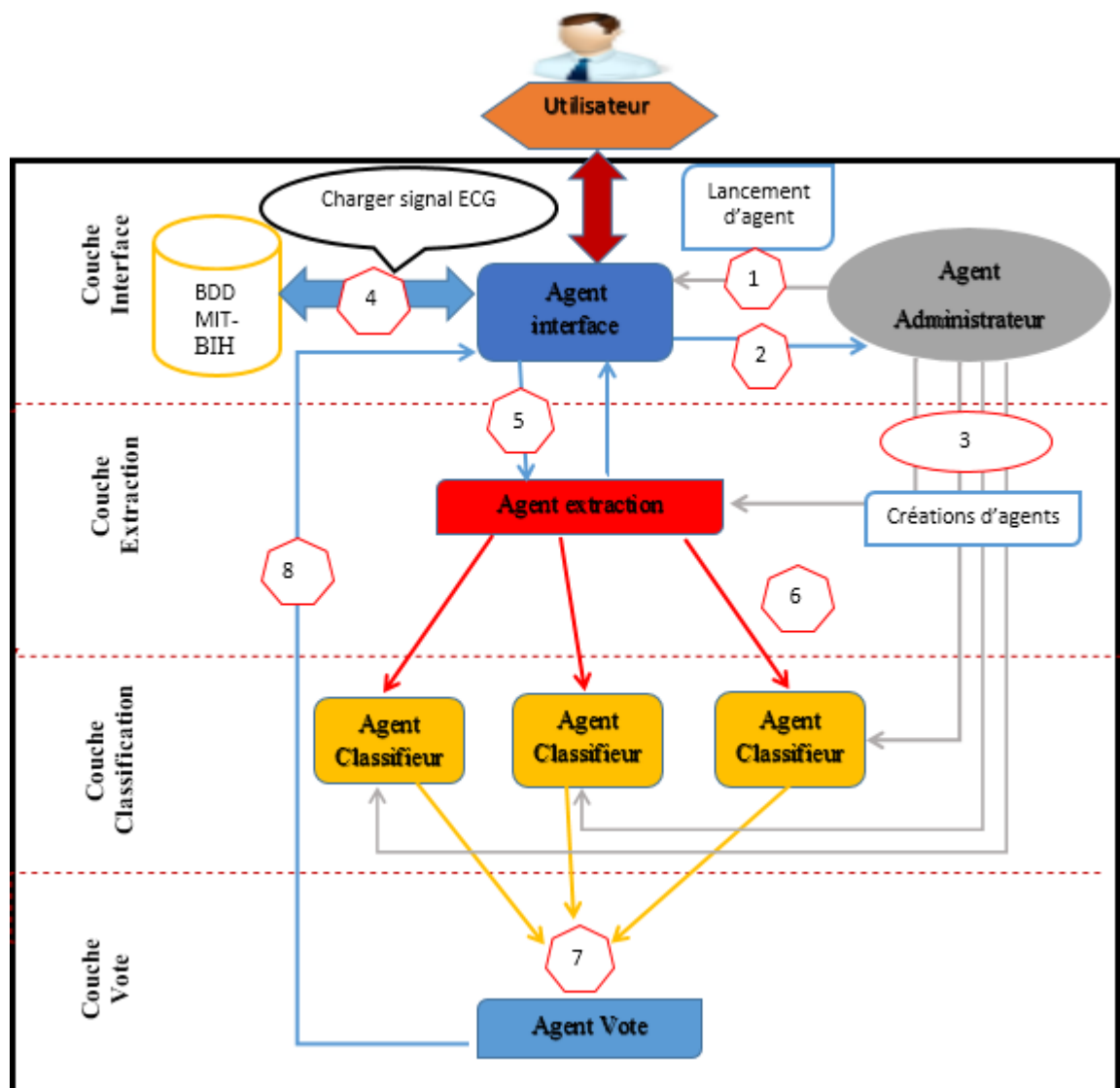


Figure 4.6 : Architecture globale du système

Comme le montre la figure précédente, on a proposé une architecture à couches qui est composée de 5 couches à savoir : Couche Interface, Couche Extraction, Couche Apprentissage, Couche Classification, Couche Vote.

4.2.3 Couche Interface

Généralement l'interface est l'élément de référence qui permet à l'utilisateur de juger de la qualité du système. Elle constitue le seul moyen qui permet l'interaction directe entre le Système et l'utilisateur.

Cette couche contient deux agents principaux dans le déroulement du système qui sont l'agent administrateur et l'agent interface.

4.2.3.1 **Agent administrateur** : Cet agent a un seul objectif qui est la création de tous les agents du système.

4.2.3.2 **Agent interface** : Cet agent est créé par l'agent administrateur, il sert comme un intermédiaire entre l'utilisateur et les agents du système, son rôle essentiel est de recevoir les actions fournis par l'utilisateur et les transmet aux agents du système. Lorsque ces derniers lui renvoient les résultats obtenus de leurs traitements, l'agent interface se charge de les afficher à l'utilisateur.

4.2.4 Couche Extraction

Dans cette couche, il y a un seul agent :

4.2.4.1 **Agent Extraction** : Cet agent effectue les tâches suivantes :

- ✚ La réception des données d'agent interface.
- ✚ La réception du signal ECG traité pour obtenir les points caractéristiques.
- ✚ Envoyer les résultats obtenus de leur traitement aux agents de classification.

4.2.5 Couche Classification

Cette couche est composée d'un ensemble des agents de classification (classifieurs).

❖ **Les agents de classification** : Chaque agent de classification effectue les étapes suivantes :

- La réception des données d'agent extraction.
- Classifier le signal ECG.
- Envoyer la classification obtenue à l'agent vote.

4.2.6 Couche Vote

Cette couche comporte d'un seul agent :

❖ **Agent Vote** : Cet agent effectue les tâches suivantes :

- Recevoir les résultats qui ont été obtenus par les divers agents de classification, effectuer un vote majoritaire pour sélectionner la meilleure classification.
- Envoyer la meilleure classification obtenue à l'agent Interface. Une fois les différentes ondes d'un battement cardiaque sont localisées, on peut extraire (déterminer) ensuite les 5 paramètres suivants :
 - ✓ **RR**_précédent, le rythme cardiaque précédent.
 - ✓ **RR**_suivant, le rythme cardiaque suivant.
 - ✓ **QRS**, la durée du complexe QRS.
 - ✓ **QR**, la durée du QR.
 - ✓ **RS**, la durée du **RS**.

4.3 Le réseau de neurones utilisé dans notre travail

Comme première étape nous avons créés des réseaux de neurones de types perceptron multicouche qui jouent le rôle de classifieurs (figure 4.7). Chacun d'entre eux reçoit un vecteur d'entre contenant cinq paramètres et incluant un certain nombre de neurones dans sa (ses) couche(s) cachée. Nous ne connaissons pas les valeurs intermédiaires (la sortie d'une couche qui est l'entrée de la couche suivante) .On a travaillé sur trois classes de sortie : l'une concerne une arythmie cardiaque appelée L'infarctus du myocarde (IDM) et la deuxième une arythmie cardiaque Fibrillation auriculaire(ACFA), et la troisième constitue la classe des battements normaux(N).

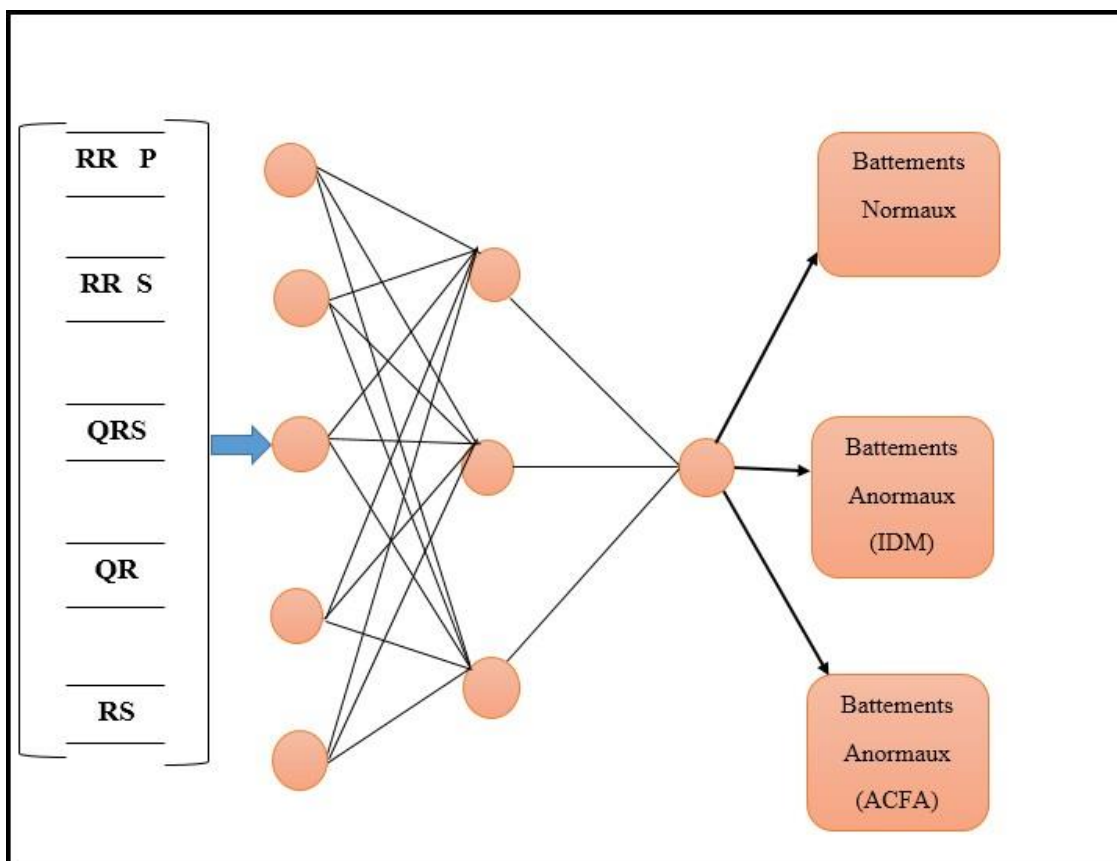


Figure 4.7 : Exemple d'un réseau de neurones utilisé.

4.4 Conception

Pour la conception de notre application, nous avons eu recours au langage Modélisation objet agent (Agent UML) Agent UML est une extension d'UML dans le but de bénéficier de ce standard incontournable. Dans notre phase de conception nous nous sommes intéressés à trois diagrammes de conception, à savoir :

- ✓ Le diagramme de cas d'utilisation.
- ✓ Le diagramme de protocole.
- ✓ Le diagramme de classe.

4.5.1 Le diagramme de classes d'agent

Classe Agent Administrateur

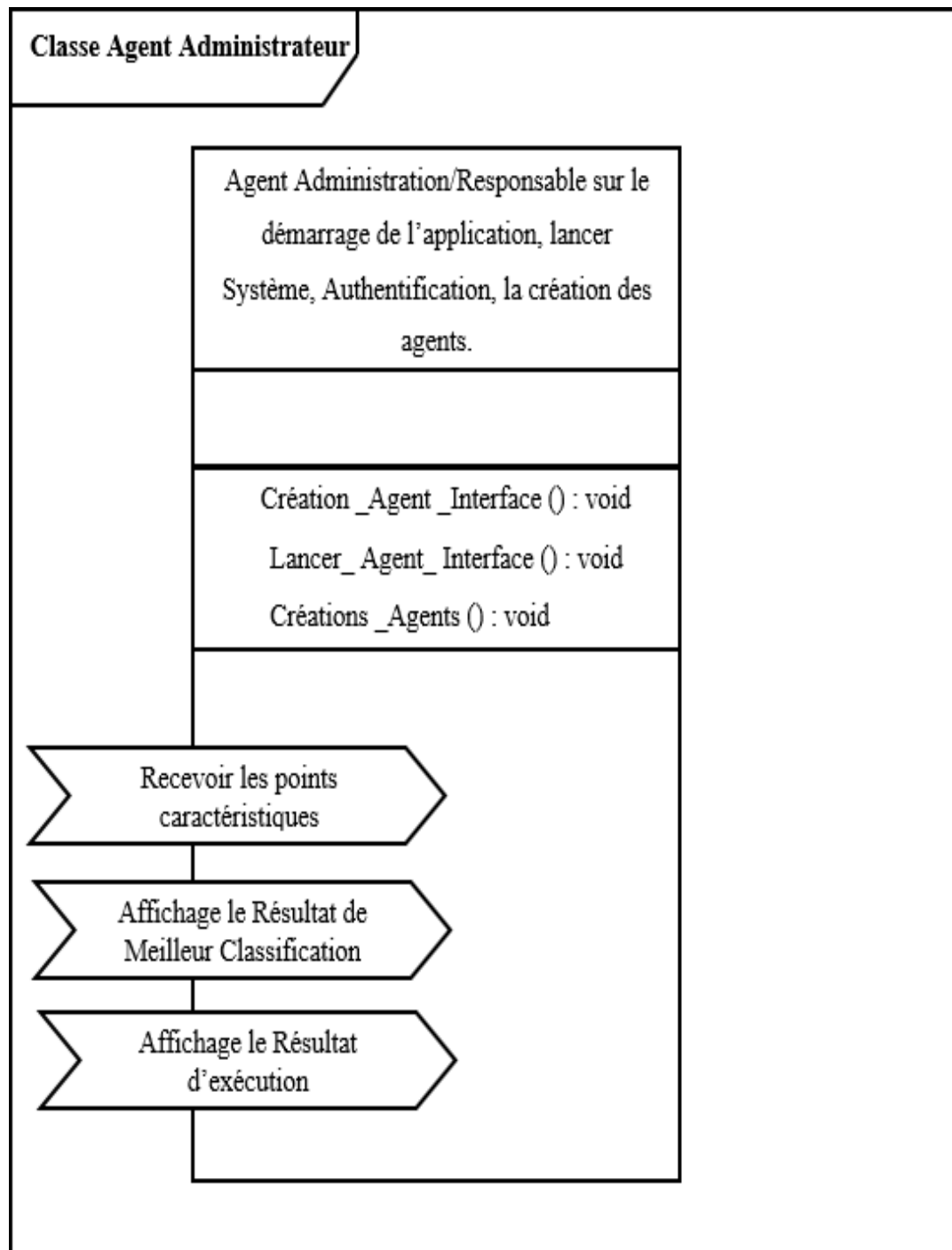


Figure 4.8 : diagramme de classe agent administrateur.

✚ Classe agent Interface

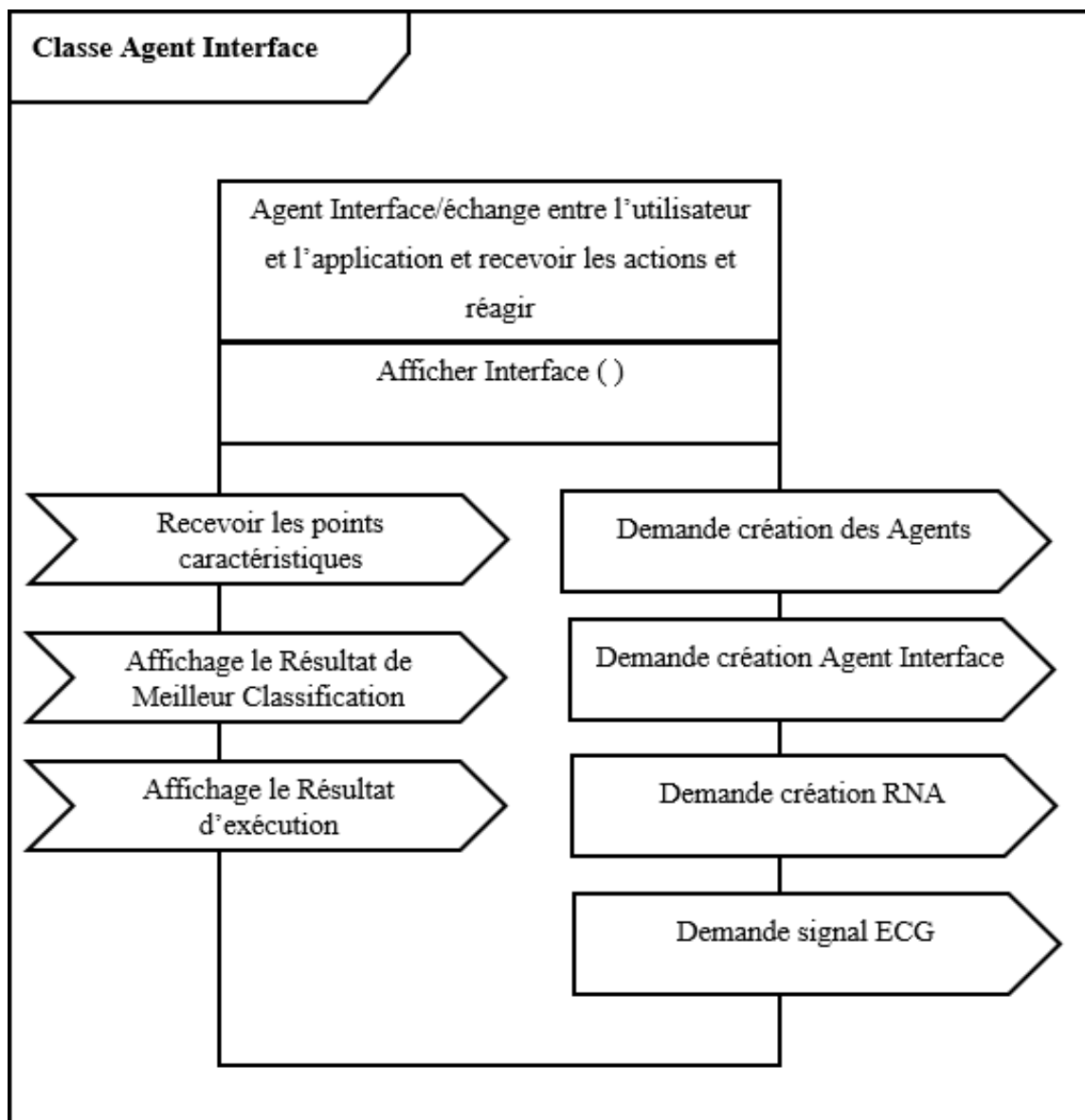


Figure 4.9 : diagramme de classe agent Interface.

❖ Classe agent extraction

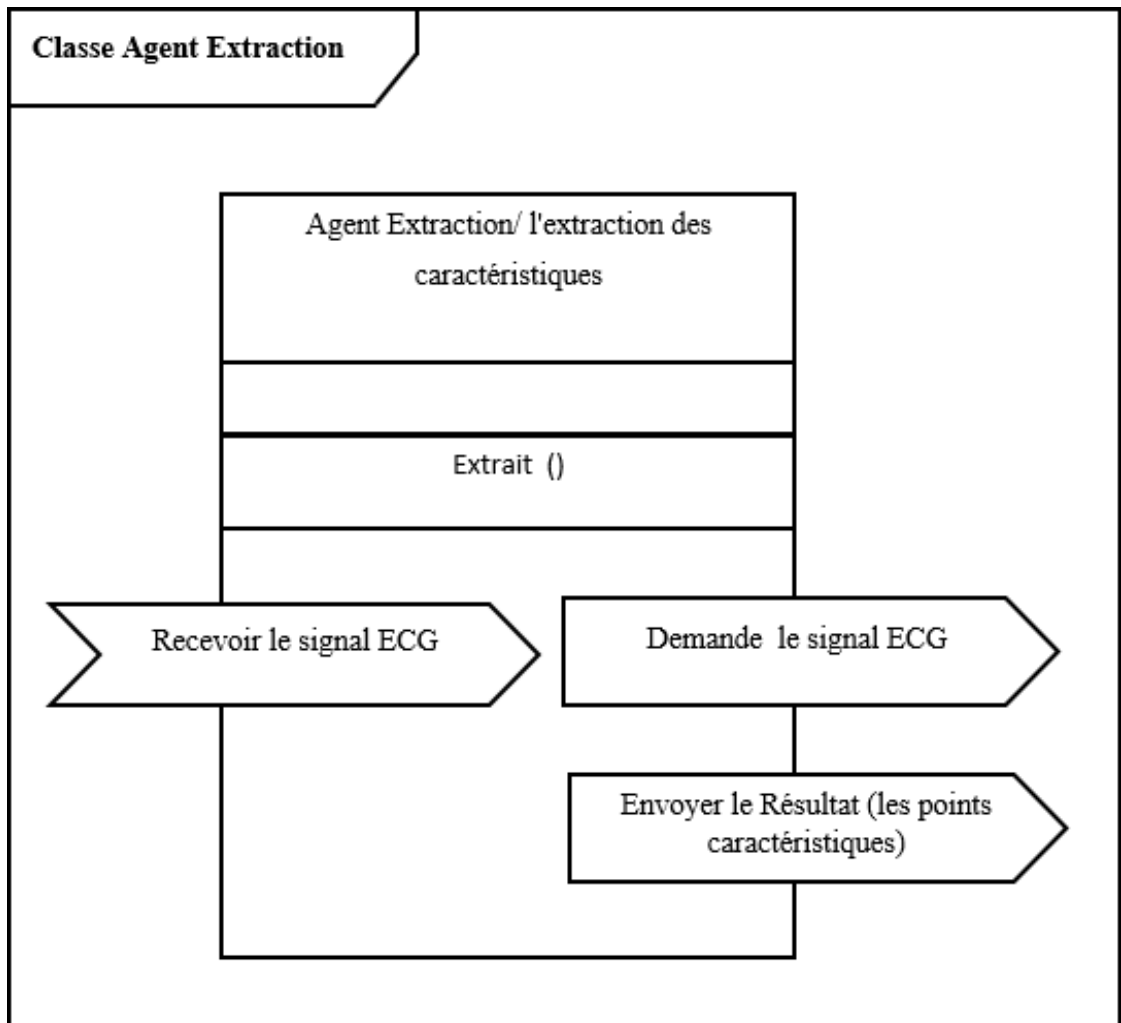


Figure 4.10 : diagramme de classe agent extraction.

❖ *Classe agent Classifieur*

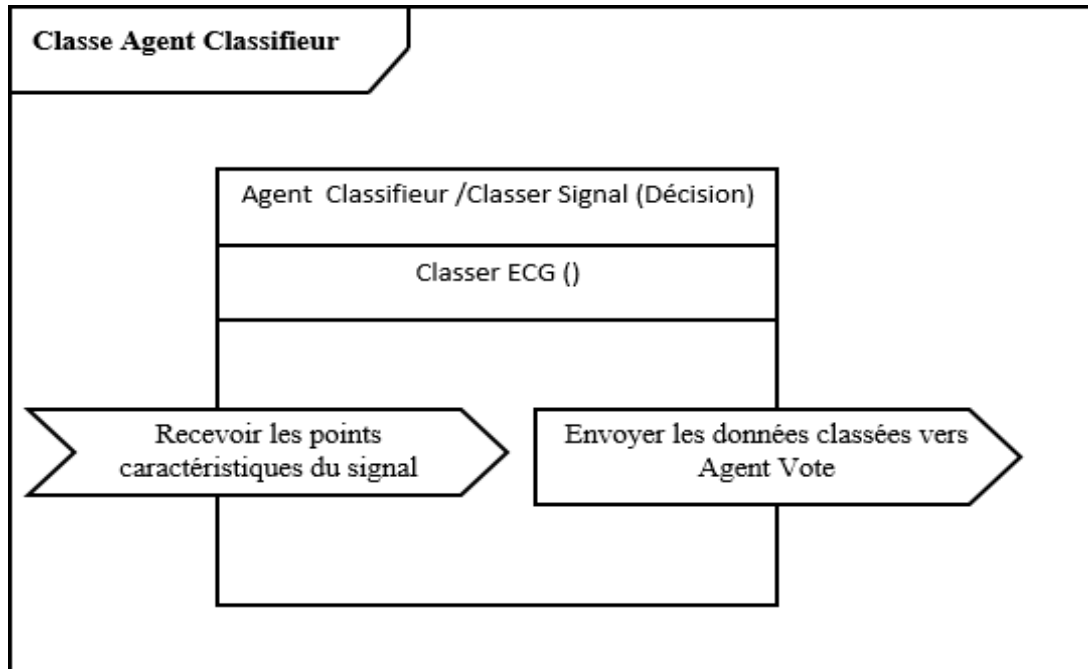


Figure 4.11 : diagramme de classe agent classifieur.

✚ Classe agent Vote

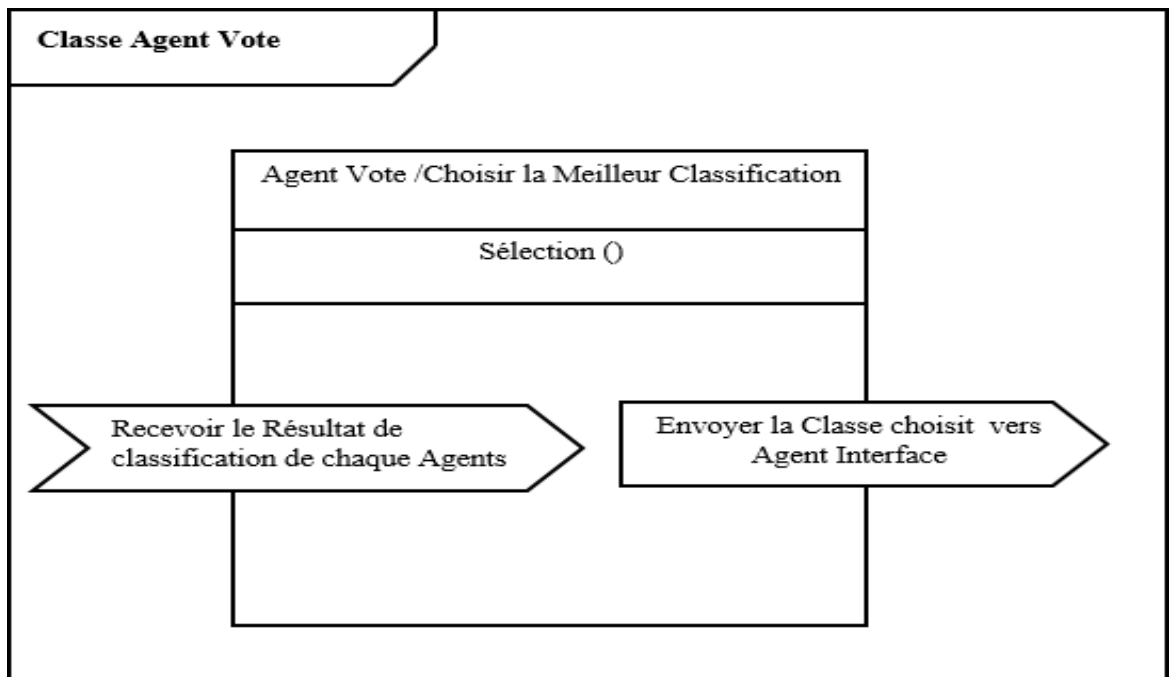


Figure 4.12 : diagramme de classe agent vote.

4.5.2 Le diagramme de protocole d'agent

Nous allons présenter les protocoles d'interactions les plus importants entre les agents.

❖ Diagramme de protocole Authentification

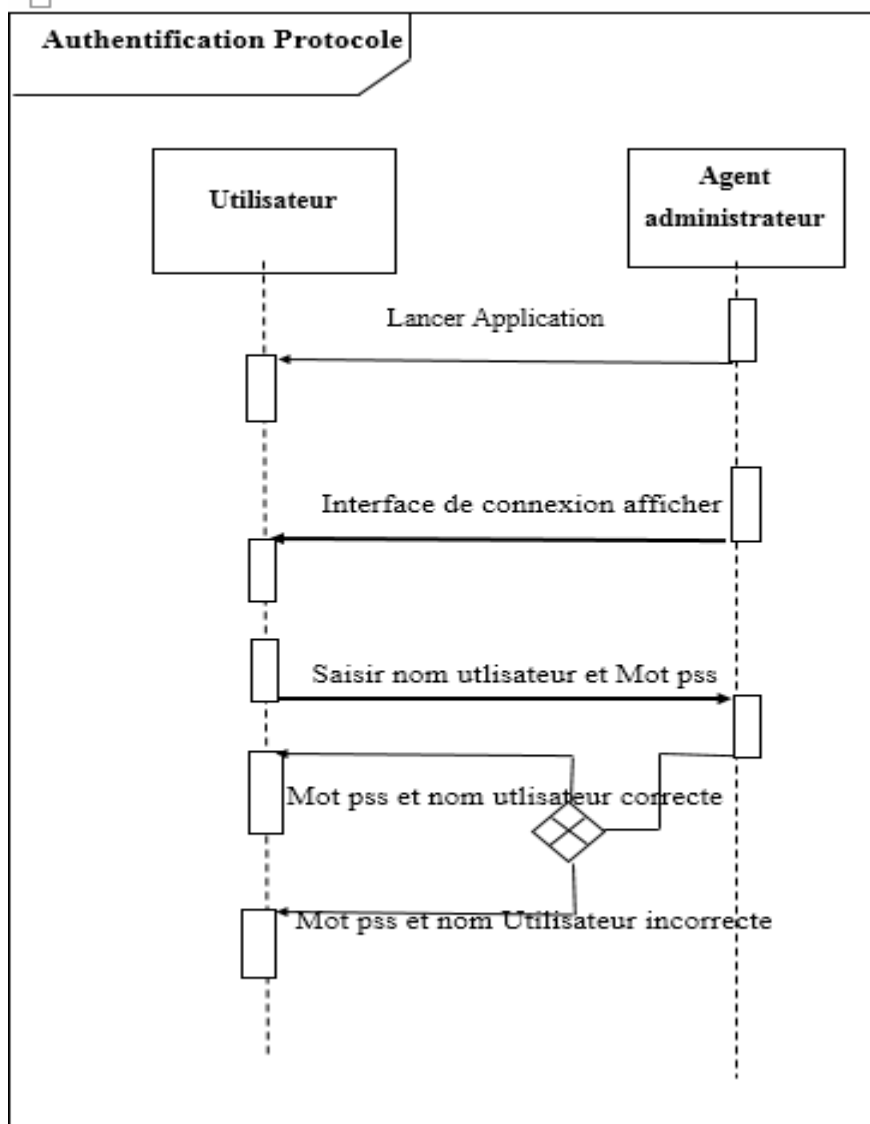


Figure 4.13 : Diagramme de protocole Authentification.

❖ *Diagramme de protocole charger le signale*

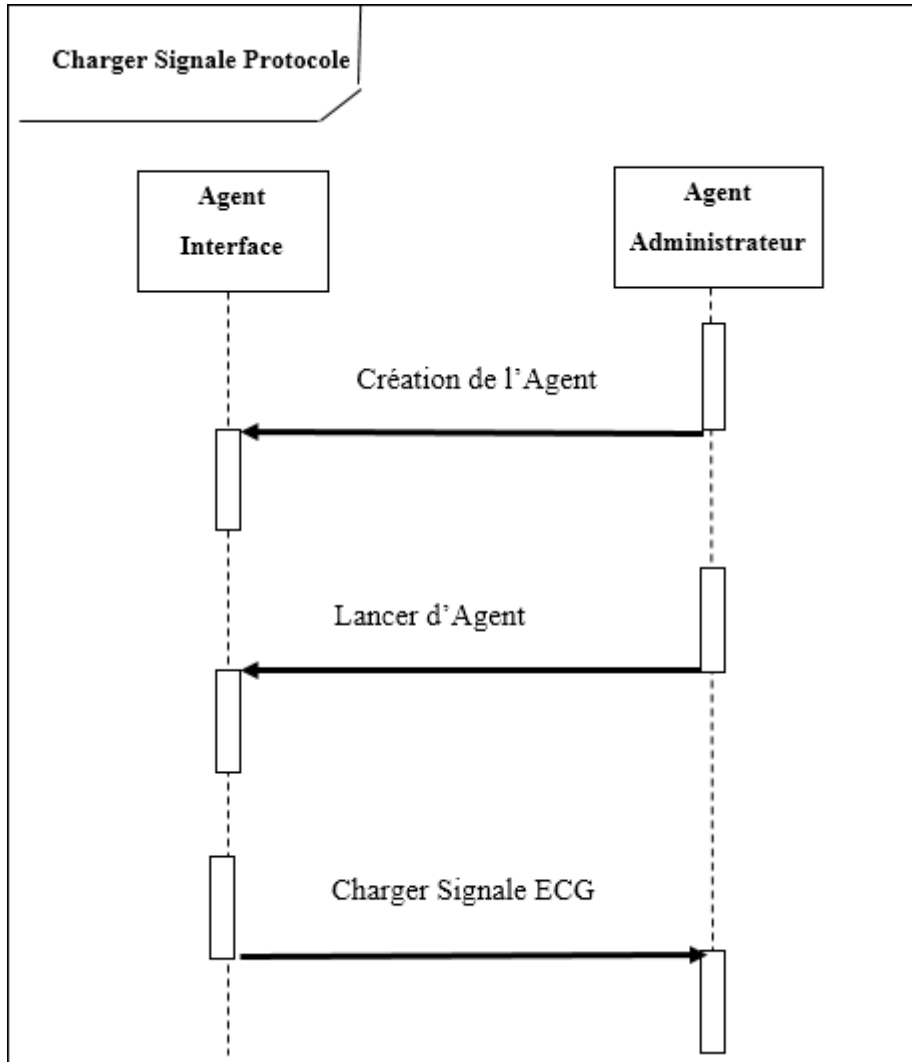


Figure 4.14 : Diagramme de protocole charger le signale.

❖ *Diagramme de protocole extraction*

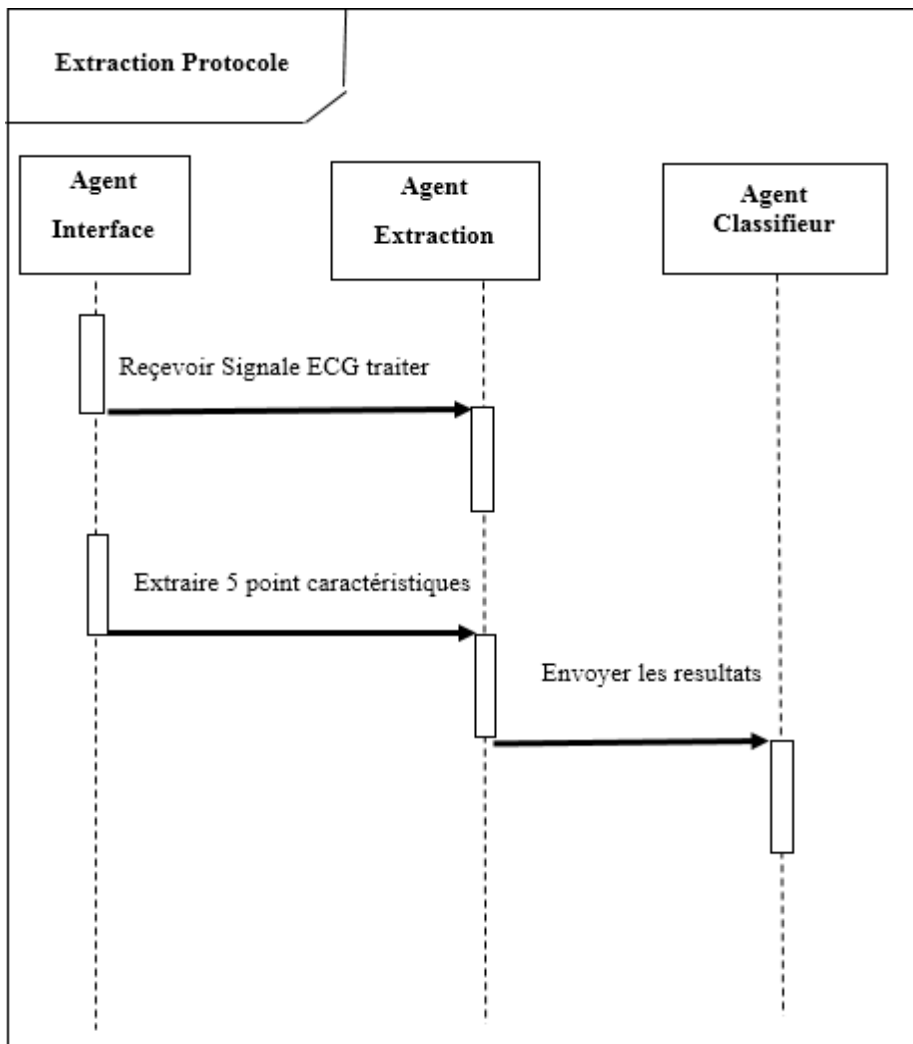


Figure 4.15 : Diagramme de protocole extraction.

❖ *Diagramme de protocole Classer signale*

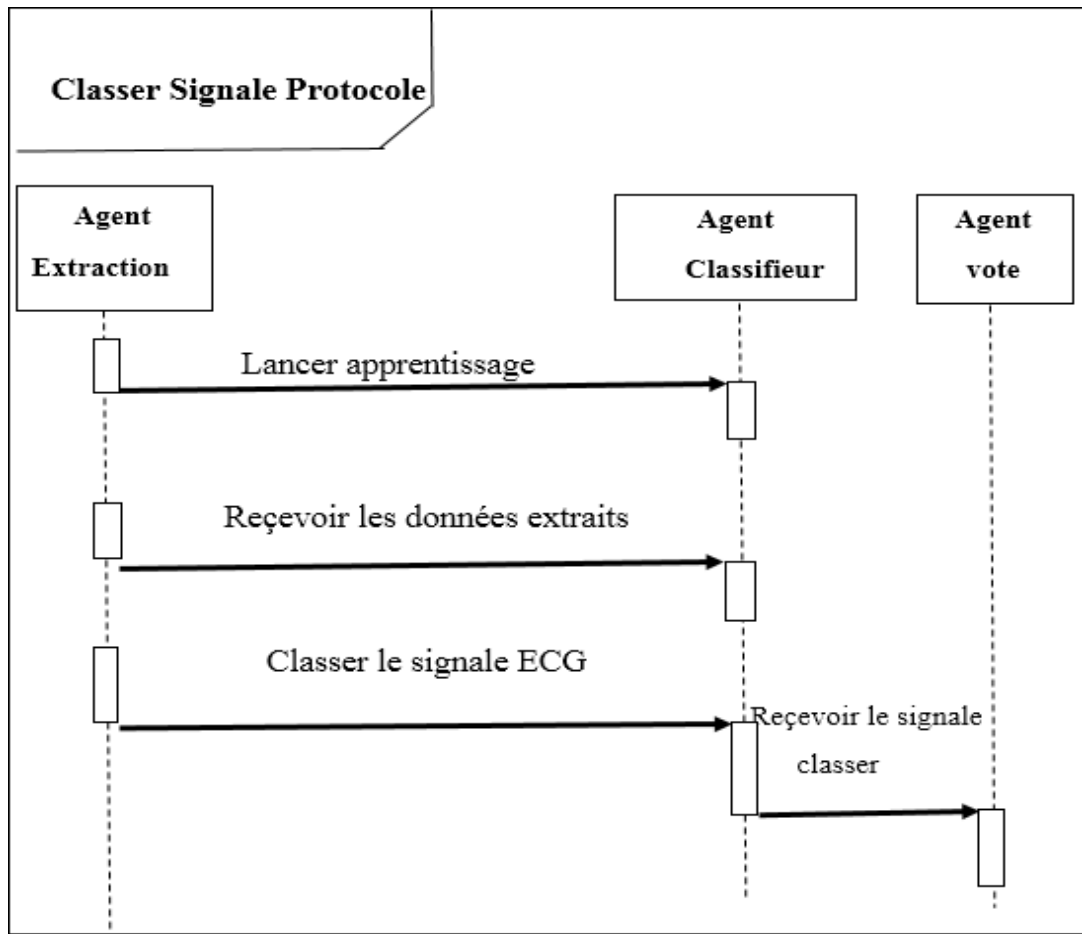


Figure 4.16 : Diagramme de protocole classer signale.

❖ *Diagramme de protocole vote*

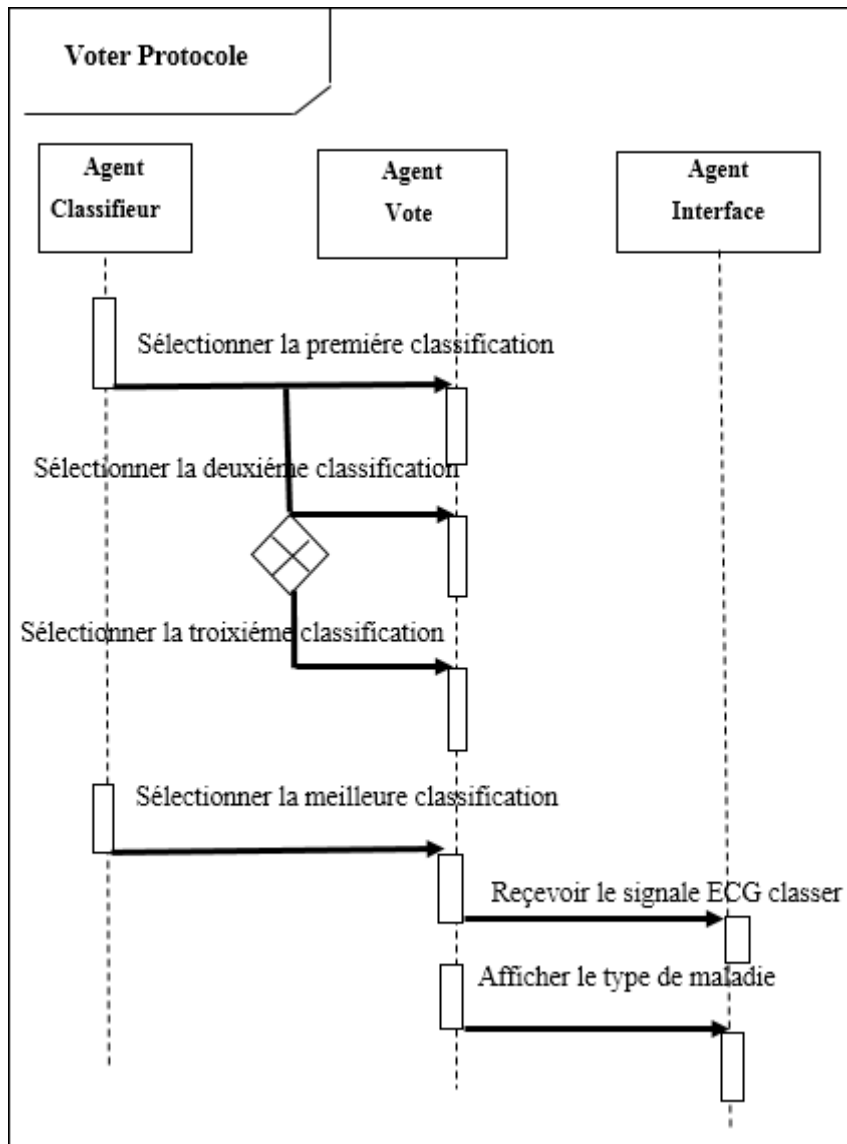


Figure 4.17 : Diagramme de protocole Vote.

4.5.3 Diagramme de cas utilisation

Ce diagramme permet de décrire l'aspect fonctionnel du système à travers l'ensemble des cas d'utilisation effectués par différents acteurs qui participent à l'utilisation de l'application. Ainsi, Le diagramme de cas d'utilisation global illustre les 2 types d'acteurs de notre système, à savoir humain et logiciel. Un acteur humain qui provoque le chargement du signal ECG que l'on désire classifier. Un deuxième acteur logiciel sera nécessaire afin de lancer les agents de classification y inclus le processus d'apprentissage du réseau de neurone correspondant .La figure suivant va présenter le diagramme de cas d'utilisation de notre travail :

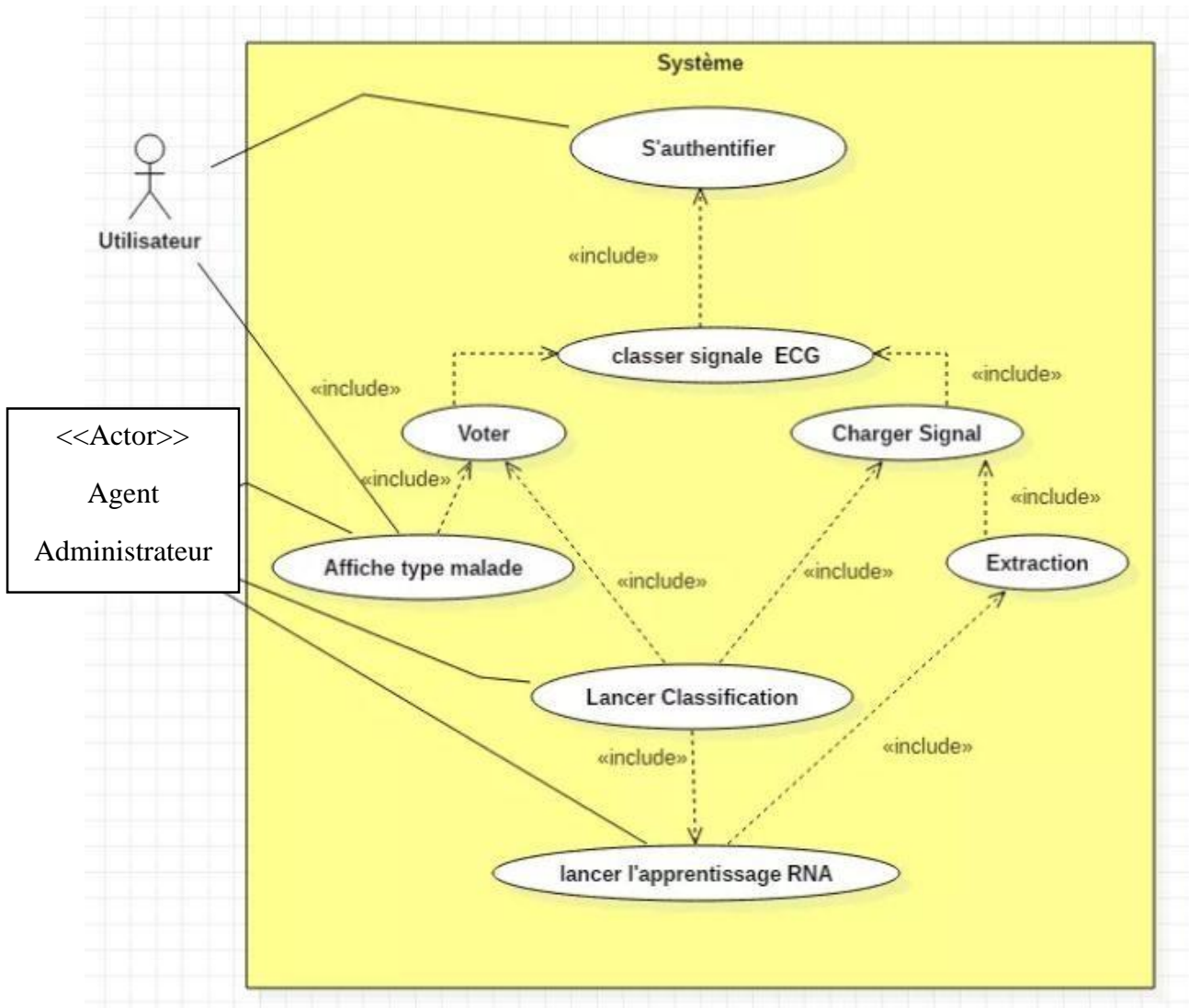


Figure 4.18 : Diagramme de cas utilisation.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons élaboré notre conception en mettant en œuvre les différentes interactions entre les agents qui composent notre système. Nous avons établi un diagramme de classe et de protocole. Ainsi que nous avons proposé une architecture d'un système capable de classifier les signaux ECG à travers la combinaison entre les réseaux de neurones et les systèmes multi agents. Le chapitre suivant sera consacré à la réalisation.

Chapitre 5 : Implémentation

Chapitre 5 : Implémentation




5.1 Introduction

Nous avons défini une conception mieux appropriée aux besoins de l'application. Qui servent à la constitution de notre application et de ses fonctionnalités. Nous décrivons les outils de création du système et de la base de données, ensuite nous présenterons quelques interfaces résultantes. Finalement, une discussion à propos des résultats obtenus sera présentée afin de juger l'efficacité de notre travail.

5.2 Outils de développement

Présentation de logiciel de développement (Netbeans)

Netbeans est le nom d'un logiciel actuellement largement employé pour créer des logiciels. Il est un environnement de développement intégré (EDI), en java open source écrit en java, et plus d'autres différents langages comme C, C++, JavaScript, PHP et HTML. Le produit est composé d'une partie centrale à laquelle il est possible d'ajouter des modules tel que Poséidon pour la création avec UML. Un module NetBeans est un groupe de classes Java qui fournit une application avec une fonction spécifique. Il existe d'autres systèmes de développement rapide sous Windows mais nous avons choisi NetBeans grâce à ces propriétés :

-  Un contexte de déploiement runtime pour des fonctionnalités arbitraires qui simplifient le développement.
-  Une boîte à outils qui permet de gagner beaucoup de temps en développement et d'effort
-  Un ensemble d'abstractions qui permet aux développeurs de se concentrer sur le business logique. [53]

5.3 Langage de programmation

Le langage Java est un langage de programmation informatique orienté objet créé par James Gosling et Patrick Naughton, C'est cette plateforme qui garantit la portabilité de Java Avec le langage Java, vous pouvez développer, des applications Desktop, développer des applets pour vos sites web, développer des sites en JSP, des applications pour téléphone

mobile.[54]

5.3.1 La plateforme JADE

JADE (JAVA Agent DEvelopment Framework) est une plate-forme multi-agent créé par le laboratoire TILAB. C'est un Framework qui permet le développement de systèmes multiagents et d'applications conformes aux normes FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents). La FIPA est une organisation en 1996 dont l'objectif est de produire des standards pour l'interopération d'agents logiciels hétérogènes. [55]

JADE possède trois modules principaux (nécessaire aux normes FIPA).

- ✚ DF « Directory Facilitator » fournit un service de « pages jaunes » à la plate-forme.
- ✚ ACC « Agent Communication Channel » gère la communication entre les agents.
- ✚ AMS « Agent Management System » supervise l'enregistrement des agents, leur authentification, leur accès et l'utilisation du système. Ces trois modules sont activés à chaque démarrage de la plateforme

Chapitre 5 : Implémentation

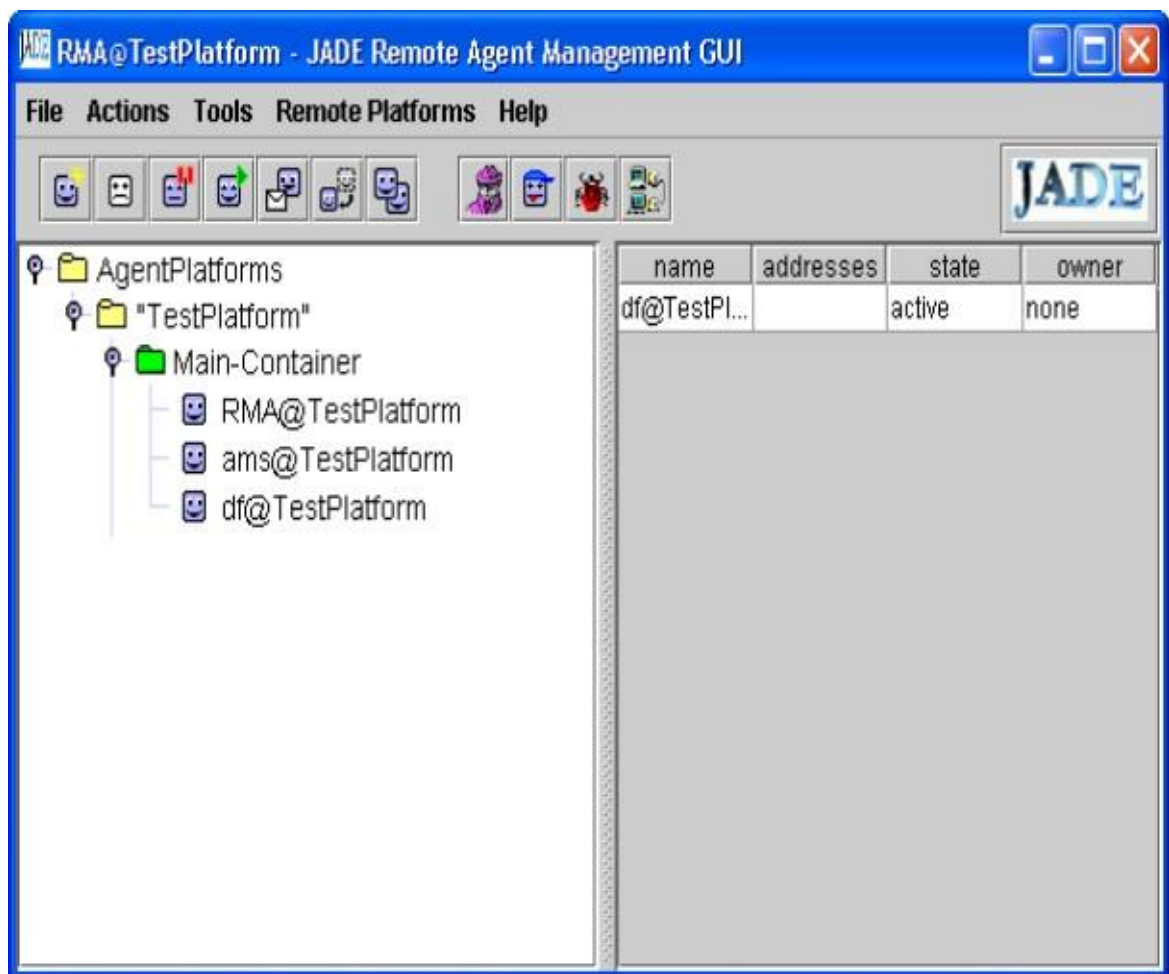


Figure 5.1 : Figure définit la plateforme JADE [55]

Chaque instance du JADE est appelée conteneur « Container », et peut contenir plusieurs agents. Un ensemble de conteneurs constitue une plateforme. Chaque plateforme doit contenir un conteneur spécial appelé main-container et tous les autres conteneurs s'enregistrent auprès de celui-là dès leur lancement.

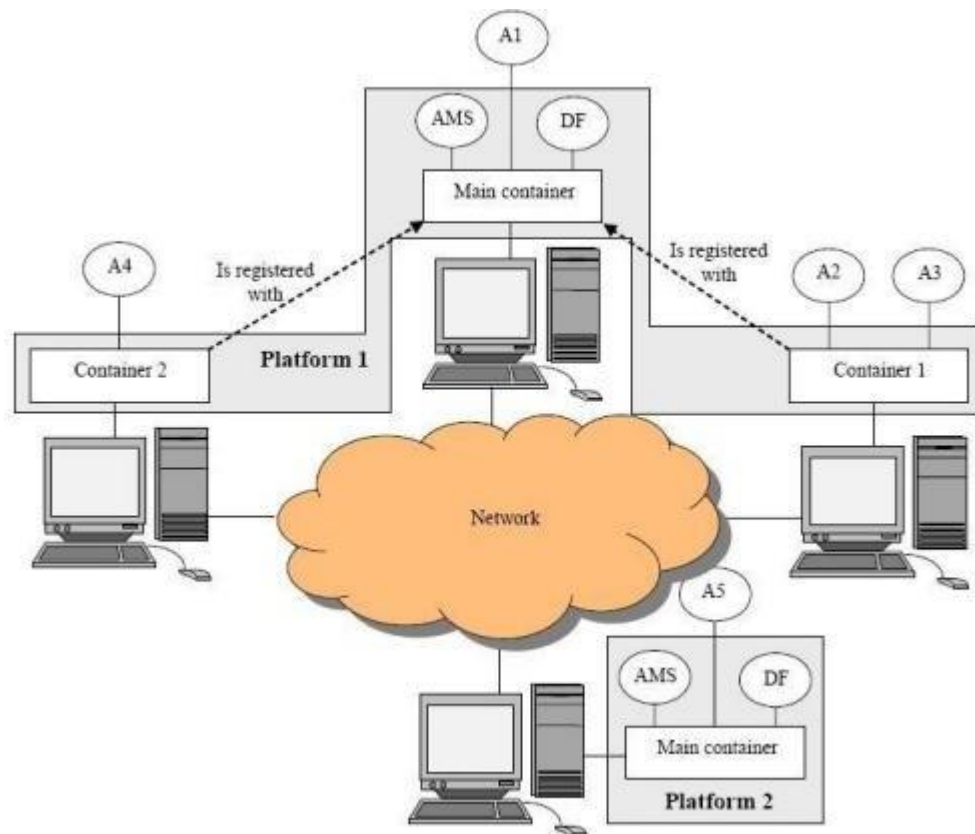


Figure 5.2. : Architecture Logicielle de JADE. [55]

5.3.2 La base de données MIT-BIH

La source de l'ECG inclus dans la base de données d'arythmies MIT-BIH est un ensemble de 48 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement comporte deux dérivations différentes du signal ECG. La base de données contient 23 enregistrements numérotés entre 100 et 124 pour le premier groupe, et de 25 enregistrements numérotés entre 200 et 234 pour le deuxième groupe. La durée de chacun des 48 enregistrements est de 30 minutes. Le premier groupe est prévu pour servir d'échantillon représentatif de variété de formes d'ondes qu'un détecteur d'arythmie pourrait rencontrer dans l'utilisation clinique courante, tandis que le deuxième groupe est choisi pour inclure une variété de cas pathologiques. Les sujets étaient 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les enregistrements de MIT-BIH sont tous annotés, ce qui veut dire que chaque battement (complexe QRS) est décrit par une étiquette (annotation). Typiquement, un

Chapitre 5 : Implémentation

fichier d'annotation pour un enregistrement MIT-BIH contient environ 2000 annotations [56].

5.3.3 *La bibliothèque de créations des réseaux de neurones (RNNs) Open cv [57]*

Opencv Est une bibliothèque graphique libre, initialement développée par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. La société de robotique Willow Garage et

la société ItSeez se sont succédé au support de cette bibliothèque. La bibliothèque OpenCV met à disposition de nombreuses fonctionnalités très diversifiées permettant de créer des programmes en partant des données brutes pour aller jusqu'à la création d'interfaces graphiques basiques, parmi ces fonctionnalités les algorithmes d'apprentissage qui contiennent certains nombre d'algorithmes dans le domaine de l'apprentissage artificiel tel que :

- ✚ Réseaux de neurones Artificiels.

- ✚ Kmeans et les arbres de décision.

5.4 *Le laboratoire matriciel MATLAB*

Fournit une boîte à outils très riche permettant de traiter les signaux en se basant sur des fonctions prédéfinies dans ce domaine de traitement signal. En effet, et à partir d'une base de données des signaux déjà traités, nous allons faire l'extraction de ses caractéristiques afin de déterminer l'emplacement des ondes Les signaux traités sont tirés de la base de données universelle MIT-BIH.

5.5 Développement de l'interface graphique

Le logiciel développé est appelé ECG. C'est un logiciel de classification. Il a été conçu et réalisé pour classer les arythmies cardiaques ou signal normal. Il est simple à utiliser et sa manipulation est accessible à travers l'interface donnée en ci-dessous.

Chapitre 5 : Implémentation

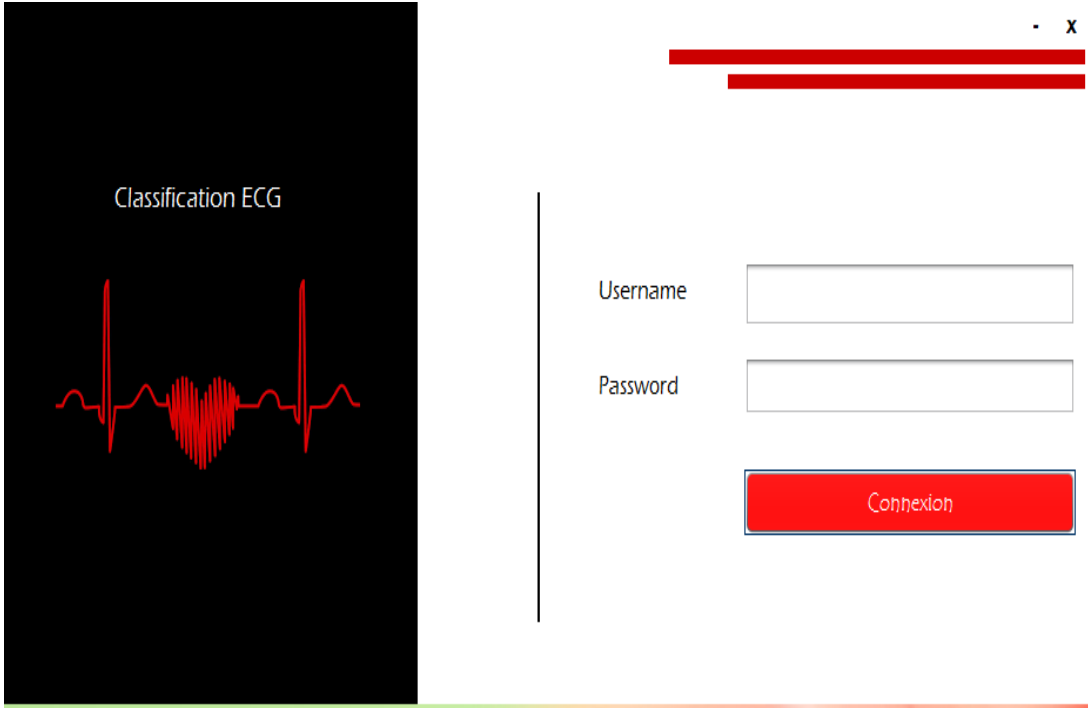


Figure 5.3 : L’interface graphique de l’authentification



Figure 5.4 : L’interface graphique du notre système.

Via cette interface, les fonctionnalités réalisées par le système sont :

Chapitre 5 : Implémentation

1) Lancement de l'apprentissage des réseaux de neurones :

En s'appuyant sur une base de données d'apprentissage. Voici un extrait d'exécution :

```
RR_P:43.0 RR_S:-34.0, QRS:261.0, QR:-92.0, RS:40.0
RR_P:125.0 RR_S:123.0, QRS:63.0, QR:14.0, RS:49.0
RR_P:42.0 RR_S:-32.0, QRS:260.0, QR:-89.0, RS:189.0
RR_P:52.0 RR_S:106.0, QRS:75.0, QR:26.0, RS:49.0
RR_P:43.0 RR_S:-34.0, QRS:261.0, QR:-92.0, RS:40.0
RR_P:353.0 RR_S:363.0, QRS:49.0, QR:37.0, RS:12.0
RR_P:390.0 RR_S:397.0, QRS:18.0, QR:10.0, RS:8.0
RR_P:237.0 RR_S:233.0, QRS:18.0, QR:12.0, RS:6.0
RR_P:281.0 RR_S:286.0, QRS:23.0, QR:14.0, RS:9.0
RR_P:234.0 RR_S:241.0, QRS:21.0, QR:12.0, RS:9.0
```

Figure 5.5 : La phase d'apprentissage.

1) Lancement des agents de classification :

La plate-forme Jade affiche une interface graphique(GUI). Cette dernière contient un agent de contrôle RMA et les agents de notre système.

Chapitre 5 : Implémentation

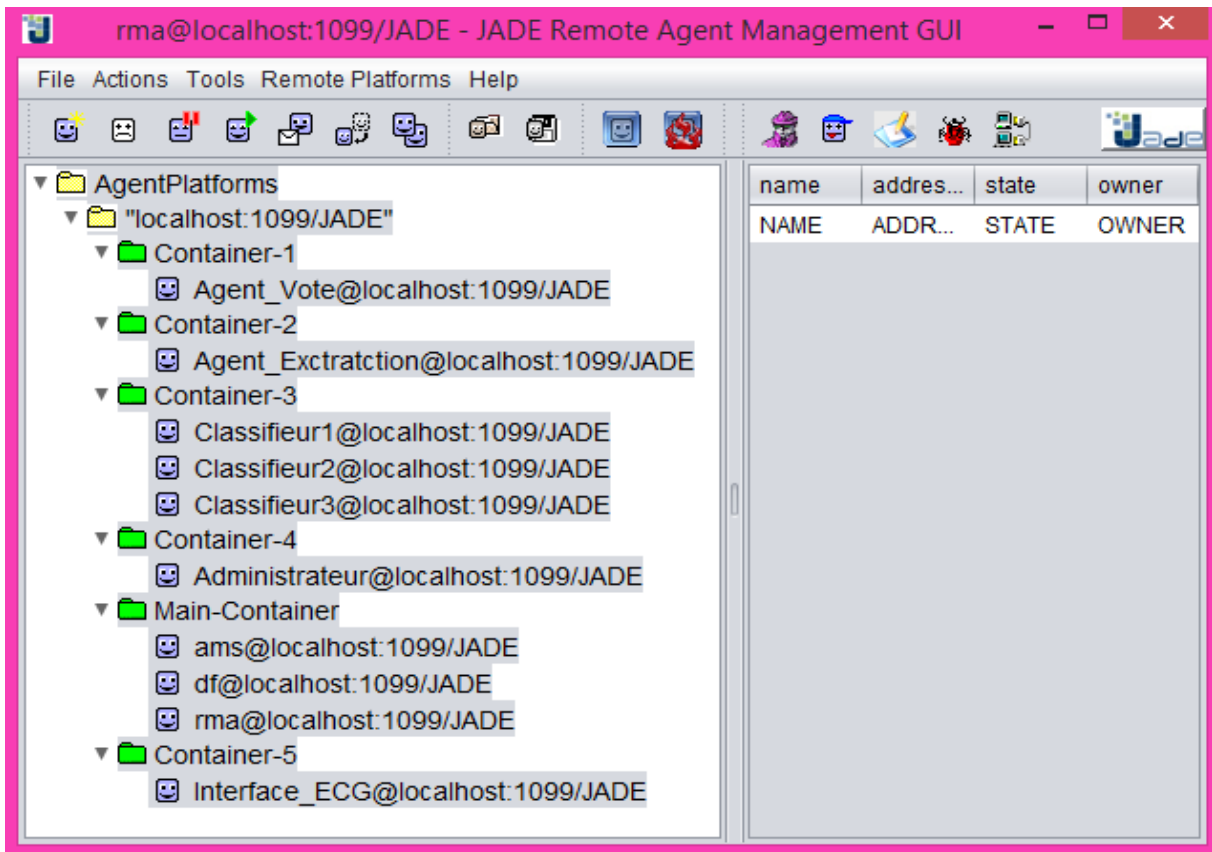
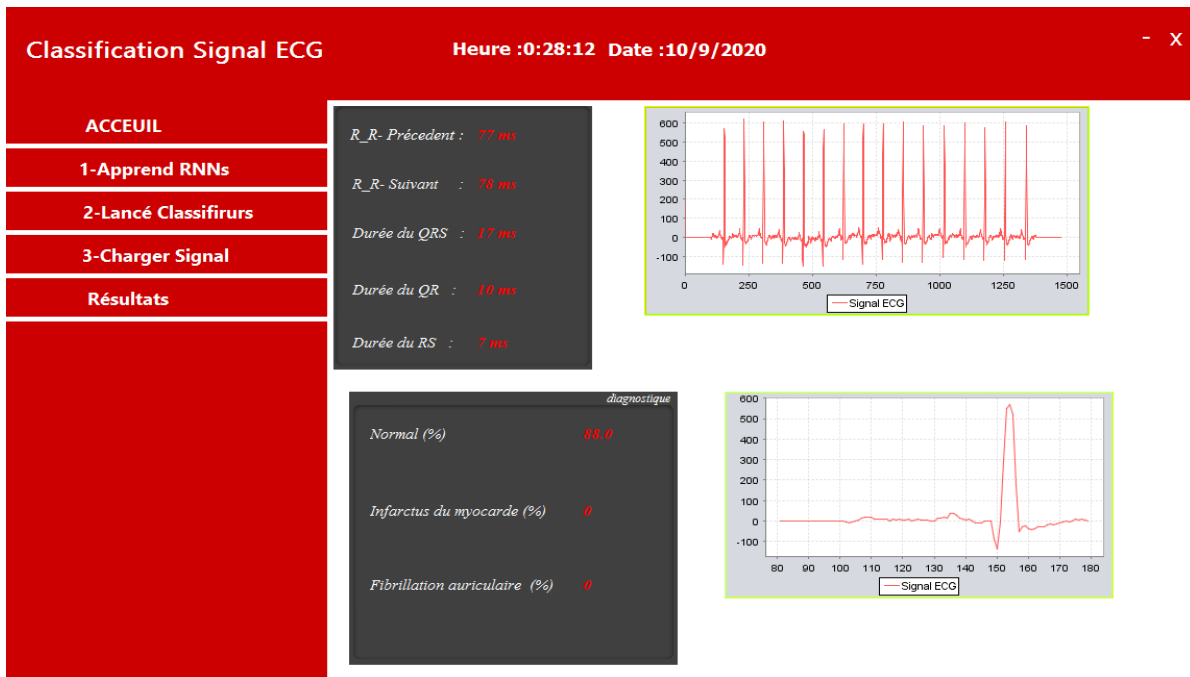


Figure 5.6 : Le RMA avec les agents de notre système.



2) Visualiser le tracé du signal ECG :

Figure 5.7 : Le tracé d'un signal ECG.

Chapitre 5 : Implémentation

3) La Classification :

L'utilisateur doit charger le signal ECG en vue de leur classification.

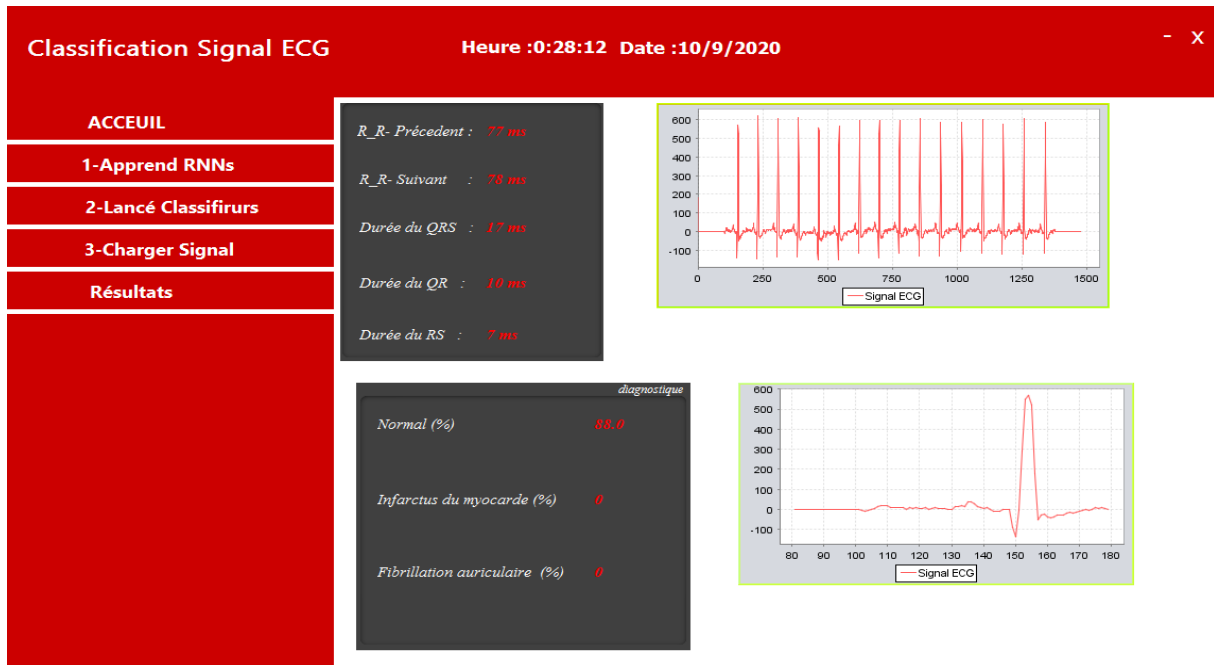


Figure 5.8: Un exemple de classification par notre système. (Résultat Normal)

Chapitre 5 : Implémentation

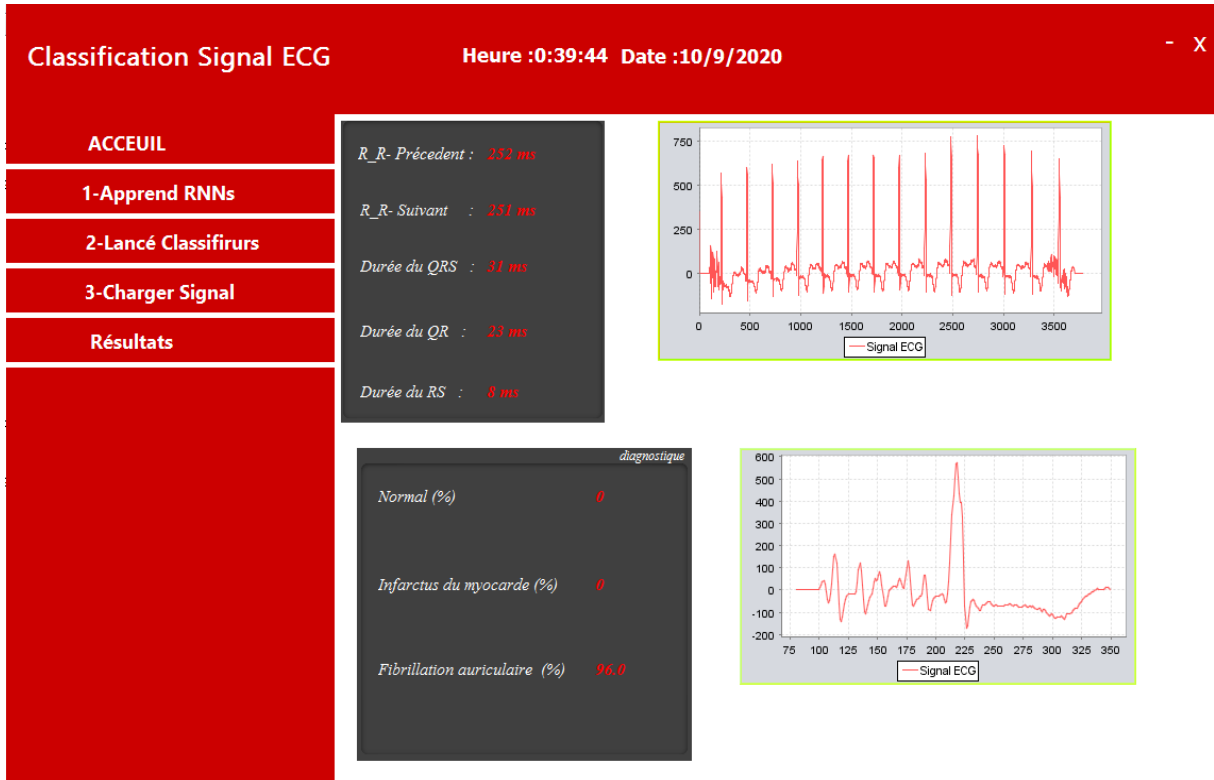


Figure 5.9 : Un exemple de classification par notre système. (Fibrillation auriculaire)

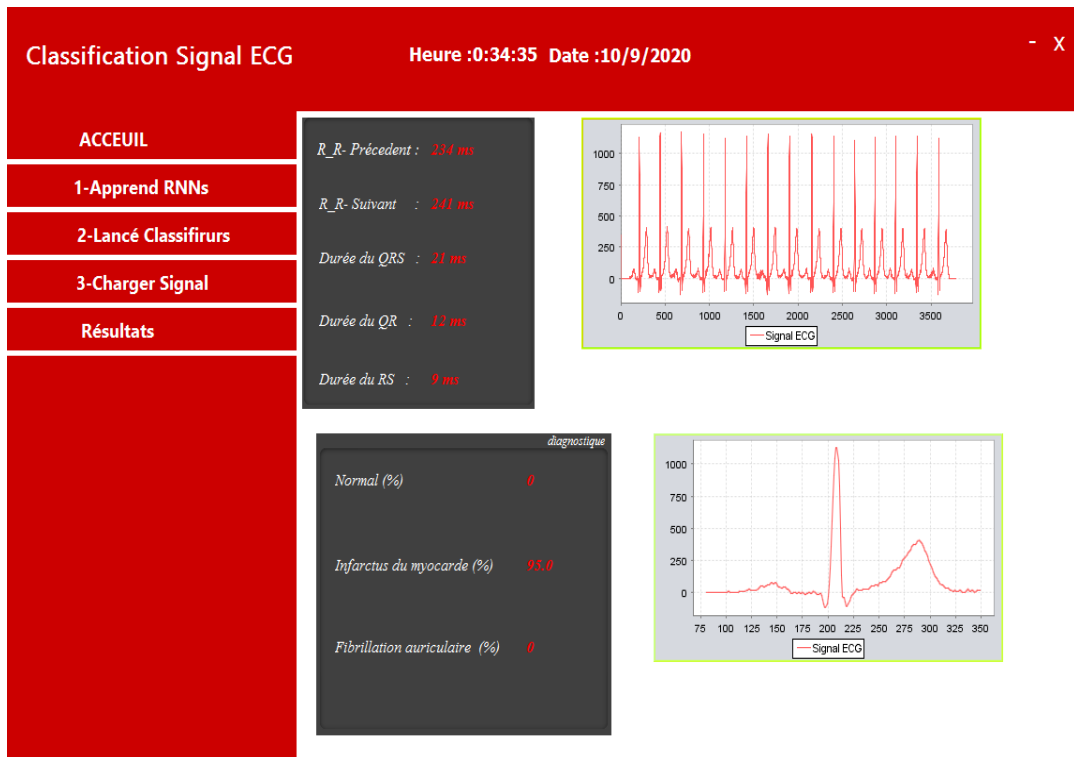


Figure 5.10 : Un exemple de classification par notre système. (Infarctus du myocarde).

Chapitre 5 : Implémentation

Après la classification, on peut visualiser l'échange des messages entre les agents du système à l'aide Sniffer de la plateforme Jade.

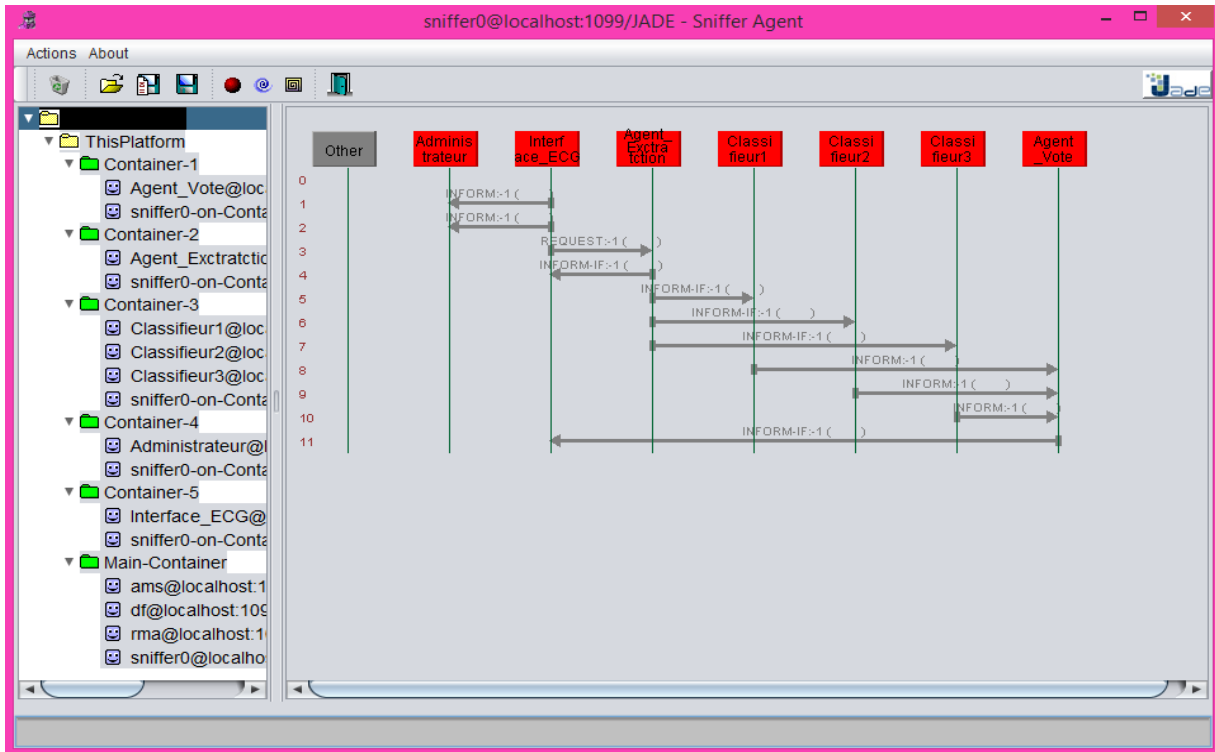


Figure 5.11: L'échange des messages entre les agents de système.

5.6 Résultats et analyse

Dans notre travail, on implémenté trois classifieurs neuronaux qui donnent des taux de classification du signal ECG satisfaisants et prometteurs. D'après les expériences qu'on a effectuées nous avons constaté qu'un classifieur composé de deux couches cachées est approprié pour obtenir des meilleurs taux de classification et cela dans un temps d'apprentissage minimal. Ainsi, le tableau suivant va montrer le taux de classification de chacun des réseaux de neurones adoptés mais aussi le temps d'apprentissage consacré.

	Classifieur 1	Classifieur 2	Classif ieur 3
Temps d'apprentissage (ms)	31	62	32
Temps de Test	0,98	0,98	0,98

Tableau 5.1 : Etude comparative des Classifier.

L'utilisation des agents est justifié afin d'assurer une meilleur décomposition du système ce qui va nous permettre la maitrise de la complexité de notre travail. Pour cela, et afin de garantir un temps de réponse optimal du système, on a utilisé des agents de type réactifs en exploitant la notion de parallélisme qui se trouve au niveau de la plateforme Jade.

D'après les tests, on a pu remarquer que l'introduction des agents au sein de notre système permet d'obtenir un temps de réponse .

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un système d'aide au diagnostic l'arythmie cardiaque très fréquente qui est :

IDM et ACFA, en plus du battement normal (N). Nous avons implémenté un système de classification des Signaux ECG basé sur les SMAs neuronal à apprentissage supervisé. Ce système est chargé de déterminer le type du battement en fonction de ses caractéristiques et permettant ainsi de fournir une classification optimal dans un temps raisonnable tout en maîtrisant la complexité du problème avec sa décomposition en agent.

Conclusion général

Conclusion général

Le but de notre projet est d'obtenir une application de classification efficace, donc nous cherchons à développer un système automatique d'analyse du signal ECG, capables d'aider les médecins à faire le diagnostic cardiaque qui semble indispensable en raison du grand nombre de patients dans les unités de soins intensifs et de la nécessité d'une observation continue.

Le travail réalisé dans ce mémoire concerne le développement, la réalisation et l'évaluation d'une méthode de classification et de discrimination des arythmies et d'anomalies cardiaques très fréquente appelées IDM et ACFA faisant appel aux systèmes multi-agent avec une expertise neuronale.

Le classificateur de réseau neuronal perceptron multicouche est utilisé pour classer les trois types de battements ECG (battement normal, battement de fibrillation auriculaire, battement d'Infarctus du myocarde), notre système a été validé sur des signaux ECG des différents patients extraits de la base de données universelle (Benchmark) MIT-BIH.

Pour mieux structuré et organiser notre problème complexe, il fallait le décomposer en plusieurs parties en adoptant l'approche multi-agent qui nous semblait intéressante afin de bien maîtriser la complexité du problème et qui permettait d'agentifier les services fournis par le logiciel.

Les résultats obtenus par notre application sont très satisfaisants et sont justifié par un taux de classification intéressant des signaux ECG.

Comme perspective de notre travail, on va réfléchir de généraliser l'application afin de Classifier plusieurs types d'anomalies cardiaques.

Bibliographies

- [1] M.L. TALBI, «Analyse et traitement de signal électrocardiographique(ECG) », Thèse de Doctorat, Université Mentouri de Constantine, 2011.
- [2] H. Serhal. «Détection de l'activité cardio-pulmonaire a` distance et via l'internet»,
Mémoire d'ingénieur cnam, Université Libanaise Institut des Sciences Appliquées et Economiques, 2010.
- [3] C. Abhishek, E. Uttam, « Emergency Patient Monitoring System for Cardiac Disorders.»Vol.1 Issue 3,May 2014.
- [4] A. Belgacem, « Classification des signaux EGC avec un système-multi-agent neuronale», Thèse de magister, UNIVERSITE ABOU BAKR BELKAID-TLEMEN, 2012.
- [5] M. Arbatni Khaled, «Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG », Thèse de magister, UNIVERSITE MENTOURICONSTANTINE, 2007.
- [6] R.BENALI, «Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques», Thèse de Doctorat, Université Abou BEKR BELKAID, 2013.
- [7] A.D. Waller, "A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart beat ", *in : Physiol.* 8, 229-234, 1887.
- [8] C. Fisch, "The clinical electrocardiogram", A classic, *in: Circulation* 62 (Suppl. III),1-4, 1980.
- [9] D.M. Krikler, "Electrocardiography then and now. Where next?", *in Br. Heart J.*57, 113.
- [10] R.Dubois, *Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie*, Thèse doctorat à l'université de Paris 6, 2004.
- [11] Nicoles Navoret, *Analyse et détection des electrogrammes complexes fractionnés en vue se soigner la fibrillation auriculaire à l'aide de technique d'ablation par radiofréquence*, Thèse doctorat
A université de Bourgogne, 2013.
- [12]Clément Gallet, " Analyse automatisée du signal électrocardiographique dans les arythmies atriales chez le rat vigile", thèse doctorat à l'université de Lyon, 2013.

Bibliographies

- [13] A. L. Goldberger, *Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach*, 7^{ème} édition, Mosby, 2006.
- [14] F. Portet, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse doctorat, Ecole Doctorale: Matisse, Composante universitaire: IFSIC, 2005.
- [15] Couderc Jph, morlet D, Rubel P, "Analyse de l'électrocardiogramme à haute résolution en vue du pronostic des TV et des morts subites. Mise en œuvre de méthodes temps- échelle et temps-fréquence ".INSERM, Deuxième colloque régional Rhône –Alpes Auvergne Bourgogne, Lyon(France) ,16-17 septembre 2000.
- [16] G. D. F. A. e. P. M. Clifford, *Advanced methods and tools for ECG data analysis*, Boston: Artech house, 2006.
- [17] M. P. Charles Patrick Davis, «What is Arrhythmia,» medicinenet, 8 6 2016. [En ligne]. Lien:
- [18] Z. P. Jiang, E. Lefeber, and H. Nijmeijer, "Saturated stabilization and tracking of a nonholonomic mobile robot," *Systems & Control Letters*, vol. 42, pp. 327-332, 2001.
- [19] M. DJEKOUN, R. DJEBAR, S. BENSOLTANE, L. GHRIEB, « contribution des reseaux de neurones artificiels (RNA) a la caracterisation d'un stress oxydatif chez saccharomyces cerevisiae induit par le cadmium. mise en evidence d'un biomarqueur potentiel (cas du malondialdehyde) », Université Mentouri-Constantine, Algérie, Juin 2011
- [20]: <http://villemin.gerard.free.fr/Wwwgvmm/Logique/IAneuron.htm>
- [21] I. HOUAMED, « Détection de l'Onde P dans un Signal ECG », Magister en électronique, Université de Batna, 17/04/2011
- [22] M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Doctorat en Sciences, Université Mentouri de Constantine, 2011
- [23] F. RABAH, « La séparation aveugle de sources par les techniques neuronales », Magister en Electronique, Université de Batna, 01/23/2014
- [24] 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
- [25] G. PETITJEAN, « introduction aux reseaux de neurones », 01 Jun 2017.
- [26]: D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG,EEG, EMG »,MASTER, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012
- [27]: M. MERAH, « Conception d'un Algorithme d'Apprentissage Tolérant aux Fautes

Bibliographies

- FTBP(application au monitoring de L'électrocardiogramme) », Doctorat Es-Sciences, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran «Mohamed Boudiaf»
- [28] <http://villemin.gerard.free.fr/Wwwgvmm/Logique/IAneuron.htm>
- [29]http://campus.cerimes.fr/semiologiecardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_3.html
- [30] M.P. HUGET, "Agent UML Class Diagrams Revisited", article.
- [31] B. BAUER, "UML Class Diagrams Revisited in the Context of Agent-Based Systems", article.
- [32] M, Parizeau, « Réseaux de neurones », Université Laval Canada, 2004.
- [33]C, Touzet, « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionisme », 1992.
- [34] Faten ben hmida : Evaluation des performances des systèmes multi-agents, thèse de Doctorat.Université de la manouba, Tunisie. Université bordeaux i, France. 2013.
- [35] Demazeau, Y: From interactions to collective behavior in agent-based systems. In proceedings of the First European Conference on Cognitive Science, pp. 117-132, 1995.
- [36] Franklin, S., & Graesser, A. (1996, August). Is it an Agent, or just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents. In International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages(pp. 21-35). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [37]Wooldridge, M: "An Introduction to Multi-agent Systems". John Wiley and Sons, 1997.
- [38]Marir, T: Les Systèmes Multi-Agents. Cour, master 2, architecture distribuée. Université d'oum el bouaghi, 2018.
- [39] Chebout, M. S., & Mokhati, F. (2019). Controlabilité des systèmes multi agents ouverts (Doctoral dissertation, Oum-El-Bouaghi).
- [40] Olaru, Andrei, Cristian Gratie, and Adina Magda Florea. "Emergent properties for data distribution in a cognitive MAS." (2010).
- [41] Wang, Gong, T. N. Wong, and Xiaohuan Wang. "A hybrid multi-agent negotiation protocol supporting agent mobility in virtual enterprises." Information Sciences 282 (2014): 1-14.
- [42] Silem Abd El Heq: La Programmation des Systèmes Multi-Agents Normatifs – Une Approche Basée sur la Plateforme JADE. Mémoire de master, Université d'oum el bouaghi, 2017.
- [43] Weyns, D., Omicini, A., & Odell, J. (2007). Environment as a first class abstraction in multiagent systems. Autonomous agents and multi-agent systems, 14(1), 5-30

Bibliographies

- [44] L. Cernuzzi, M. Cossentino, and F. Zambonelli. Process models for agent-based development. *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier.Vol.18(2) :205–222, March 2005..
- [45] FIPA, "Communicative Act Library Specification. Standard SC00037J", Foundation for Intelligent Physical Agents, 2002.
- [46] Silem Abd El Heq: La Programmation des Systèmes Multi-Agents Normatifs – Une Approche Basée sur la Plateforme JADE. Mémoire de master, Université d’oum el bouaghi, 2017.
- [47] Ahmed yardimici « soft computing in medicine »Département of industrial Automations, TBMT0, Akdeniz University.070059, Turkey2010.
- [48]. S.NOIMAINEE, J.Tontrakoon, « The ECG Monitor from Database Using Mobile Telephone », the 2004 International technical Conferance on circuits/Systems, Computers and Communication (ITC-CSCC2004).
- [49] Nadia KRICHANE et. Samira TAZEBOUDJT « Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste »Université MOULOUD MAMMERIDE TIZI-OUZOU Faculté DE genie électrique ET D'informatique Département D'électronique.
- [50] N. Belgacem and all ; « *détection et identification des arythmies cardiaques par application des réseaux de neurones* » ; Laboratoire de Génie Biomédical, Université Abou Bekr Belkaïd. Tlemcen BP 230. 13000 Algérie.
- [51] <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/biologie-coeur-6849/>
- [52]. Finin T., Fritzson R., « *KQML — A Language and Protocol for Knowledge and Information Exchange* », Proceedings of the 13th International Workshop on Distributed Artificial Intelligence, Seattle, WA, p. 126-136, 1994.
- [53] NetBeans ; <http://netbeans.org/downloads>.
- [54]https://archives.limsi.fr/Individu/jps/enseignement/examsma/2005/1.plateformes_3/indexFerguen.html
- [55] MIT-BIH Arrhythmia Database ; <http://www.physionet.org/physiobank/database>
- [56] Opencv ; <http://opencv.org/downloads.html>
- [57]. <https://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=infarctus-dumyocarde>