

1. Introduction générale.....	9
2. Introduction a l'état de l'art	13
3. L'état de l'art :	15
4. l'utilisation de l'intelligence artificielle pour classifier l'ECG	17
Chapitre 1	21
Etude des signaux ECG.....	21
1.1. Introduction	21
1.2. Anatomie du cœur.....	21
1.3. Activité mécanique cardiaque	22
1.4. La conduction électrique du cœur.....	23
1.5. Principe de l'électrocardiogramme (ECG).....	25
1.5.1. Les dérivations	26
1.5.2. Ondes et Intervalles de L'ECG.....	29
1.6. Troubles du rythme et de la conduction cardiaque	31
1.6.1. Rythme sinusal.....	31
1.6.2. Blocs cardiaques	31
1.6.2.1. Bloc Sino-Auriculaire (Bloc SA)	31
1.6.2.2. Blocs Auriculo-Ventriculaire (BAV)	31
1.6.2.3. Blocs de branche	32
1.7. Les arythmies cardiaques	32
1.7.1. Extrasystoles supra-ventriculaires.....	33
1.7.2. Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire).....	33
1.7.3. La tachycardie supra-ventriculaire.....	33
1.7.4. La fibrillation auriculaire.....	34
1.7.5. La tachycardie ventriculaire.....	34
1.7.6. Fibrillation ventriculaire.....	35
1.8. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme.....	35
1.8.1. Bruits techniques.....	36
1.8.2. Artefacts physiques	37
1.9. Conclusion.....	39
Chapitre 2	40
Réseaux de neurones	40
2.1. Introduction	40

2.2.	Neurone biologique.....	40
2.3.	Neurone artificiel (formel)	41
2.4.	Historique.....	43
2.5.	Le perceptron ?.....	44
2.6.	Règle d'apprentissage du perceptron	46
2.7.	Architecture des réseaux de neurones	48
2.7.1.	Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)	48
2.7.2.	Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....	48
2.8.	Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	49
2.8.1.	L'apprentissage supervisé.....	49
2.8.2.	L'apprentissage non supervisé.....	50
2.9.	Les réseaux de neurones les plus utilisés	50
2.10.	Descente du gradient ou la fameuse règle delta.....	51
2.10.1.	La descente de gradient	51
2.10.2.	La descente de gradient stochastique	52
2.10.3.	La règle delta	53
2.11.	Réseaux de neurones multicouches(MLP)	53
2.12.	L'algorithme de rétro-propagation du gradient.....	54
2.13.	Les capacités d'un réseau de neurones.....	56
2.14.	Les différentes applications de RNA	57
2.15.	Problèmes et inconvénients	57
2.15.1.	Trouver une bonne structure.....	57
2.15.2.	Temps d'apprentissage	58
2.15.3.	Structure statique.....	58
2.15.4.	Over-fitting(sur apprentissage)	58
2.15.5.	Réseau boîte noire	59
2.16.	Avantages d'un réseau de neurones	59
2.16.1.	Temps de réponse.....	59
2.16.2.	Large panel de fonctions	59
2.16.3.	Apprentissage résistant à l'erreur	59
2.17.	Conclusion :.....	60
	Chapitre 3	61
3.1.	Introduction.....	61

3.2.	Définition du concept d'agent	62
3.3.	Architectures d'agents	64
3.3.1.	Agents réactifs	64
3.3.1.1.	Agents à réflexe simples	65
3.3.1.2.	Agents conservant une trace du monde	66
3.3.2.	Agents délibératifs	67
3.3.2.1.	Agents ayant des buts	67
3.3.2.2.	Agents utilisant une fonction d'utilité	69
3.3.3.	Agents hybrides	70
3.4.	Agents et apprentissage.....	71
3.5.	Systèmes multi-agents SMA	74
3.5.1.	Les avantages du SMA.....	74
3.5.2.	Interactions entre agents.....	75
3.6.	conclusion	77
Chapitre 4	78
Expérimentations, résultats et discussions	78
4.1.	Introduction.....	78
4.2.	Les anomalies cardiaques traitées.....	79
4.3.	La base de donnée MIT-BIH.....	81
4.4.	La chaîne de traitement du signal ECG abordée (détection, classification ou diagnostic)	82
4.5.	Préparation de la base de données et premières évaluations	83
4.6.	Description et étude du Classifieur SMA Proposé	86
4.7.	Outil ECGMASNNC.....	90
4.8.	Conclusion	91
Conclusion Générale	92

Figure 1. les différentes techniques IA par année dans la médecine.	9
Figure 2. Comparaisons des différentes techniques IA entre 1995 et 2007 dans la médecine.	10
Figure 3. Processus de classification des signaux ECG.	16
Figure 1.1. L'anatomie du cœur.	22
Figure 1.2. Activité électrique du cœur.	24
Figure 1.3. Electrophysiologie cellulaire.	26
Figure 1.4. Les dérivations bipolaires.	27
Figure 1.5. Dérivations unipolaires.	28
Figure 1.6. Dérivations thoraciques.	28
Figure 1.7. Tracé ECG.	29
Figure 1.8. Exemples d'ECG : (a) normal et (b): bloc de branche gauche.	32
Figure 1.9. Tachycardie supra-ventriculaire.	33
Figure 1.10. Fibrillation auriculaire.	34
Figure 1.11. Tachycardie ventriculaire.	34
Figure 1.12. Fibrillation ventriculaire.	35
Figure 1.13. Interférence secteur 50 Hz.	36
Figure 1.14. Bruit dû aux mouvements des électrodes.	37
Figure 1.15. Dérive de la ligne de base.	38
Figure 1.16. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.	38
Figure 2.1. Neurone biologique.	41
Figure 2.2. Neurone formel.	42
Figure 2.3. Fonction d'activation.	43
Figure 2.4. Des exemples linéairement séparables par une droite.	45
Figure 2.5. Les points XOR pas de droite séparatrice.	45
Figure 2.6. Réseaux de neurones les plus utilisés.	50
Figure 2.7. Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.	53
Figure 2.8. Réseaux de neurones avec deux couches cachées.	56
Figure 3.1. Schéma d'un agent à réflexe simples.	65
Figure 3.2. Schéma d'un agent conservant une trace du monde.	66
Figure 3.3. Schéma d'un agent ayant des buts.	68
Figure 3.4. Schéma d'agent basé sur l'utilité.	70
Figure 3.5. Architectures d'agents en couches.	71
Figure 3.6. Modèle général d'agent apprenant.	73
Figure 4.1. Contraction ventriculaire prématurée (PVC).	80
Figure 4.2.a Extrasystole PVC.	81
Figure 4.2.b Doublet ventriculaire.	81
Figure 4.3.a Rythme de bigéminisme.	81
Figure 4.3.b Rythme de trigéminisme.	81
Figure 4.4. Chaîne de traitement automatique des ECGs.	82
Figure 4.5. Exemple d'un réseau de neurones utilisé.	86
Figure 4.6. Illustration d'un scénario entre agents.	88

Tableau 2.1 Analogie entre les neurones biologiques et artificiels.	43
Tableau 4.1. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal a part sous Matlab.....	84
Tableau 4.2.Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous Matlab.	84
Tableau 4.3. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal a part sous Weka et TANAGRA	85
Tableau 4.4. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous Weka et TANAGRA.	85
Tableau 4.5. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal a part sous notre clasifieur	89
Tableau 4.6 Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous notre classifieur.....	89

ECG Électrocardiogramme

IA intelligence artificielle

NS Noeud Sinusal

NAV Noeud Auriculo Ventriculaire

ESV Extrasystole Ventriculaire

PVC Premature Ventricular Contraction (terme anglophone d'ESV)

RN réseaux de neurones

MLP Multi Layer Perceptron (terme anglophone de PMC)

AG algorithmes génétique

LF logique floue

IA intelligence artificielle

SMA Système multi-agent

RF reconnaissance des formes

1. Introduction générale

Actuellement le domaine médical exige de nouvelles techniques et technologies, afin d'évaluer l'information d'une manière objective. Cela est du 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 aussi 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 [1]. Plusieurs techniques de l'IA, de la logique floue (LF), réseaux de neurones (RN), les algorithmes génétiques (AG), et la fusion entre eux (LF-RN), (AG-RN) (LF-AG) sont couramment utilisées aux applications médicales en vue d'améliorer la performance des systèmes d'aide au diagnostic médical. La figure (1) ci-dessous montre la quantité de travaux publiés depuis 1995 à 2007 exploitant ces techniques dans le domaine médical.

	Publication year									Total
	1995 - 1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	
*FL	184	41	81	44	45	58	42	44	34	573
NN	641	160	171	172	192	239	194	211	186	2166
GA	43	20	18	17	14	28	29	40	36	245
FL-NN	29	6	23	13	14	8	14	21	16	144
NN-GA	17	2	5	5	6	6	8	11	9	56
FL-GA	3	1	-	1	1	1	-	4	-	11
FL-NN-GA	1	-	-	1	1	1	-	1	-	5

*FL: Fuzzy logic, NN: Neural networks, GA:Genetic algorithms,

Figure1. Le nombre d'application des différentes techniques de l'IA entre 1995-2007 dans la médecine [1].

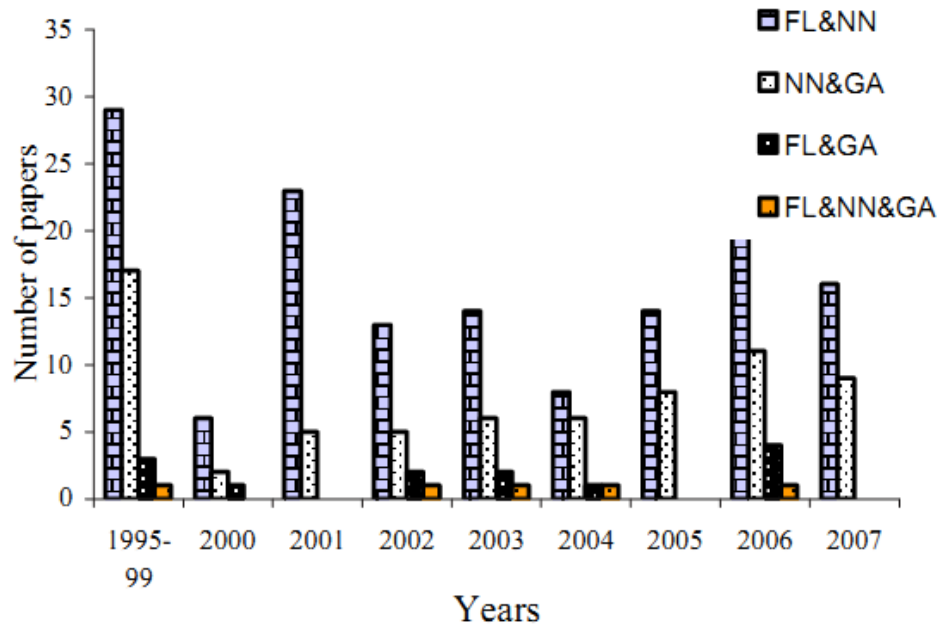


Figure2. Les différentes techniques de l'IA entre 1995 et 2007 dans la médecine [1].

Ce qui est constaté de ces deux figures (figure1 et figure 2) c'est la prédominance des techniques neuronales. Ceci pourra être expliqué par leurs propriétés remarquables: tels que leur capacité d'adaptation, apprentissage à partir d'exemples et généralisation, robustesse face au bruit. Aussi, compte tenu qu'ils sont intégrables dans des processus temps réel et qu'ils sont remarquablement efficaces pour l'extraction des règles à partir d'exemples pour des problèmes difficilement modélisables. En plus la nature des données médicales, qui sont généralement bruitées et incomplètes [4], renforce leur application dans ce domaine.

Parmi ces données on trouve l'électrocardiogramme de surface (ECG) qui constitue jusqu'aujourd'hui un des piliers essentiels du diagnostic des problèmes cardiaques. Au cours des dernières années, les méthodes d'analyse des pathologies cardiaques se renforcent par l'introduction des procédés d'imagerie, notamment de l'échocardiogramme. Mais ceci ne modifie pas l'importance et l'utilité des ECGs et des paramètres qui peuvent être extraits de ce signal.

C'est dans ce contexte que s'inscrit ce mémoire de magister. En fait, il est intéressant d'intégrer une démarche d'aide au diagnostic médical dans un processus de calcul automatique des différents paramètres décrivant le signal ECG.

Ce processus de calcul concerne particulièrement le traitement du signal ECG conduisant à l'extraction de paramètres pertinents qui serviront dans les étapes de diagnostic.

Les critères usuellement utilisés par la communauté médicale sont la mesure d'intervalles de temps décrits par la durée d'un événement ou de la séparation de deux événements pour caractériser une variation temporelle, une variation fréquentielle ou encore une variation d'amplitude.

Ces mesures ont l'avantage d'être faciles à interpréter physiologiquement et à mettre en œuvre. Les paramètres fréquentiels peuvent être déduits indirectement par l'utilisation des méthodes de transformation.

La description basée sur la connaissance des signaux biomédicaux est associée à la manière par laquelle ces signaux sont perçus et décrits. Il devient évident que toute inspection visuelle, analyse et comparaison des signaux biomédicaux temporels se fonde fortement sur l'utilisation d'une collection finie de descripteurs de dimension réduite. De ce fait, l'information significative et facilement interprétable à partir des descripteurs bien choisis du signal. Une accumulation d'informations peut mener à une fausse détection ou contradiction entre elles. Vu que de tels descripteurs sont des modules principaux dans l'analyse de signal électrocardiogramme, la phase d'extraction des paramètres est une étape de grande importance dans la chaîne de traitement des ECGs. Notre attention s'est fixée sur l'application de l'algorithme de détection automatique des paramètres ECG développé au sein de notre laboratoire de recherche en génie biomédical [3]. La phase suivante, qui constitue notre principale contribution dans ce mémoire, c'est la phase de classification des pathologies cardiaques en exploitant de tels paramètres. L'intérêt est porté sur quelques catégories.

Les méthodes adoptées sont "L'intelligence collectif SMA" et "les Réseaux de Neurones Artificiels" implémentés à l'aide du Perceptron Multicouches (MLP).

Ainsi, pour décrire notre travail, le mémoire est structuré tel que :

Un état de l'art sur la classification des ECGs et les différentes techniques exploitées dans cette classification est d'abord présenté, suivi en Chapitre 1 par une description anatomique du cœur et les pathologies cardiaques décrites à partir du signal électrocardiogramme.

Dans les deux suivants chapitres, une description illustrée est faite sur respectivement les réseaux de neurones et les Systèmes multi-agents qui en fait constituent les méthodes choisies pour la classification des pathologies cardiaques.

Dans le chapitre 4 une présentation détaillée du système de classification développé basé sur SMA-RN (système multi-agents neuronale) est faite. Cette présentation est illustrée par des résultats et des discussions de ces derniers et enfin une conclusion générale avec des perspectives est présentée.

2. Introduction a l'état de l'art

Discuter de l'apprentissage artificiel (machine Learning en anglais) et sa relation étroite avec la classification automatique, est un sujet d'une très grande importance et présente de vastes champs d'applications qui ne cessent de croître d'année en année. Il est clair qu'une brève description de ce domaine permet de mettre en évidence son importance dans les différents champs d'application. Selon Antoine et al [6], l'apprentissage artificiel a deux champs industriels d'application à savoir :

- ✚ Reconnaissance de formes (RF)
- ✚ Fouille de données

Le second domaine est le moins bien connu des deux, bien qu'il soit porteur de réelles possibilités économiques. Quant au premier, rappelons seulement que les méthodes de l'apprentissage artificiel sont à la base de la reconnaissance des images (écriture manuscrite, signatures, détection de ressources par satellite, pilotage automatique, etc.), de la reconnaissance de la parole, du traitement avancé des signaux biomédicaux qui est notre objectif. Alors c'est quoi la RF ?, selon Jean-Pierre et al [7], la RF est l'ensemble technique informatique de représentation et de décision permettant aux machines de simuler un comportement sensible d'une autre façon c'est de doter les ordinateurs des capacités des êtres humains l'écoute, la vision, raisonnement etc. et pour faire cela la RF procède généralement par des étapes successives au cours desquelles on passe du monde physique (espace de dimension infinie) dans lequel sont plongées les formes à reconnaître à un espace de dimension restreint, l'espace d'interprétation ou des décisions. Ce passage s'effectue souvent à travers une phase de codage et de prétraitement des signaux qui permet d'obtenir des signaux numériques filtrés et normalisés. Ces signaux sont ensuite analysés afin d'en tirer les caractéristiques (paramètres, attribues) de nature numérique ou symbolique qui vont représenter la forme dans l'espace de représentation, la phase d'apprentissage a pour but de structurer l'espace de représentation de façon à produire des régions de décisions (ou bien classe). Cette phase fondamentale est aussi celle qui tente de définir des modèles de références des formes analysées. Enfin on parvient à la phase de décision qui identifie la forme en lui affectant une classe d'appartenance.

A partir de ça nous pouvons dire que la RF est un problème composé de sous problèmes : natures de données, le choix du modèle, les paramètres etc. Tout ça nous amène aux

problèmes d'apprentissage artificiel qui sont plusieurs types et qui sont définis par un certain nombre de caractéristiques dont l'espace des données, l'espace des hypothèses et le protocole régissant les interactions de l'apprenant avec son environnement. On distingue particulièrement l'apprentissage supervisé pour lequel un oracle (expert) fournit les réponses désirées, l'apprentissage non supervisée et l'apprentissage par renforcement.

L'étude de l'apprentissage tourne en particulier autour de deux questions :

- ✚ L'apprentissage est-il possible pour un problème et des données d'apprentissage particuliers?
- ✚ L'apprentissage est il réalisable efficacement?

Les réponses à ces deux questions dépendent en grande partie de l'espace des hypothèses :

- ✚ Pour que l'apprentissage soit possible, il est nécessaire qu'il existe un biais d'apprentissage (erreur d'approximation).
- ✚ L'efficacité de l'apprentissage dépend de la force de ce biais et de la structuration de l'espace des hypothèses.

Cet apprentissage artificiel se divise en deux grandes méthodes :

- ✚ Par exploration : logique inductive, algorithmes génétiques .etc.
- ✚ Par optimisations : séparateur a vaste marge(SVM), réseaux de neurones etc.

Il aurait été souhaitable d'aborder tous ces domaines, toutefois c'est un large domaine, et notre domaine d'intérêt dans ce mémoire de magister est plutôt l'apprentissage par optimisation particulièrement par réseaux de neurones. Le lecteur intéressé pourra étudier les deux références [6] et [7] sur l'apprentissage artificiel, que je considère très intéressants.

En fait, les réseaux de neurones artificiels seront exploités dans ce mémoire pour la reconnaissance de certaines pathologies cardiaques (précisément arythmies cardiaques) et leurs classifications. Il est évident que le problème de classification revient au problème d'apprentissage, donc le choix d'apprenant et la validation de ses performances sont très importants. Dans notre cas les réseaux de neurones sont choisis comme modèle et leurs performances sont renforcées par un système multi-agents. Ce choix est motivé par plusieurs travaux antérieurs qui sont cités dans l'état de l'art présenté dans la section suivante.

3. L'état de l'art :

Malgré que les travaux sur les systèmes de diagnostic cardiaque aient fait des progrès remarquables depuis le début des travaux d'Einthoven (1901), les maladies cardiovasculaires demeurent une des causes majeures de mortalité à travers le monde.

Ainsi, les systèmes intelligents, capables d'aider les médecins à faire le diagnostic et le suivi des malades deviennent une évidence. Ces systèmes devraient être facilement applicables, évolutifs, précis, robustes, et stables. En outre, l'adaptabilité à des situations rares est également souhaitable [8]. Les systèmes de surveillance intelligents sont apparus dans les années 90 pour surmonter les inconvénients des moniteurs de la première génération [9]. Leur but était d'intégrer plusieurs sources d'observations et plusieurs types de connaissances médicales pour construire des systèmes de contrôle interactif et utile [10]. Leurs principaux objectifs sont:

- ✚ Détecter les situations anormales par l'analyse des signaux.
- ✚ Prédire la survenue d'événements anormaux.
- ✚ Donner des conseils thérapeutiques.
- ✚ Expliquer le mécanisme sous-jacent qui a généré le désordre.

Dans ces approches, trois tâches principales sont nécessaires:

- ✚ L'étape d'acquisition, où l'acquisition du signal ECG et des données de suivi de patients sont recueillies.
- ✚ L'étape de traitement du signal qui traite les signaux ECG acquis et génère des descripteurs pertinents.
- ✚ L'étape de diagnostic qui a pour but de détecter les pathologies en se basant sur les étapes du traitement précédent.

Le schéma suivant dans la figure (3) illustre les phases générales d'apprentissage pour la classification de l'ECG

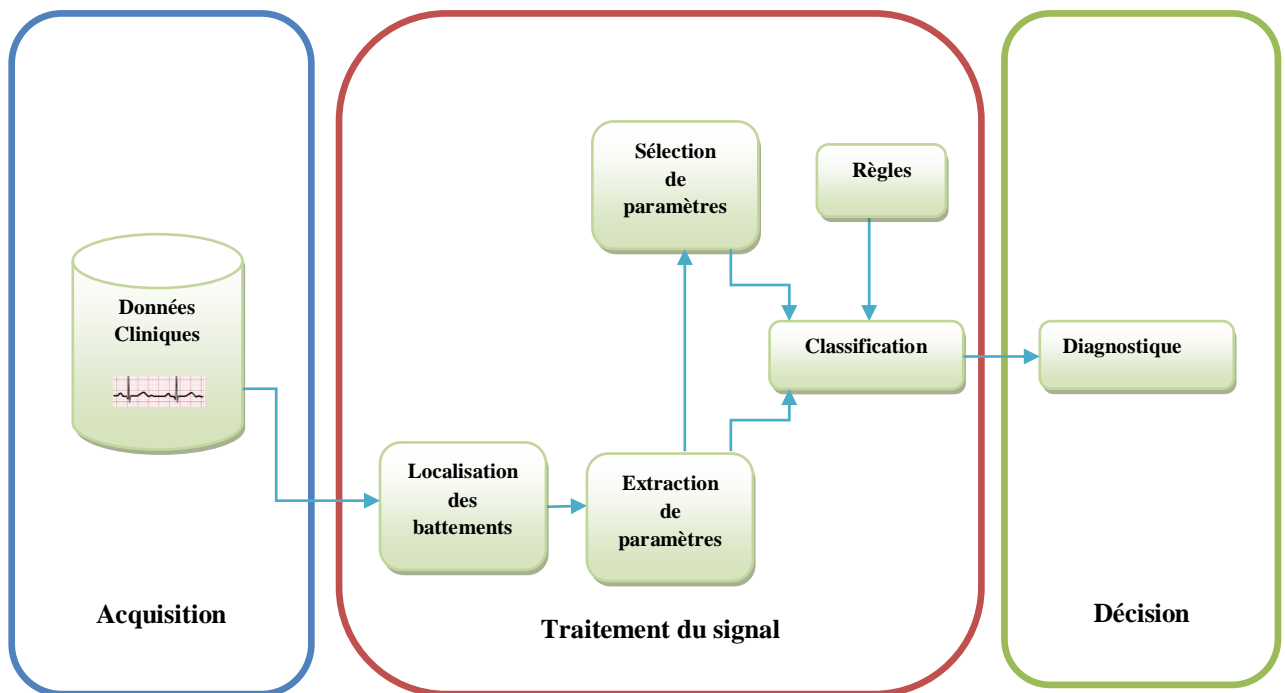


Figure 3. Processus de classification des signaux ECG.

L'étape de traitement du signal a été formalisée par certains auteurs comme G. Carrault et al [11.] et C. D. Nugent [12]. Ainsi diverses méthodes de classification automatique de l'ECG se trouvent dans la littérature. Toutefois, le processus de traitement peut être généralement subdivisé en un nombre de modules de traitement à savoir :

✚ L'étape de détection de l'onde R ou du complexe QRS :

Le but de la mise en œuvre du bloc de prétraitement est la localisation des différentes ondes de l'ECG ainsi que leur durée, (bien que le complexe QRS soit le plus important). La précision de la détection de chaque cycle cardiaque est d'une très grande importance car elle contribue de manière significative aux résultats de classification.

✚ L'étape de sélection ou bien extraction des paramètres :

Dans la majorité des cas, la détection des ondes anormales nécessite une étape préliminaire de sélection ou d'extraction de paramètres les plus pertinents, (dans le temps par exemple: la durée, la pente, l'amplitude des ondes ...etc.). Une optimisation de la sélection des paramètres peut être incluse dans ce processus, par laquelle le vecteur caractéristique est réduit en dimension, ne retenant que les caractéristiques les plus

pertinentes nécessaires à la discrimination et parfois assistées par des connaissances à priori ou des règles.

L'étape de classification ou de reconnaissance :

L'étape de reconnaissance des anomalies implique le développement d'un système intelligent qui permet de traiter les paramètres sélectionnés à l'étape précédente. Un grand nombre de méthodes d'apprentissage a été utilisé pour identifier les différents types de pathologies cardiaques. Plusieurs méthodes et techniques ont été proposées dans la littérature. Certaines de ces méthodes s'appuient sur l'interprétation des modèles tels que les filtres de Kalman à étapes multiples [13] ou des modèles de Markov cachés [14]. Mais la tendance actuelle est d'utiliser des méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

4. L'utilisation de l'intelligence artificielle pour classifier l'ECG

Dans la littérature, on trouve pas mal de techniques appliquant les approches de l'intelligence artificielle [15] et en particulier les réseaux de neurones [16], [17] pour l'analyse automatique de l'ECG. Le travail de Mark et al [17] montre que les techniques de réseaux de neurones et spécialement, le réseau MLP et la carte auto-organisatrices (SOM) sont utilisés à des fins de classification. Autres approches, telles que l'approche bayésienne et heuristique [18] et des modèles de Markov [14] ont été également expérimentées pour la classification des signaux ECG. ART (Adaptive Resonance Theory) a été appliquée à une variété de domaines allant des applications médicales, telles que la classification des modèles ECG [19], au traitement sémantique des données. Barro et al, [20] ont utilisé la théorie MART (Multi-Channel Adaptive Resonance Theory) pour classer les signaux ECG. La mise en œuvre des résultats montrent que ce classifieur peut discriminer les battements normaux des battements ventriculaires avec une précision de plus de 90%. Olmez [21], dans son travail sur la classification des formes d'ondes de l'ECG, a classé quatre types de battement tels que les battements normaux, le bloc de branche gauche, la contraction ventriculaire prématurée, et les battements de type P en utilisant un réseau de neurones RCE (Restricted Coulomb Energy) et les algorithmes génétiques. Il a obtenu une précision de classification de plus de 94%.

Plusieurs études ont confirmé les performances des réseaux de neurones artificiels RNA pour la détection et la reconnaissance de l'ECG anormal. L'utilisation du réseau de

neurones pour l'analyse du signal ECG offre plusieurs avantages par rapport aux techniques classiques. Donc, les réseaux de neurones ont émergé compte tenu d'une prétendance sérieuse de la nature fortement non-linéaire et chaotique de l'ECG. Dans ce qui suit, une présentation relativement détaillée des différents champs d'application des réseaux de neurones artificiels dans la discrimination et la classification des pathologies cardiaques en se basant sur le traitement des signaux ECG est faite.

L'utilisation des RNA dans la discrimination des complexes QRS large comme dans le cas de la tachycardie ventriculaire (VT) et la tachycardie supra-ventriculaire (SVT) a été le sujet de beaucoup de recherches en électrocardiographie. En fait, la détection prématurée de la fibrillation ventriculaire (VF) est décisive dans le cas du risque de la mort subite, une détection rapide permet au spécialiste d'avoir plus de temps de réaction (intervention) pour prescrire le traitement approprié au patient. Plusieurs techniques utilisant les RNA ont été développées pour établir des critères permettant la différenciation de la VT parmi des battements normaux [10]. Al-Fahoum et al [22] ont utilisé des transformations en ondelette (continue et discrète) dans la phase de l'extraction des paramètres. Le vecteur de paramètres extrait par ondelettes est utilisé ensuite comme entrée d'un réseau de neurones de type RBF dans le but de la détection automatique des arythmies. Dans [23], Rosado-Muñoz et al. Combinent une ondelette de Daubechies et un réseau RBF, un classement correct global de 97,5% a été obtenu, avec 100% de classification correcte à la fois pour la fibrillation ventriculaire et la tachycardie ventriculaire.

La détection de la contraction ventriculaire prématurée (PVC) a également attiré l'attention de nombreux chercheurs. Dans Ham et Han [24], les auteurs utilisent la théorie ARTMAP (Adaptive ResonanceTheoryMapping) pour classer les arythmies cardiaques. Deux types de battement ont été analysés: battement normal et battement anormal de type PVC. Les résultats du test ont montré que le réseau de neurone basé sur ARTMAP peut classer les arythmies cardiaques avec plus de 97% de sensibilité et 99% de spécificité. Plus tard, Maglaveras et al [25] ont proposé un prétraitement non-linéaire du signal ECG et une classification qui utilise un algorithme basé sur un RNA. La technique a été appliquée au problème de détection de PVC donnant de bons résultats. Une méthode de détection de PVC à partir des enregistrements Holter a été proposée par Shyu et al. [26]. La méthode prend en considération les informations utilisées lors de la détection du complexe QRS par une transformée en ondelettes puis un réseau de neurones flou (FNN)

est utilisé dans la phase de classification. Une précision d'environ 99,8%.pour la classification des PVC a été obtenue. Lagerholm et al. [27] ont utilisé des fonctions de base d'Hermite (HBF) et un réseau SOM dans le but de classier les signaux ECG. La structure du réseau SOM a été bénéfique dans l'interprétation des données expérimentales. Dans Acharya et al. [28], les auteurs ont élaboré un RNA avec des relations floues pour le classement des rythmes cardiaques. La phase de l'extraction des paramètres dans ce cas est basée sur la mesure des variations du rythme cardiaque. Les résultats ont indiqué un niveau élevé d'efficacité, avec un niveau de précision de 80 à 85%. Wieben et al [29] ont développé un classifieur basé sur un dispositif de banc de filtres et des arbres de décision (filter bank features and decision trees). L'algorithme a réalisé une sensibilité de 85.3% et une prédiction positive de 85.2%. Une méthode complexe de classification de QRS qui utilise la distance de Mahalanobis comme critère de classification a été développée par Moraes et al [36.]. Le classifieur a été testé sur 44 enregistrements de la base de données MIT-BIH et les résultats étaient de 90.74 % pour la sensibilité et 96.55 % de prédiction positive. Un classifieur alimenté par vingt-six paramètres de deux dérivations a été également proposé par Christov et al [30]. Cet algorithme a été testé sur tous les enregistrements de la base de données MIT-BIH. Ils ont réalisé 99.7 % de détection correcte des battements normaux et 98.5 % de battements ventriculaires prématurés. Un classifieur des battements PVC basé sur la transformation en ondelettes et les intervalles temporels RR a été proposé par Inan et al [31]. Ce classifieur a réalisé une justesse de classification de 95.16% pour 93 281 battements de 40 enregistrements. Chen [32] a proposé un détecteur des battements PVC basés sur un filtre moyenneur non linéaire. Il a rapporté une sensibilité de 97.8% et une spécificité de 99.7% pour 34 enregistrements de la base MIT/BIH. Asl et al [33] ont employé une méthode basée sur un classifieur SVM (Support Vector Machines) pour la discrimination des PVC. Quinze paramètres du signal de HRV (Heart Rate Variability) ont été utilisés et une exactitude de 98.96 % a été obtenue. Dusit et al [34] ont utilisé l'analyse A composante principale les SVMs, pour classier quatre types arythmies cardiaques depuis le papier ECG. Ils ont obtenu une performance de 99.63%. Cicília et al [35] ont exploité les réseaux de neurones de kohonen compétitives pour classier deux types d'arythmies PVC et normal. Les résultats obtenus montrent un taux de faux positive de 22%.

Cependant, un fossé évident existe entre les propriétés théoriques des RNA et leur vraie implémentation dans la pratique clinique, ceci est principalement dû aux caractéristiques

et aux conditions spéciales pour qu'une méthode soit acceptable dans ce champ d'application. Bien que les RNA aient donné d'excellents résultats dans beaucoup d'applications cliniques, il y a quelques points faibles vus par la communauté médicale telle que l'issue de l'interprétation des décisions ou de la complexité de la formulation qui peuvent limiter leurs acceptations dans ce domaine. C'est parce que, en dépit de la grande acceptation dans d'autres domaines d'application, l'utilisation des RNA dans la médecine exige des efforts additionnels en termes d'évaluation de la stabilité et de la robustesse du modèle, qui, dans la plupart des cas, n'est pas effectuée. Ce sont des soucis importants qui doivent être résolus pour le problème de classification des battements cardiaques. En effet, il suffit d'explorer la figure (3) illustrée précédemment pour apprécier les différents problèmes qui peuvent être rencontrés à chaque étape de développement du modèle.

En effet l'objectif de notre travail dans ce mémoire de magister se situe dans l'étape de classification, notre but est de développer un classifieur des arythmies cardiaque précisément PVC, en exploitant les RNA et en ajoutant un SMA pour renforcer leurs exactitudes et améliorer le taux de la classification correcte de cette pathologie.

Chapitre 1

Etude des signaux ECG

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. Ensuite on détaille l'électrocardiogramme et son utilité en analyse médicale enfin on terminera ce chapitre par les Artefacts des signaux ECGs. Une description détaillée de l'électrocardiographie peut être obtenu dans la référence [37].

1.1. Introduction

Le cœur est un organe musculaire creux en forme de poire situé entre les poumons, au milieu de la poitrine. Il assure la circulation du sang dans tout l'organisme, permettant aux cellules de recevoir oxygène et nutriments. Il est fixé au sternum par des tissus conjonctifs particuliers appelés ligaments. La taille d'un cœur adulte est comparable à celle du poing. Chez un individu moyen, il mesure environ 13 centimètres de long sur 8 centimètres de large, et pèse moins de 500 grammes. Le cœur, situé entre vos poumons au milieu du thorax est le moteur du système cardiovasculaire, dont le rôle est de pomper le sang qu'il fait circuler dans tous les tissus de l'organisme. Chaque jour, 100 000 battements pour pomper 8 000 litres de sang pour répondre aux besoins énergétiques du corps, ce qui rend cet organe une pompe extraordinaire essentielle pour la vie.

1.2. Anatomie du cœur

Grâce aux contractions de son tissu musculaire le cœur assure la circulation sanguine. C'est un muscle strié creux avec une épaisse cloison qui le divise en deux moitiés indépendantes (droite et gauche). Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et garantit 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. Voir la figure (1.1), où nous pouvons apercevoir l'anatomie du cœur et les vaisseaux associés. Les parois du cœur sont constituées par le muscle cardiaque, appelé myocarde, composé d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques ou cardiomyocytes [38].

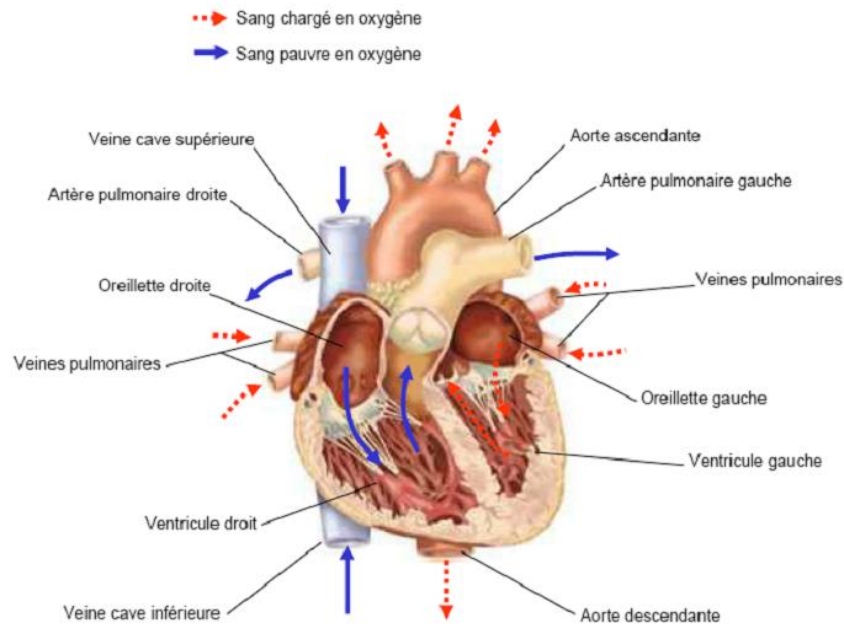


Figure 1.1. L'anatomie du cœur.[45]

1.3. 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 isovolumique et la systole ventriculaire [38].

- ✚ La systole auriculaire est la contraction des oreillettes quand elles sont remplies de sang.

- ✚ La contraction ventriculaire isovolumique commence lorsque les cellules musculaires du 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.

1.4. La conduction électrique du cœur

La contraction du muscle cardiaque (ou myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation et conduction électrique comprend: le nœud sinusal, les voies spécialisées internodales, le nœud auriculo-ventriculaire (**NAV**), le faisceau de **His**, appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje, comme montré sur la figure (1.2) [38]. 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 internodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.

- ✚ Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) :

Il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation 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 donne 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 interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux parties, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

✚ 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.

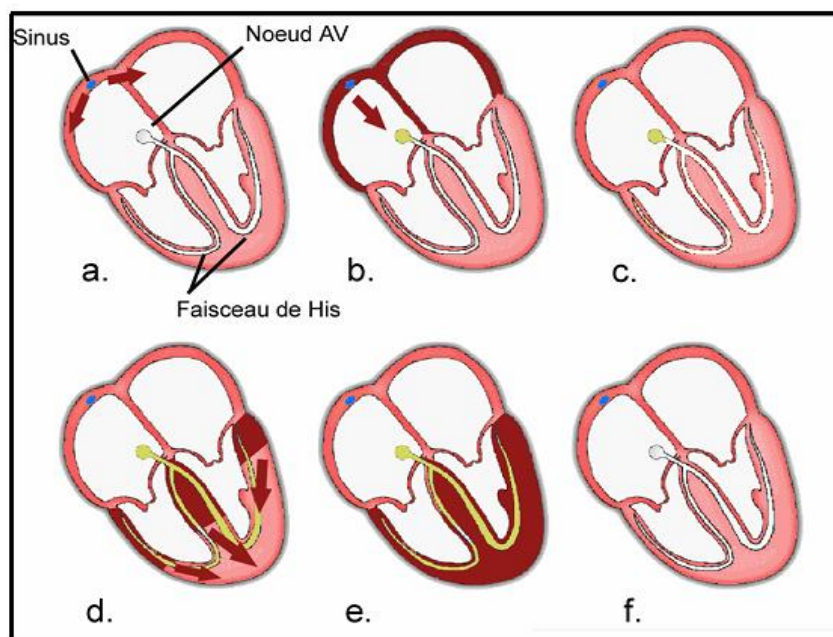


Figure 1.2. Activité électrique du cœur.[45]

L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction. Elle prend naissance dans le sinus (a) puis se propage dans les oreillettes (b) entraînant leurs contractions (systole auriculaire). L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (NAV) seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause est alors introduite (c) juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His. Au passage de l'impulsion électrique (d) les ventricules se contractent à leur tour (e) (systole ventriculaire). Après la diastole (décontraction du muscle) les cellules se repolarisent (f). Le cycle du battement cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement [45].

1.5. Principe de l'électrocardiogramme (ECG)

Vers 1880, E Marey [39] et Augustus Waller [40] montrèrent que l'activité électrique du cœur, pouvait être suivie à partir de la peau ; et vers 1890, Willem Einthoven réalisa le premier enregistrement cardiographique [41].

Le courant mesuré par des électrodes sur le torse du patient mettait en mouvement un mince fil d'argent tendu entre les pôles d'un gros aimant ; ces déflexions étaient enregistrées sur du papier photographique qui se déroulait face à un rayon lumineux. « Maintenant, nous pouvons enregistrer l'activité électrique du cœur anormale et la comparer à l'activité normale » (Einthoven). Ainsi naît l'électrocardiogramme à l'aube du XX-ième siècle. Le principe de l'enregistrement moderne est, à peu près, celui qui fut proposé par Einthoven : grâce à deux électrodes collées à la surface de la peau, on enregistre la différence de potentiel entre deux points diamétralement opposés par rapport au cœur, ce signal étant directement corrélé au déplacement de l'impulsion électrique dans les fibres du muscle cardiaque.

L'activité électrique instantanée peut être définie par un vecteur orienté suivant la différence de potentiel présente dans le cœur, et de module proportionnel à celle-ci. Le couple d'électrodes enregistre à chaque instant l'amplitude de la projection de ce vecteur suivant leur axe : ainsi, lorsque le vecteur électrique est orienté de l'électrode (-) à l'électrode (+), on observe sur l'enregistreur une déflexion positive, et lorsque le vecteur est orienté en sens inverse, la déflexion est négative. À l'échelle d'une cellule, le détail des tracés est indiqué sur la figure (1.3).

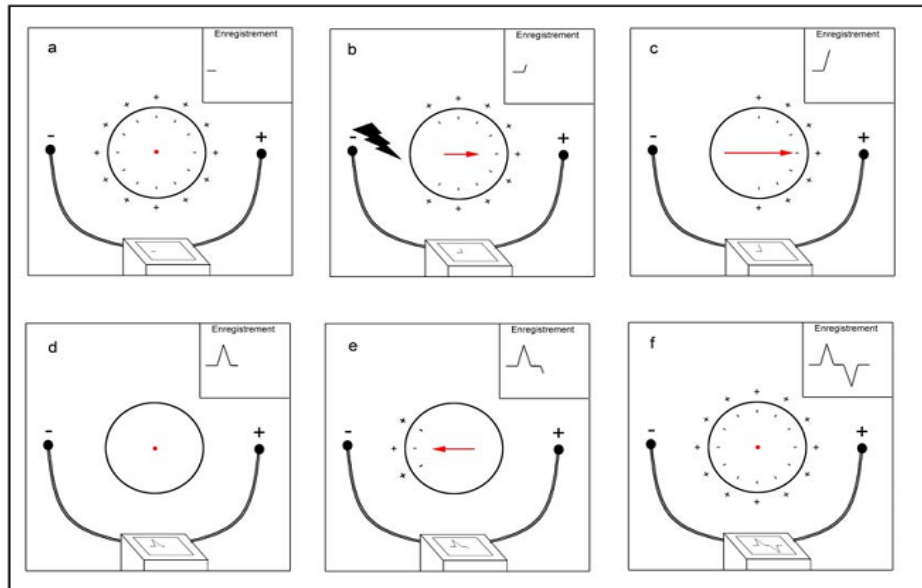


Figure 1.3. Electrophysiologie cellulaire.[45]

Considérons une cellule unique ; au repos, celle-ci est chargée uniformément ; le vecteur de dépolarisation est nul (point rouge), le tracé est donc plat (a). Une stimulation extérieure du côté gauche induit une perte de charge de ce côté ; l'impulsion électrique se propage alors de gauche à droite. Le vecteur de dépolarisation associé (flèche rouge) est orienté de l'électrode négative vers l'électrode positive : l'enregistrement présente donc une déflexion positive (b) qui est maximale lorsque la dépolarisation a atteint le milieu de la cellule. La fin de la dépolarisation se traduit par une pente descendante(c), car le vecteur est toujours orienté dans le même sens mais son amplitude diminue. Une fois la cellule dépolarisée, le tracé est plat (d). La re-polarisation de la cellule se traduit par un vecteur électrique orienté dans le sens opposé au précédent ; le tracé présente donc, dans un premier temps, une déflexion négative (e) pour ensuite redevenir plat (f). [45]

1.5.1. Les dérivations

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

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des

électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En pratique, douze dérivations sont utilisées dans les plans frontal et transversal pour explorer l'activité électrique du cœur. On distingue :

✚ Trois dérivations bipolaires (ou dérivations standard) :

Elles ont été déterminées par Einthoven et ils sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes. Elles sont obtenues à partir des potentiels du D_I , D_{II} , D_{III} obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche de la manière suivante :

$$D_I = V_L - V_R$$

$$D_{II} = V_F - V_R$$

$$D_{III} = V_F - V_L$$

Où V_R correspond au potentiel au bras droit, V_L correspond au potentiel au bras gauche et V_F correspond au potentiel dans la jambe gauche. La jambe droite est reliée à la masse. Les vecteurs obtenus forment alors un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven comme donné sur la figure (1.4).

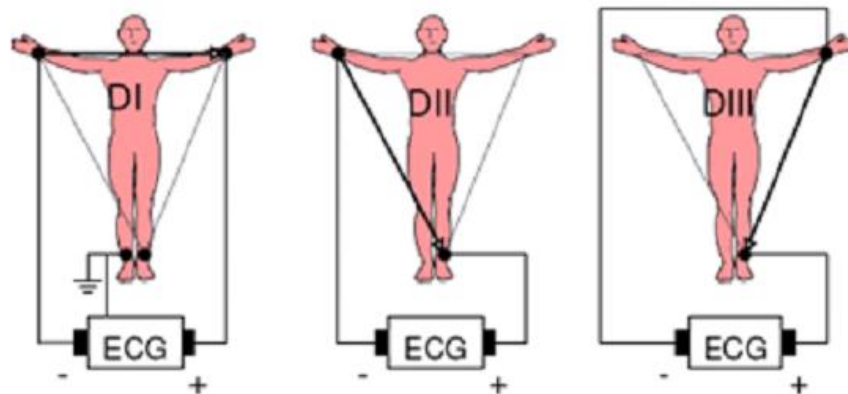


Figure 1.4. Les dérivations bipolaires.

✚ Trois dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF :

Les dérivations unipolaires des membres permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson. (Wilson et al, 1934). Ces dérivations permettent de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement. Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les deux autres membres qui ne sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur élevée, supérieure à $5M\Omega$. La figure (1.5) montre les dérivations unipolaires.

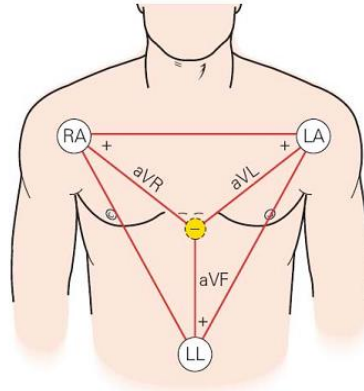


Figure 1.5. Dérivations unipolaires

✚ Six dérivations précordiales :

Ce sont des dérivations unipolaires mises au point par Wilson (Wilson et al, 1944). Elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie du numéro de leur emplacement. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels VL, VR et VF. Six points, définis par Wilson, permettent d'obtenir les dérivations V1 à V6. Leur emplacement est représenté sur la figure (1.6).

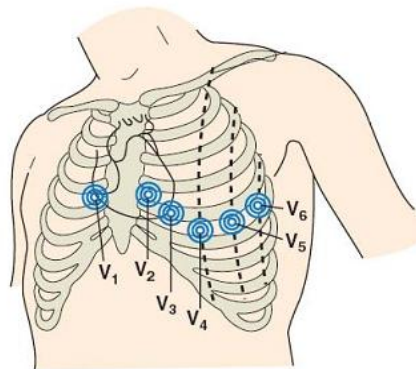


Figure 1.6. Dérivations thoraciques.

1.5.2. Ondes et Intervalles de L'ECG

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives [42] comme montré sur la figure (1.7).

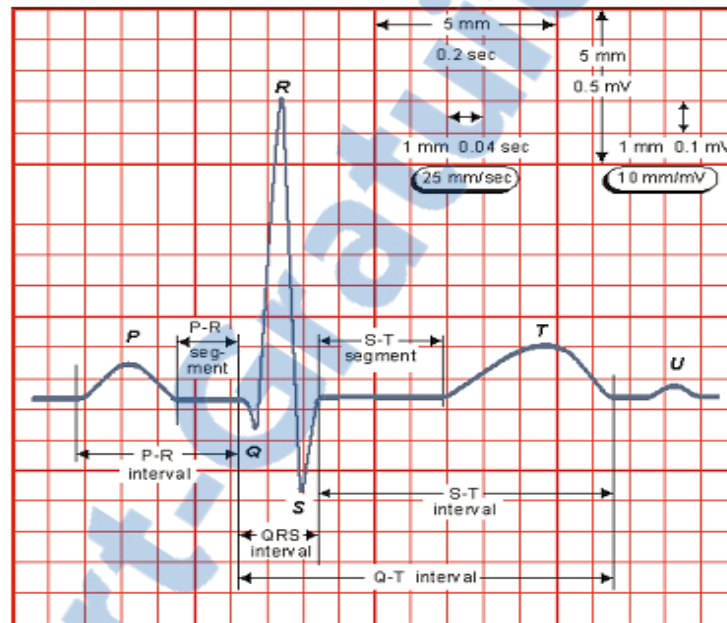


Figure 1.7 Tracé ECG.

✚ L'onde P:

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

✚ Le complexe QRS:

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives :

L'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal et l'onde S qui est négative. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

✚ L'onde T:

Elle correspond à la repolarisation des ventricules, qui peut être négative, positive ou biphasique et qui a normalement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Bien que la dépolarisation et la repolarisation des ventricules soient des événements opposés, l'onde T est normalement du même signe que l'onde R, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques.

L'ECG est aussi caractérisé par plusieurs intervalles comme on peut voir sur la figure (1.7):

✚ 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.

1.6. Troubles du rythme et de la conduction cardiaque

Sous cette dénomination on regroupe les arythmies cardiaques et les blocs cardiaques. Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique [42].

1.6.1. Rythme sinusal

Le rythme sinusal est le rythme normal cardiaque. Il correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules, à partir du nœud sinusal. Son rythme est compris entre 60 à 80 battements par minute avec un intervalle régulier entre des battements normaux. Le cœur s'accélère normalement lors de l'activité physique, dans les circonstances physiologiques qui exigent un surcroît de demande métabolique ou sous l'effet des émotions ou d'excitants tels que café, tabac et alcool.

1.6.2. Blocs cardiaques

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

1.6.2.1. Bloc Sino-Auriculaire (Bloc SA)

Le nœud sinusal peut ne pas transmettre de stimulus aux cellules des oreillettes. La conséquence est qu'au moins un cycle complet n'est pas effectué. Après la pause, due au bloc, le cycle reprend normalement si aucun autre foyer ectopique n'a déclenché la contraction.

1.6.2.2. Blocs Auriculo-Ventriculaire (BAV)

On appelle BAV l'altération de la conduction du stimulus de dépolarisation entre les oreillettes et les ventricules.



1.6.2.3. Blocs de branche

Le bloc de branche est dû au blocage de la dépolarisation dans une des branches du faisceau de His. Un bloc dans l'une ou l'autre branche provoque un retard dans la dépolarisation du ventricule auquel elle appartient. La dépolarisation des ventricules est désynchronisée et le complexe QRS est élargi par rapport à l'ECG normal comme montré sur la figure (1.8).

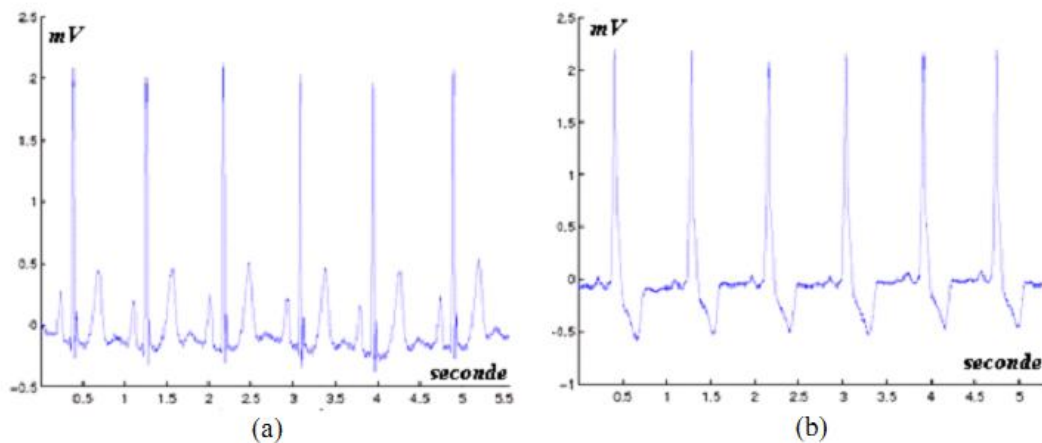


Figure 1.8. Exemples d'ECG : (a) normal et (b): bloc de branche gauche.

1.7. Les arythmies cardiaques

Elles sont une cause majeure de mortalité et constituent une partie très importante de la problématique des maladies cardiovasculaires. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît hors du nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qui en résulte s'écarte du rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque. Si le trouble se déclare dans les oreillettes ou le nœud atrio-ventriculaire, on parlera d'arythmie supra-ventriculaire; s'il apparaît dans les ventricules, on parlera d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parlera de tachycardie (tachy = rapide); si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (brady = lent) [43]

1.7.1. Extrasystoles supra-ventriculaires

Une extrasystole supra-ventriculaire est caractérisée par une stimulation cardiaque prématurée par rapport au rythme de base. Selon son origine, elle pourra être auriculaire (oreillettes) ou jonctionnelle (nœud atrio-ventriculaire). Souvent l'hypertension artérielle, en raison de sa surcharge pour le cœur, provoque une distension des oreillettes et leur contraction prématurée. La faiblesse du muscle cardiaque peut constituer une autre cause de ce type d'extrasystole.

1.7.2. Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire)

L'extrasystole ventriculaire est due à la présence d'une zone irritative dans le ventricule qui ne se soumet pas à l'harmonie de l'activation cardiaque. L'émotion, un déséquilibre de la teneur en sels minéraux, un état fiévreux ou une infection peuvent démasquer une propension à cette arythmie. Dans ces cas, celle-ci sera considérée comme bénigne, tandis que l'apparition d'extrasystoles accompagnant une maladie cardiaque peut dévoiler un problème qui nécessite un traitement. Si les extrasystoles se multiplient et que la stimulation électrique suit le mouvement, la fréquence cardiaque augmentera, on parlera alors de tachycardie.

1.7.3. La tachycardie supra-ventriculaire

Lors de tachycardie paroxystique, le cœur s'emballé soudainement et bat très rapidement, jusqu'à 150 à 220 fois par minute comme montré sur la figure (1.9). Ces épisodes peuvent durer quelques secondes ou se prolonger pendant plusieurs heures. Ils s'arrêtent aussi soudainement qu'ils sont apparus. Les tachycardies supra ventriculaires peuvent apparaître dès le très jeune âge et persister toute la vie. Après ces crises, le sujet se sent fatigué, mais ce type d'arythmie est rarement dangereux. Elles nécessitent néanmoins l'attention du médecin, car elles peuvent être gênantes et diminuer la qualité de vie.

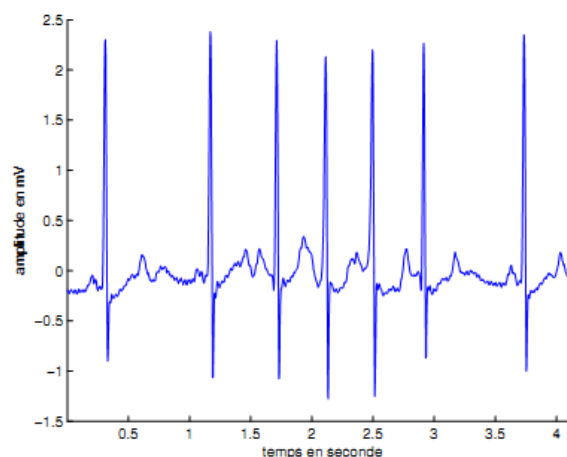


Figure1.9. Tachycardie supra-ventriculaire.

1.7.4. La fibrillation auriculaire

Une fibrillation auriculaire est définie comme la contraction anarchique des oreillettes, qui entraîne une contraction rapide et irrégulière des ventricules comme montré sur la figure (1.10). Il s'agit d'un trouble du rythme du cœur très fréquent, en particulier chez les sujets de plus de 60 ans. Le diagnostic est difficile car les symptômes de fibrillation auriculaire ne sont absolument pas ressentis.

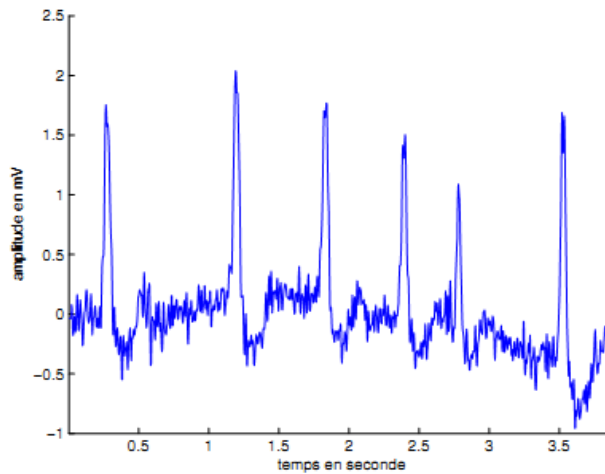


Figure 1.10. Fibrillation auriculaire.

1.7.5. La tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est en général la manifestation d'un dysfonctionnement du muscle cardiaque. Elle peut apparaître à tout âge, mais elle est fréquemment la conséquence d'un infarctus du myocarde. Elle se manifeste par la désynchronisation des battements ventriculaires qui conduit à une diminution du pompage du sang voir figure (1.11)

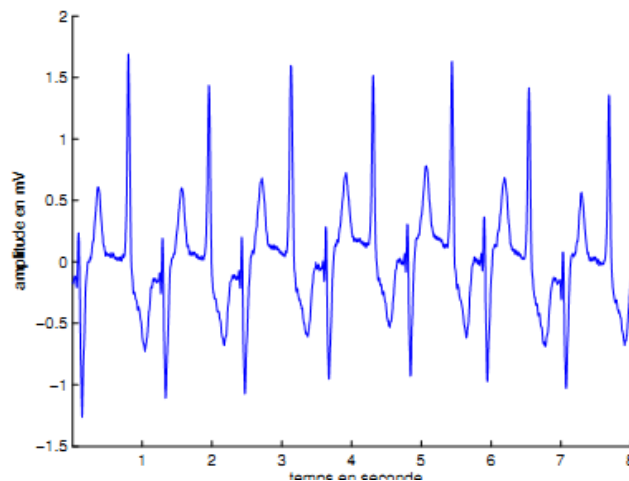


Figure 1.11. Tachycardie ventriculaire

1.7.6. Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire (FV) est parfois inaugurale (mort subite), précoce (fibrillation ventriculaire primaire de bon pronostic), parfois tardive (fibrillation ventriculaire secondaire) accompagnant alors un anévrysme du ventricule gauche suite à un mauvais diagnostic. La fibrillation ne peut pas se produire dans un milieu homogène. En fait, la période réfractaire, l'excitabilité, ainsi que la vitesse de conduction n'ont pas des propriétés constantes partout dans le tissu ventriculaire comme montré sur la figure (1.12).

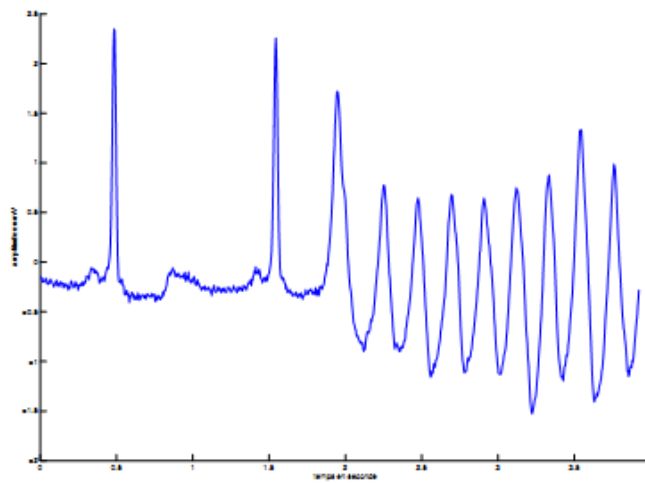


Figure 1.12. Fibrillation ventriculaire.

1.8. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques. Nous allons surtout développer l'aspect technique et physique des bruits et artefacts présents sur les tracés électrocardiographiques. En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont l'amplitude, la périodicité et la bande spectrale. Les artefacts prennent

une place particulière puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes d'analyse automatique de l'électrocardiogramme [44].

1.8.1. Bruits techniques

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentes ci-dessous.

✚ Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la figure (1.13). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence a bande étroite.

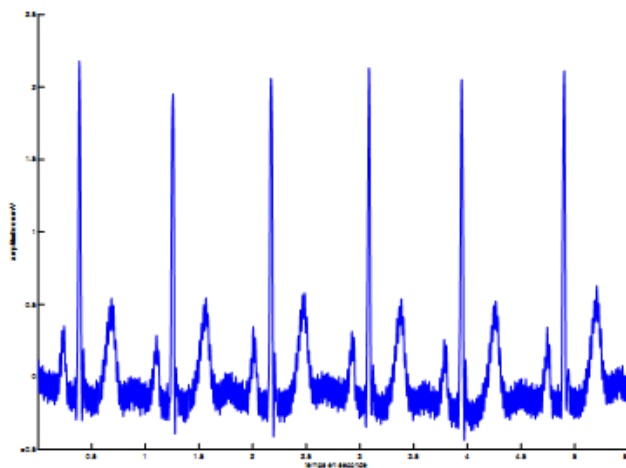


Figure 1.13. Interférence secteur 50 Hz.

✚ Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur la figure (1.14). Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.

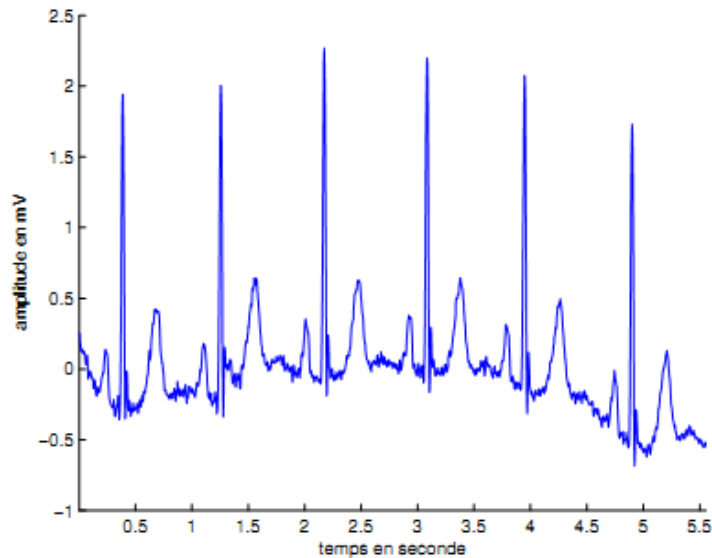


Figure 1.14. Bruit dû aux mouvements des électrodes.

✚ Autres bruits courants

Parmi les bruits courants on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, la saturation des instruments de mesure, les mauvais câblages, les artefacts dus au port de vêtements synthétiques, etc.

1.8.2. Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

✚ Mouvements de la ligne de base

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la figure (1.15). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

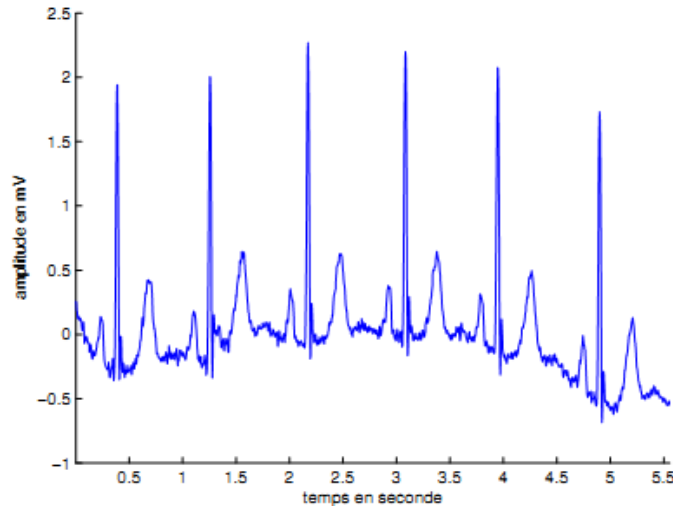


Figure 1.15. Dérive de la ligne de base.

✚ Bruit myoélectrique ou tremblement somatique

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques comme montré sur la figure (1.16). L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

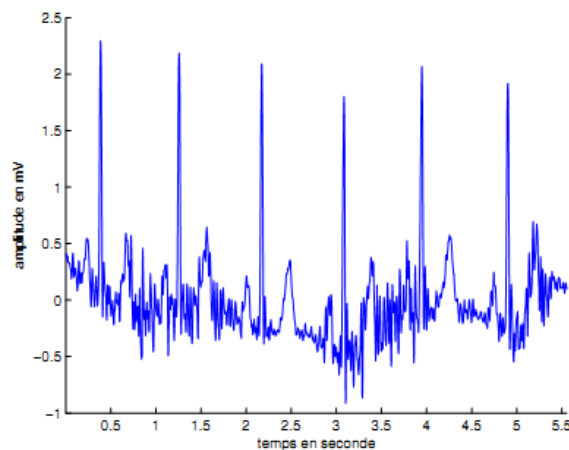


Figure 1.16. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.

1.9. Conclusion

A travers ce chapitre une description relativement détaillée de l'anatomie du cœur et du signal électrophysiologique s'y afférant ont été faits. En fait, le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et l'examen Holter lorsqu'il est effectué sur 24 heures. L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser. En effet, chaque couple de cavités (les oreillettes et les ventricules) possède sa propre signature électrique :

- ✚ onde P : systole auriculaire,
- ✚ ondes Q, R et S : systole ventriculaire,
- ✚ onde T : repolarisation ventriculaire.

En fait ce sont ces signatures qui nous intéressent dans notre étude, car ils seront les paramètres primordiaux pour le développement d'un classifieur automatique des battements cardiaques et permettre ainsi une aide à la décision pour les médecins spécialistes.

Chapitre 2

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 sont une des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels, pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui montés en réseau, permettent de former des fonctions complexes très utiles. Par analogie aux neurones biologiques, les neurones artificiels ont pour but de reproduire des raisonnements intelligents d'une manière artificielle. Ces neurones peuvent adopter certaines qualités habituellement propres au biologique, c'est-à-dire, la généralisation, l'évolutivité, et une certaine forme de déduction.

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

2.2. Neurone biologique

Le neurone biologique est un corps cellulaire composé entre autres de *dendrites* et d'un *axone*. Des informations électriques (provenant du système nerveux) arrivent par les dendrites qui sont les entrées du neurone. Un signal électrique (de type impulsion) peut être émis le long de l'axone si les signaux électriques arrivant par les dendrites excitent assez le neurone (c.-à-d. passage d'un

seuil d'excitation). Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les *synapses*, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones, compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone. L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé. La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau. Le neurone biologique est schématisé dans la figure (2.1) [46][47].

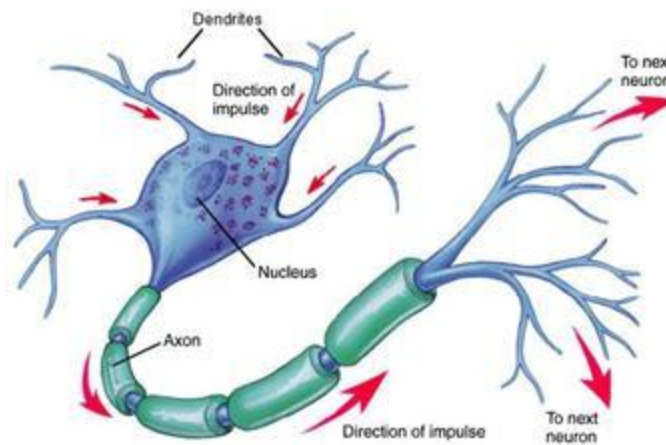


Figure 2.1. Neurone biologique.

2.3. Neurone artificiel (formel)

Un neurone formel est une minuscule structure qui traite les influx nerveux qui arrivent (*inputs*), chacun selon son importance relative, et qui émet un signal de sortie (*output*). Les neurones artificiels reproduisent le même procédé, recevant chaque signal d'entrée (*input*) pondéré par un poids (*weight*). Ces poids sont aussi appelés poids synaptiques, par analogie. Les intrants pondérés, habituellement (mais pas toujours) sommés, sont ensuite comparés à un seuil d'activation θ^1 puis transmis dans la fonction du neurone (habituellement une fonction très

¹ Plusieurs réseaux n'utilisent pas de seuils d'activation. Cependant, ces neurones ne sont pas différents des neurones présentés ici, mais plutôt un cas particulier où $\theta = 0$.



simple). Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées font appel aux fonctions mathématiques telles que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes. Elles sont schématisées sur la figure (2.3). Elles produisent l'extrait (*output*) désiré. Dans les neurones biologiques, les intrants et extrants sont des influx électriques, représentés artificiellement par des valeurs numériques. Habituellement, les neurones sont reliés ensemble en réseaux, les neurones d'un niveau (les réseaux de neurones sont habituellement bâtis en niveaux hiérarchiques) passant leurs extrants aux neurones du niveau suivant (devenant les intrants des neurones suivants). D'une manière générale, un neurone constitue un minuscule processeur, capable de gérer une fonction simple voir la figure (2.2) qui décrit le neurone formel. Le tableau (2.1) illustre l'analogie de celui-ci avec le neurone biologique. [47]

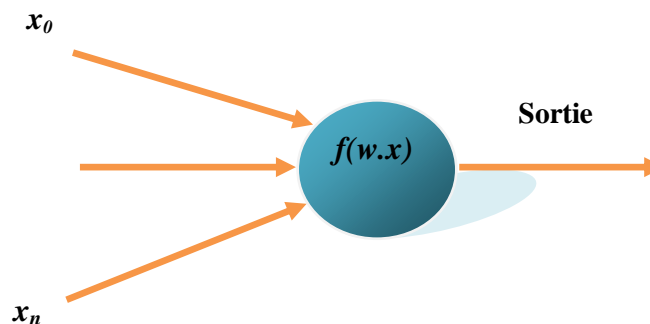


Figure 2.2. Neurone formel.

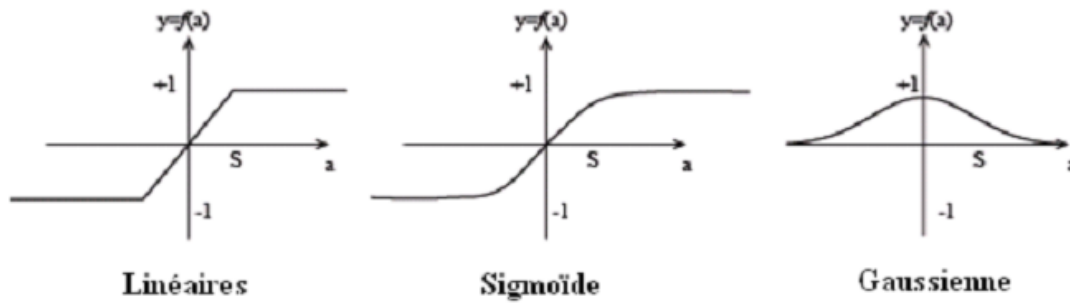


Figure 2.3. Fonction d'activation.

Tableau 2.1. Analogie entre les neurones biologiques et artificiels

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

2.4. Historique

Les premiers travaux sur les réseaux de neurones ont été menés par **Mc Culloch** et **Pitts** en 1943. Leur but était de comprendre les propriétés des systèmes nerveux à partir de composants élémentaires. Grâce à des modèles à base neurones simplifiés, les neurones formels, ils montrent qu'il est possible de construire des systèmes vérifiant la définition de **Turing** pour les machines à calculer à usage général et donc capables de calculer des fonctions logiques. En 1949, **Donald Hebb** s'attaque au problème de l'apprentissage : **la loi de Hebb** décrit la manière dont les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient. Dans les années 50, des chercheurs ont commencé à développer des modèles software mais aussi hardware pour simuler les fonctions de bas niveaux du système nerveux. En 1956, a lieu une grande conférence à **Darmouth** sur le thème de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage : elle sera le point de départ de l'âge d'or des R.N. et d'I.A. Peu de temps après, **Rosenblatt** crée le premier **Perceptron** un réseau de neurones artificiels capable de classer des individus en catégories de

façon robuste capable de conserver ses performances face à des données bruitées et à des dégradations de sa structure (pertes de cellules, modifications d'une partie des connexions). De son côté, **Widrow** propose **l'Adaline** ou élément linéaire adaptatif : le premier réseau de neurones destiné à résoudre un problème du monde réel : la suppression d'échos sur une ligne téléphonique. En 1965, Nilsson publie "Machine Learning" qui donne les fondements mathématiques de l'apprentissage automatique pour la reconnaissance des formes. Après des débuts prometteurs, les réseaux de neurones subissent la concurrence des techniques de calculs plus classiques et tombent en désuétude suite notamment aux critiques de **Minsky** et **Papert** en 1969. Ceux-ci mettent en évidence l'incapacité des réseaux à une couche à calculer un simple XOR et les difficultés théoriques posées par l'apprentissage dans les réseaux multicouches. Les autres techniques d'intelligence artificielle vont avoir les faveurs des chercheurs pendant dix ans avant de montrer elles-mêmes leurs limites. Les réseaux de neurone vont renaître dans les années 80 avec les travaux de **Hopfield** en 82 sur les réseaux entièrement interconnectés, **McClelland**, **Rumelhart** et **Hinton** qui introduisent **l'algorithme de retropropagation** en 86, **Kohonen** 82 qui introduit les cartes auto-organisatrices à apprentissage non supervisé.

Actuellement l'utilisation des réseaux de neurones est importante et la recherche continue à mobiliser les énergies. Plusieurs articles ont été publiés sur les apports réciproques des algorithmes génétiques, la logique floue et des R.N.

2.5. Le perceptron ?

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par **Frank Rosenblatt** [6]. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Ainsi ce perceptron est capable d'apprendre plusieurs fonctions booléennes. On peut par exemple lui faire apprendre la fonction AND ou bien la fonction OR. En fait un perceptron est capable d'apprendre un ensemble de points linéairement séparables. Si l'on se situe dans un cas en deux dimensions, le perceptron pourra apprendre à reconnaître deux types de points différents (valeurs de sortie : 1 et -1) si ces types de points peuvent être séparés dans le plan par une droite voir figure (2.4).

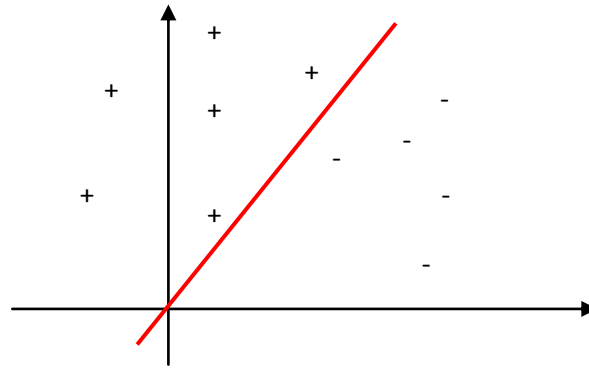


Figure 2.4. Des exemples linéairement séparables par une droite.

On peut étendre ce cas en deux dimensions au cas à n dimensions. Le perceptron pourra apprendre dans ce cas un hyper-plan séparant les exemples. Revenons sur le cas de points non linéairement séparables, par exemple le cas du XOR (OR exclusif) voir figure (2.5) :

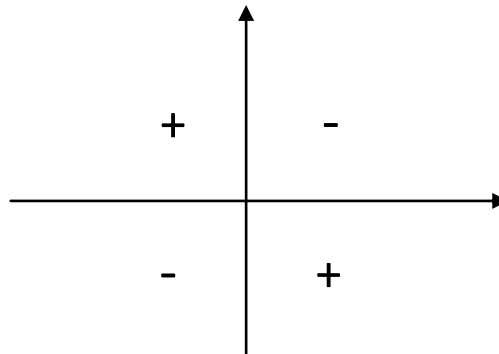


Figure 2.5. Les points XOR pas de droite séparatrice.

Un perceptron seul est incapable d'apprendre à reconnaître cet ensemble de points, mais il est possible en combinant plusieurs perceptrons d'apprendre un XOR : on dit dans ce cas que l'on a un réseau de perceptrons (*MLP*). Nous entamons plus loin ce type de réseaux, mais pour avoir une idée de la manière dont on peut représenter un XOR avec plusieurs neurones, on peut voir chaque neurone du réseau comme une porte logique. Avec les portes logiques AND, OR et NOT on peut

représenter un XOR, donc en combinant des neurones tels que la sortie des uns soit l'entrée des autres, on peut réaliser un XOR (comme avec des portes logiques).

2.6. Règle d'apprentissage du perceptron

Faire apprendre un neurone, c'est régler ses poids de manière à ce que la sortie du neurone évolue dans le sens que l'on souhaite sans bien sûr changer les entrées. Il s'agit dans ce cas d'un apprentissage supervisé (on spécifie la sortie que l'on souhaiterait voir, et le neurone va adapter ses poids pour essayer de s'approcher de la valeur de la sortie. On appelle cette sortie la cible du neurone). La règle d'apprentissage du perceptron va donc faire évoluer les poids du neurone vers une cible que l'on a spécifiée, l'algorithme simple suivant nous montre comment.

Initialiser les poids du neurone w_i aléatoirement

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

Pour chaque x dans exemple :

calculer la sortie du neurone $s=f(x)$ (f fonction d'activation)

calculer la correction des poids : $\Delta w_i = \eta * (\text{cible} - s) * x_i$

mettre à jour les poids : $w_i = w_i + \Delta w_i$

Par exemple si un perceptron doit apprendre un ET logique, il lui faudra apprendre 4 exemples qui sont les suivants :

$$1 \text{ AND } 1 \rightarrow 1$$

$$1 \text{ AND } 0 \rightarrow -1$$

$$0 \text{ AND } 1 \rightarrow -1$$

$$0 \text{ AND } 0 \rightarrow -1$$

Notre neurone aura donc trois entrées : la première sera fixée à 1 en permanence (c'est elle qui représente le seuil de la fonction d'activation) et les deux suivantes seront les entrées de la fonction booléenne AND. On initialise les poids du neurone aléatoirement avec de petites valeurs (par exemple entre -0.05 et 0.05), et on calcule ensuite la sortie pour chaque exemple. Le résultat sera bien sûr aléatoire, mais nous allons corriger les poids avec la formule précédente. On constate que si la sortie est fautive, le terme (*cible-sortie*) est non nul, donc une correction sera effectuée dans le bon sens (grâce au signe du terme). Si la sortie est conforme à ce que l'on attend d'elle, il n'y a pas de correction car le terme est nul. Le coefficient d'apprentissage η permet de contrôler la vitesse d'apprentissage. Un petit coefficient évite aux poids du neurone d'osciller entre de trop grandes valeurs à chaque nouvel exemple présenté. La valeur 0.05 constitue une assez bonne valeur pour un coefficient d'apprentissage.

Pour faire apprendre un neurone, il faut lui présenter plusieurs fois les exemples d'apprentissage; cela peut même aller à plusieurs dizaines de milliers de fois. Dans ce cas simple, quelques centaines de fois suffiront largement.

Le problème de cette règle d'apprentissage est que si les exemples ne sont pas linéairement séparables, l'algorithme ne converge pas forcément et est de toute façon incapable d'apprendre à reconnaître les points. C'est pour cette raison que l'on va voir d'autres architectures neuronales avec d'autres algorithmes d'apprentissage que, si les exemples ne sont pas linéairement séparables, ils vont converger vers la meilleure approximation possible de la frontière de décision. Quelques architectures ne sont pas détaillées ou mentionnées dans ce qui suit car dans cette étude on s'intéressera plus particulièrement au *MLP* qui seront utilisés par la suite dans notre implémentation.

2.7. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés [47].

2.7.1. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones le composant. L'entrée au réseau désigne l'information reçue par ce dernier de l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, l'information circule dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de réseaux n'autorise pas le retour en arrière de l'information. Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé. Pour cette raison, ces réseaux sont aussi qualifiés de réseaux statiques, par opposition aux réseaux dynamiques. Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures: les réseaux mono-couches et les réseaux multi-couches. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties appelées nœuds sources ou nœuds d'entrée et nœuds de sortie respectivement. Un réseau non-bouclé mono-couche possède une couche d'entrée recevant les entrées à traiter par l'intermédiaire des nœuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) transmettant les résultats du traitement au milieu extérieur. Un réseau non-bouclé multi-couche se caractérise par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondants s'appellent neurones cachés. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des entrées, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur et de transmettre les résultats correspondant à la couche de sortie où sera déterminée la réponse finale du réseau avant qu'elle soit transmise au milieu extérieur. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette catégorie sont les perceptrons multi-couches (Multilayer Perceptrons, MLP).

2.7.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Cela suppose que la sortie

d'un neurone peut être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires.

Cependant qu'un réseau soit non bouclé ou bouclé, dans la phase de son développement, une phase d'apprentissage est nécessaire. Différents types d'apprentissages sont connus dans la littérature.

2.8. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé dans notre cas d'étude on s'intéressera au premier pour plus d'information vous pouvez consulter [47][6].

2.8.1. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un professeur qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un exemple appartenant à la base d'apprentissage. Cette supervision consiste à renvoyer au réseau une information lui permettant de faire évoluer ses connexions (parfois aussi sa propre architecture) afin de faire diminuer son taux d'échec. L'information peut être explicite, sous la forme d'une mesure de l'erreur commise,

par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron. Mais elle peut être plus implicite (apprentissage par renforcement), sous forme d'une simple appréciation (bon ou mauvais, punition ou récompense), sans mesure d'erreur, et même être globale, sur l'ensemble des tâches que le réseau doit exécuter. Dans ce dernier cas, il est facile de comprendre que l'apprentissage est le plus difficile, la difficulté majeure consistant pour le réseau à identifier les étapes du processus qui sont responsables de l'échec ou du succès. [47][6].

2.8.2. L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé implique la fourniture à un réseau autonome d'une quantité suffisante d'exemples contenant des répétitions (autrement dit de la redondance), telles que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés auto-organiseurs, ou encore à apprentissage compétitif. Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Il s'agit de déterminer les paramètres du réseau de neurones suivant un critère à définir. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires. Ce type d'apprentissage possède souvent moins de complexité dans le calcul par rapport à l'apprentissage supervisé. Bien entendu, l'architecture du réseau, préalablement définie par son utilisateur, est une forme de supervision. [47][6].

2.9. Les réseaux de neurones les plus utilisés

Les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature sont représentés sur la figure (2.6) ci-dessous. Cependant, dans ce qui suit, nous allons faire une description détaillée que des MLP compte tenu que ce sont les réseaux qui vont être appliqués dans ce travail.

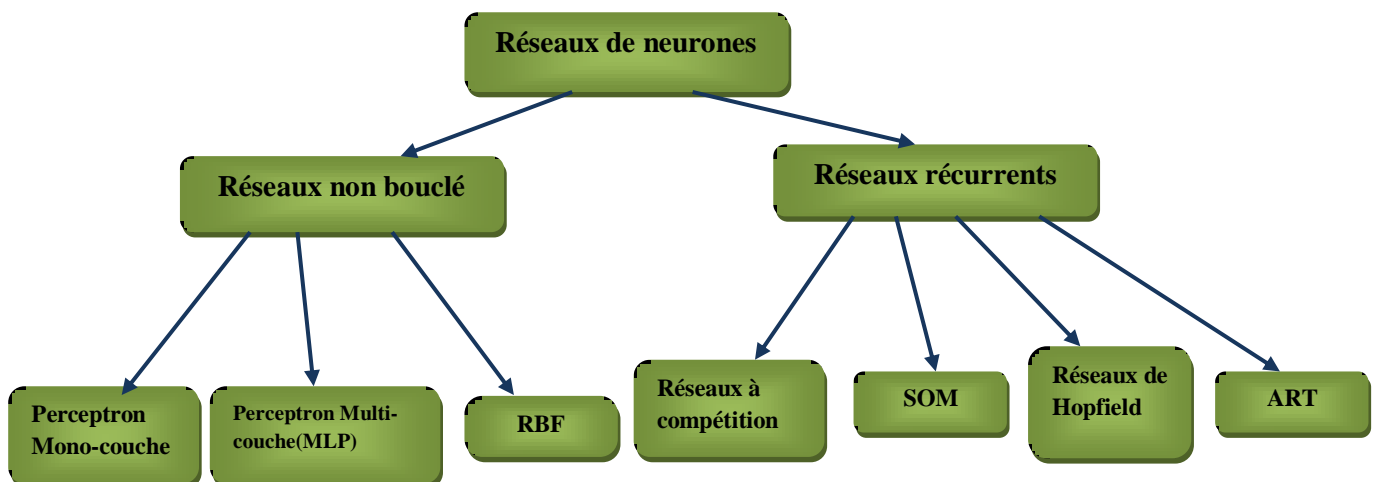


Figure 2.6. Réseaux de neurones les plus utilisés.

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

2.10. Descente du gradient ou la fameuse règle delta

L'idée de la **règle delta** est d'utiliser une descente de gradient pour rechercher les vecteurs poids qui permettent au neurone de s'approcher le plus de sa cible. Pour étudier la descente de gradient, on va s'intéresser à un autre type de neurone appelé **l'unité linéaire**. C'est en fait un perceptron sans valeur de seuil. La valeur de sortie du neurone est simplement le produit scalaire du vecteur entrée par le vecteur poids autrement dit le seuil $\theta = 0$.

$$\text{sortie}(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x}$$

2.10.1. La descente de gradient

On va avoir besoin pour appliquer la descente du gradient, de calculer l'erreur de sortie globale sur tous les exemples d'entraînement (différent du cas précédent où l'on modifiait les poids pour chaque exemple). Cette erreur globale est définie comme étant la *distance euclidienne* [47] par :

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} * \sum_{\text{exemples}} (\text{cible} - \text{sortie})^2$$

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

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

$$\Delta w_i = -\eta \nabla E(\vec{w}) \quad \text{Où} \quad \nabla E(\vec{w}) = \frac{\partial E}{\partial w_i}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} \text{ La dérivée partielle par rapport à } w_i$$

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

$$\Delta w_i = \eta \sum_{d \in \text{Exemples}} (\text{cible}_d - \text{sortie}_d) x_{id}$$

La surface d'erreur dans le cas d'une unité linéaire ne possède qu'un minimum global, donc l'algorithme est sûr de converger vers ce minimum global si le coefficient d'apprentissage est suffisamment petit. C.-à-d. Si η est trop grand, il est possible que l'algorithme oscille autour du minimum sans l'atteindre, ou passe outre sans l'apercevoir. Pour pallier ce problème on peut diminuer η au cours de l'apprentissage afin de gagner du temps : si η est trop petit au début l'algorithme ne ratera pas le minimum mais va mettre du temps avant de l'atteindre. On peut fixer une valeur pour le coefficient d'apprentissage au début puis la diminuer progressivement au cours de l'apprentissage. La descente du gradient est un concept important car c'est lui qui va permettre de faire apprendre un réseau de neurones par l'algorithme de **rétro-propagation** dont nous parlerons plus tard.

2.10.2. La descente de gradient stochastique

Dans l'algorithme de descente de gradient précédent, on doit calculer l'erreur globale avant d'appliquer la modification des poids. L'idée de la descente de gradient stochastique est de modifier les poids pour chaque exemple. On ne calcule donc pas l'erreur totale, mais pour chaque exemple d on va calculer l'erreur *cible-sortie*. L'erreur devient donc :

$$E_d(\vec{w}) = \frac{1}{2} (\text{cible} - \text{sortie})^2$$

Pour des petites valeurs de η , on a une assez bonne approximation du vrai gradient. La descente de gradient stochastique permet parfois d'éviter certains **minima locaux** dans lesquels la descente de gradient classique se serait arrêtée.

2.10.3. La règle delta

La *règle delta* est en fait une descente de gradient incrémentale (descente de gradient stochastique) donnée par la formule pour une unité linéaire:

$$\Delta w_i = \eta \cdot (\text{cible} - \text{sortie}) \cdot x_i$$

On remarque que cette formule a l'air identique à la formule d'apprentissage du perceptron, bien que le terme sortie ne désigne pas la même chose. Dans le cas du perceptron, la sortie ne peut prendre que les valeurs 1 ou -1, alors que dans le cas d'une unité linéaire elle représente le produit scalaire des entrées par les poids du neurone $\vec{w} \cdot \vec{x}$.

*La règle delta est souvent connue sous le nom de règle de Widrow-Hoff, Adaline, LMS (Least Means Square), qui est le moteur d'algorithme de **retro-propagation***

2.11. 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 (2.7)

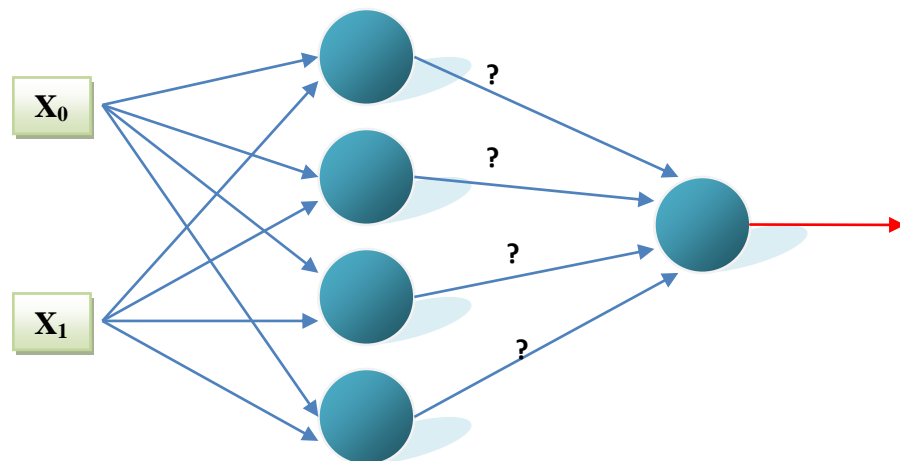


Figure 2.7. Réseaux de neurones MLP avec une couche cachée.

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) :

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

2.12. 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 :

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

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 [6].

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 [6].

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 [6][47][48].

2.13. Les capacités d'un réseau de neurones

Un réseau de neurones peut représenter exactement toutes les fonctions booléennes avec deux couches. En revanche le nombre de neurones de la couche cachée peut augmenter exponentiellement avec le nombre d'entrées. Un réseau peut aussi représenter une bonne approximation de toute fonction continue bornée avec deux couches : la couche cachée contient des unités sigmoïdes et la couche de sortie des unités linéaires. On peut aussi représenter n'importe quelle fonction arbitraire avec 3 couches : les deux couches cachées utilisent des unités sigmoïdes et la couche de sortie des unités linéaires voir la figure (2.8). [6]

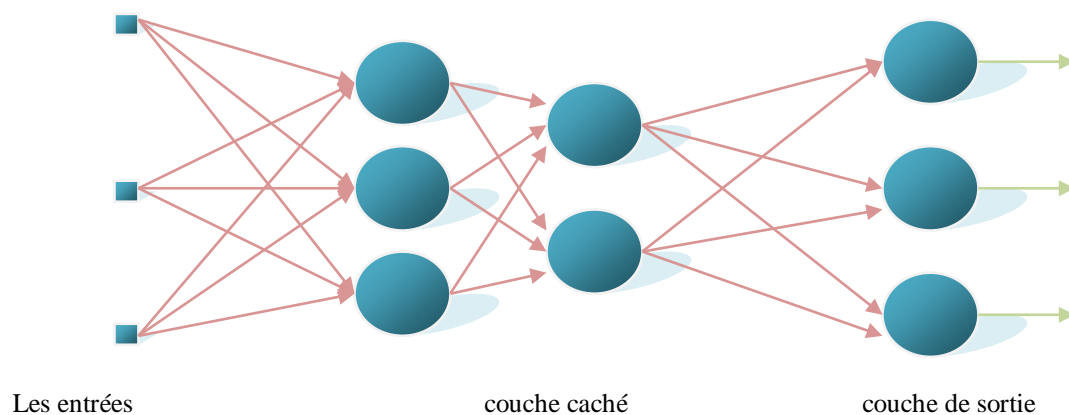


Figure 2.8. Réseaux de neurones avec deux couches cachées.

Si les unités de la couche cachée sont linéaires, alors le réseau ne pourra représenter que des fonctions linéaires car la composée de deux fonctions linéaires est une fonction linéaire; cela ne présente que peu d'intérêt. En revanche si les couches cachées ont des fonctions d'activation non linéaires (comme la sigmoïde par exemple), alors on pourra représenter des fonctions non linéaires avec une précision arbitraire. Si la couche de sortie a pour fonction d'activation une sigmoïde, alors les sorties seront comprises entre 0 et 1. Lorsque l'on a besoin d'avoir des sorties dans \mathbb{R} (ensemble des nombres réels), on utilise une fonction d'activation linéaire.

Ces résultats montrent l'intérêt que peut avoir un réseau de neurones : on peut apprendre n'importe quelle fonction à un tel réseau, simplement en lui faisant passer la base des exemples avec leurs solutions (les cibles).

2.14. Les différentes applications de RNA

Les réseaux de neurones sont utilisés dans plusieurs domaines, citons la classification, la reconnaissance de formes, l'identification et la commande de processus. Le choix d'utiliser tel ou tel type de réseau de neurones dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du processeur sur lequel ils s'exécutent sans tarder voici quelques domaines [6] :

- ✚ Reconnaissance des formes
- ✚ Modélisation
- ✚ Traitement de la parole
- ✚ Détection d'anomalies en médecine (qui est notre axe de recherche)
- ✚ Traitements dépendant du temps (prédiction, d'identification et de commande de processus)

2.15. Problèmes et inconvénients

2.15.1. Trouver une bonne structure

Avant de passer des exemples à un réseau de neurones, il faut trouver une structure permettant au réseau de bien apprendre les exemples. On ne sait malheureusement pas prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour un problème donné (sauf dans certains cas : apprentissage de

fonction booléenne par exemple). Il existe pour pallier ce manque des algorithmes qui peuvent apprendre une structure, en ajoutant au fur et à mesure de l'apprentissage des neurones cachés. On peut aussi utiliser des algorithmes génétiques pour obtenir des résultats meilleurs.

2.15.2. Temps d'apprentissage

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

2.15.3. Structure statique

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

2.15.4. Over-fitting(sur apprentissage)

Un réseau de neurones qui apprend a généralement une bonne capacité de généralisation : quand on demande à un humain de reconnaître une couleur il peut dire rouge pour une couleur rouge-orangée; un bon réseau de neurones doit pouvoir le faire aussi. Si l'on gère mal l'apprentissage du réseau, par exemple si l'on arrive à trop minimiser l'erreur, le réseau aura *appris par cœur* les exemples, et si la couleur n'est pas exactement celle qu'il aura apprise, il la classera mal. On appelle ce type de sur-apprentissage de l'*over-fitting*. Le réseau se borne à ressortir exactement ce qu'on lui a appris sans généraliser.

2.15.5. Réseau boîte noire

Une fois qu'il a appris, on peut voir un réseau de neurones comme une boîte noire : on lui passe des entrées et il ressort un résultat. C'est parfois suffisant, mais dans certaines applications, on a besoin de savoir ce qu'il se passe dans cette boîte noire, notamment dans des applications de marketing, afin de comprendre les modes de pensée du client. Parfois, on préférera des techniques d'apprentissage comme les arbres de décision pour pouvoir comprendre les actions du client plutôt que d'utiliser un réseau de neurones qui se bornera à ne sortir qu'un résultat.

2.16. Avantages d'un réseau de neurones

2.16.1. Temps de réponse

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

2.16.2. Large panel de fonctions

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

2.16.3. Apprentissage résistant à l'erreur

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

2.17. Conclusion :

Les réseaux de neurones artificiels, sont le cœur de plusieurs applications réelles, un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesses face au bruit qui font rêver les chercheurs qui veulent avoir le parfait.

Alors ces réseaux-là ne sont en fait qu'un :

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

Nous nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur une architecture neuronale qui est concernée par notre travail de recherche et qui est généralement la plus utilisée pour la classification des anomalies cardiaques: le perceptron multi-couches.

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

L'approche agent trouve son fondement dans une critique radicale de l'informatique séquentielle et de l'IA classique. En considérant que les activités simples ou complexes, telles que la résolution de problèmes, l'établissement d'un diagnostic médical [55], la coordination d'action ou la construction de systèmes sont le fruit d'une interaction entre entités relativement autonomes et indépendantes, appelées agents. Ces agents travaillent au sein de communautés selon des modes parfois complexes de coopération, de conflit et de concurrence, pour survivre et se perpétuer. De ces interactions émergent des structures organisées qui, en retour, contraignent et modifient les comportements de ces agents.

De nos jours, le mot agent est utilisé dans plusieurs domaines et, de ce fait, plusieurs sens lui sont attachés. D'ailleurs, même à l'intérieur du domaine de l'informatique, plusieurs chercheurs ont définis le concept d'agent de manières différentes. Comme ce concept est fondamental pour la suite de cette étude, nous allons essayer à bien le cerner tout au long de ce chapitre.

Tout d'abord, nous tenons à mentionner que les agents peuvent être conçus de plusieurs manières différentes. Ce sont les caractéristiques de l'environnement qui influencent le choix de conception. Si les agents sont dans un environnement en constants changements et qu'ils doivent, par conséquent, réagir très vite aux événements de l'environnement, alors une architecture réactive est appropriée. Ce type d'agent réagit très vite, car il ne fait qu'appliquer des règles prédéfinies pour choisir ses actions.

Toutefois, si l'environnement exige que l'agent raisonne pour atteindre son but, alors une architecture délibérative (cognitive) est plus appropriée. Les agents délibératifs peuvent raisonner sur leur but ou à l'aide d'une certaine fonction d'utilité pour choisir l'action qui les satisfait le plus. Nous pouvons même avoir des architectures qui mélangent ces deux extrêmes pour tenter de retirer les avantages de chacune d'elles. Ces architectures hybrides permettent à l'agent d'avoir un comportement réactif lorsque les situations l'exigent et un comportement délibératif dans d'autres circonstances.

La plupart du temps, un agent n'est pas seul dans son environnement, il y a d'autres agents présents autour de lui. Les agents doivent, par conséquent, être capables d'interagir entre eux. Ils peuvent soit coexister, coopérer ou être en compétition. S'ils ne font que coexister, alors chaque agent ne fait que considérer les autres agents comme des composantes de l'environnement. S'ils coopèrent, alors les agents doivent pouvoir communiquer et se coordonner pour agir efficacement ensemble. S'ils sont en compétition, alors les agents doivent être en mesure de négocier. Un système où évoluent plusieurs agents est appelé système multi-agent et il possède généralement plusieurs caractéristiques intéressantes, comme le parallélisme, la robustesse et l'extensibilité.

3.2. Définition du concept d'agent

Ces dix dernières années, le concept d'agent a été utilisé et étudié dans plusieurs domaines. Toutefois, il n'y a encore aucun consensus, entre les différents chercheurs, quant à la définition même du mot *agent*. Selon Nwana [49][50], il y a au moins deux raisons qui permettent d'expliquer cette difficulté. La première réside dans le fait que les chercheurs, dans le domaine des agents, ne sont pas à l'origine de ce terme comme l'on été, par exemple, les chercheurs dans le domaine de la logique floue. En effet, le terme agent a été et continue d'être utilisé dans la vie de tous les jours par des personnes travaillant dans des domaines très différents.

Par exemple, on parle d'agent de voyage, d'agent immobilier, d'agent d'assurance, etc. La deuxième raison est que même dans la communauté des chercheurs sur les agents logiciels, le mot *agent* est utilisé pour décrire des systèmes très différents les uns des autres. Pour ajouter à la confusion, les chercheurs sont allés même jusqu'à inventer plusieurs synonymes au mot *agent*. Ils ont ainsi inventé, par exemple, *knowbots* (robots à base de connaissances), *softbots* (robots logiciel), *taskbots* (robots à base de tâche), *userbots* (robots pour utilisateur), robots, agents

personnels, agents autonomes, assistants personnels, etc. Il est vrai qu'une telle prolifération de termes trouve sa justification dans le fait que les agents peuvent prendre différentes formes physiques (robot ou agent logiciel) et qu'ils peuvent aussi jouer plusieurs rôles.

Cela dit, il est tout de même important de s'entendre sur une définition du terme agent pour que les exposés qui suivent dans ce mémoire aient un sens.

La définition que nous avons adoptée, et qui semble couvrir les caractéristiques des agents que nous avons développé, est celle proposée par Jennings, Sycara et Wooldridge [51] :

Un agent est une entité intelligente, situé dans un environnement, qui agit d'une façon autonome et flexible pour atteindre les objectifs pour lesquels il a été conçu.

Il y a trois concepts clés présents dans cette définition :

- ✚ **Situé** signifie que l'agent peut recevoir des entrées sensorielles provenant de son environnement et qu'il peut effectuer des actions qui sont susceptibles de changer cet environnement. Le monde réel et l'Internet sont des exemples d'environnements où les agents peuvent être situés.
- ✚ **Autonome** signifie que l'agent est capable d'agir sans l'intervention directe d'un humain (ou d'un autre agent) et qu'il a le contrôle de ses actions et de son état interne.
- ✚ **Flexible** signifie que l'agent est :
 - ✓ **capable de répondre à temps** : il peut percevoir son environnement et répondre rapidement aux changements qui s'y produisent.
 - ✓ **Proactif** : il n'agit pas simplement en réponse à son environnement, il est également capable d'avoir un comportement opportuniste, dirigé par ses buts ou sa fonction d'utilité, et prendre des initiatives au moment approprié.
 - ✓ **Social** : il est capable d'interagir avec les autres agents (artificiels ou humains) afin de compléter ses tâches ou aider les autres à compléter les leurs.

Bien entendu, certains agents auront des caractéristiques additionnelles et, pour certains types d'applications, certains attributs seront plus importants que d'autres. Par contre, c'est la présence de tous ces attributs dans une seule entité logicielle qui procure la force au paradigme agent et qui

le distingue des autres paradigmes logiciels tels que les systèmes orientés objets, les systèmes distribués et les systèmes experts.

3.3. Architectures d'agents

Il existe plusieurs manières de concevoir des agents, mais peu importe l'architecture adoptée, un agent peut toujours être vu comme une fonction liant ses perceptions à ses actions. Plus précisément, un agent perçoit l'environnement à l'aide de ses capteurs et il agit sur son environnement à l'aide de ses effecteurs. Ce qui différencie les différentes architectures d'agents, c'est la manière dont les perceptions sont liées aux actions.

Les auteurs Russel et Norvig [50] regroupent les architectures d'agents en quatre types, à savoir :

- ✚ les agents à réflexe simples.
- ✚ les agents conservant une trace du monde.
- ✚ les agents ayant des buts.
- ✚ les agents utilisant une fonction d'utilité.

Les sections suivantes détaillent ces quatre architectures, mais en les regroupant deux à deux. Les deux premiers types d'agents sont considérés comme des agents réactifs et les deux derniers types sont considérés comme des agents délibératifs.

3.3.1. Agents réactifs

Comme son nom l'indique, un agent réactif ne fait que réagir aux changements qui surviennent dans l'environnement. Autrement dit, un tel agent ne fait ni délibération ni planification, il se contente simplement d'acquiescer des perceptions et de réagir à celles-ci en appliquant certaines règles prédéfinies. Étant donné qu'il n'y a pratiquement pas de raisonnement, ces agents peuvent agir et réagir très rapidement.

Il convient de remarquer que les humains aussi utilisent cette manière d'agir. Dans plusieurs situations, il est souvent préférable de ne pas penser et de réagir immédiatement. Par exemple, lorsqu'une personne met la main sur une plaque très chaude, elle ne commence pas à se demander si c'est chaud, si ça fait mal et s'il faut ou non qu'elle retire sa main. Dans ce cas, elle retire sa main immédiatement, sans réfléchir, et c'est cette rapidité de réaction qui lui permet de

diminuer les blessures. Cet exemple montre bien que ce type de comportement réflexe est essentiel pour les êtres humains. De la même manière, il est aussi essentiel pour les agents s'ils veulent pouvoir agir dans le monde réel.

3.3.1.1. Agents à réflexe simples

Ce type d'agent agit uniquement en se basant sur ses perceptions courantes. Il utilise un ensemble de règles prédéfinies, du type Si condition alors action, pour choisir ses actions. Par exemple, pour un agent en charge du contrôle de la défense d'une frégate, on pourrait avoir la règle suivante :

Si missile-en-direction-de-la-frégate alors lancer-missile-d'interception

Comme on peut le constater, ces règles permettent d'avoir un lien direct entre les perceptions de l'agent et ses actions. Le comportement de l'agent est donc très rapide, mais peu réfléchi. À chaque fois, l'agent ne fait qu'exécuter l'action correspondant à la règle activée par ses perceptions.

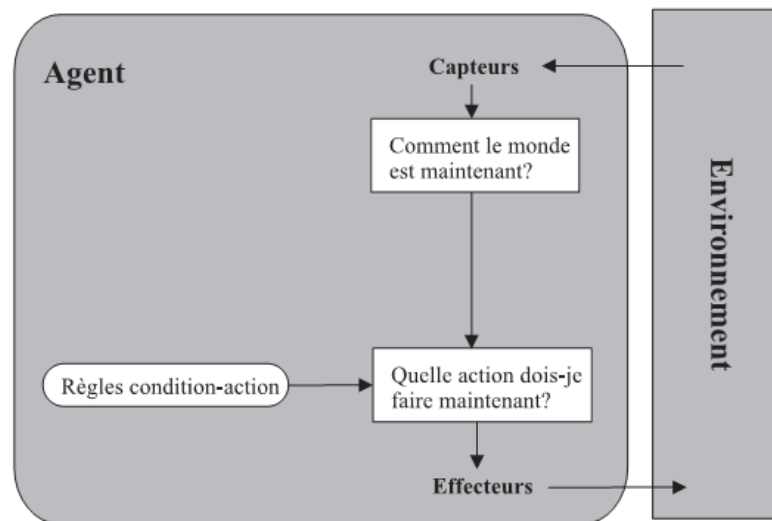


Figure 3.1. Schéma d'un agent à réflexe simples [50].

La figure (3.1) montre l'architecture d'un agent à réflexe simples. Les rectangles représentent l'état interne de l'agent dans son processus de décision et les ovales représentent les informations

qui sont utilisées dans le processus. L'agent se bâtit une représentation du monde à l'aide de ses perceptions lui venant de ses capteurs. Par la suite, il utilise ses règles pour choisir l'action qu'il doit effectuer selon ce qu'il perçoit de l'environnement.

3.3.1.2. Agents conservant une trace du monde

Le type d'agent qui a été décrit précédemment, ne peut fonctionner que si un tel agent peut choisir ses actions en se basant uniquement sur sa perception actuelle. Par exemple, si le radar de la frégate détecte un missile et que l'instant d'après, il le perd de vue, dû à un obstacle, cela ne signifie nullement qu'il n'y a plus de missile. Dès lors, l'agent en charge du contrôle de la frégate doit tenir compte de ce missile dans le choix de ses actions et ce, même si le radar ne détecte plus le missile.

Le problème que nous venons de mentionner survient parce que les capteurs de l'agent ne fournissent pas une vue complète du monde. Pour régler ce problème, l'agent doit maintenir des informations internes sur l'état du monde dans le but d'être capable de distinguer deux situations qui ont des perceptions identiques, mais qui, en réalité, sont différentes. L'agent doit pouvoir faire la différence entre un état où il n'y a pas de missile et un état où le missile est caché, même si ses capteurs lui fournissent exactement les mêmes informations dans les deux cas.

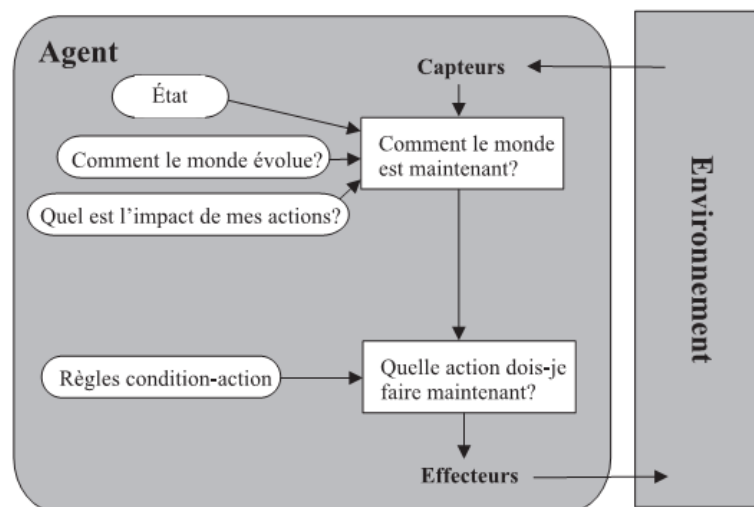


Figure 3.2. Schéma d'un agent conservant une trace du monde [50].

Pour que l'agent puisse faire évoluer ses informations internes sur l'état du monde, il a besoin de deux types d'information. Tout d'abord, il doit avoir des informations sur la manière dont le monde évolue, indépendamment de l'agent. Par exemple, il doit savoir que si un missile avance à une vitesse de 300 m/s, alors 5 secondes plus tard, il aura parcouru 1500 mètres. L'agent doit avoir ensuite des informations sur la manière dont ses propres actions affectent le monde autour de lui. Si la frégate tourne, l'agent doit savoir que tout ce qui l'entoure tourne aussi. Il doit donc mettre à jour la position relative de tous les objets autour de la frégate.

On peut voir, sur la figure (3.2), la structure d'un agent conservant une trace du monde. Il utilise ses informations internes (état précédent du monde, l'évolution du monde et l'impact de ses actions) pour mettre à jour ses perceptions actuelles. Par la suite, il choisit ses actions en se basant sur cette perception « améliorée » du monde qui l'entoure.

3.3.2. Agents délibératifs

Les agents délibératifs sont des agents qui effectuent une certaine délibération pour choisir leurs actions. Une telle délibération peut se faire en se basant sur les buts de l'agent ou sur une certaine fonction d'utilité. Elle peut prendre la forme d'un plan qui reflète la suite d'actions que l'agent doit effectuer en vue de réaliser son but.

3.3.2.1. Agents ayant des buts

Dans la section précédente, les agents utilisaient leurs connaissances sur l'état actuel de l'environnement pour choisir leurs actions. Toutefois, dans plusieurs situations, cela peut s'avérer insuffisant pour prendre une décision sur l'action à effectuer. Par exemple, on ne peut pas se fier uniquement à l'état actuel de l'environnement pour déterminer la direction que la frégate doit prendre, tout simplement parce que cela dépend aussi de l'endroit où on veut se rendre. Donc, l'agent a besoin, en plus de la description de l'état actuel de son environnement, de certaines informations décrivant ses buts. Lesquels buts peuvent être vus comme des situations désirables pour l'agent, par exemple, l'arrivée au port Tlemcen.

Par la suite, l'agent peut combiner les informations sur ses buts avec les informations sur les résultats de ses actions pour choisir les actions qui vont lui permettre d'atteindre ses buts. Cela peut être facile lorsque le but peut être satisfait en exécutant seulement une action, mais cela peut aussi être beaucoup plus complexe si l'agent doit considérer une longue séquence d'actions avant d'atteindre son but. Dans ce dernier cas, il doit utiliser des techniques de planification pour prévoir les actions devant l'amener à son but.

Contrairement aux agents réactifs, les agents délibératifs, qui raisonnent sur les buts, tiennent compte d'une certaine projection dans le futur. Ils se posent des questions comme « Qu'est-ce qui va arriver si je fais telle ou telle action ? » et « Est-ce que je serai satisfait si cela se produit ? ». Ainsi, l'agent raisonnant sur ses buts prend, en général, beaucoup plus de temps à agir qu'un agent réactif. Il offre en revanche beaucoup plus de flexibilité. Par exemple, si nous voudrions changer de destination, il faudrait changer toutes les règles de l'agent réactif, tandis que pour l'agent ayant des buts, nous ne changerions que le but.

La figure (3.3) montre la structure d'un agent basé sur les buts. Comme on peut le constater, il est identique à l'agent réactif gardant une trace de l'environnement, sauf qu'il se projette dans le futur pour voir l'impact de ses actions et qu'il choisit ses actions en se basant sur ses buts, contrairement à l'agent réactif qui ne faisait qu'appliquer des règles prédéfinies pour relier ses perceptions à ses actions.

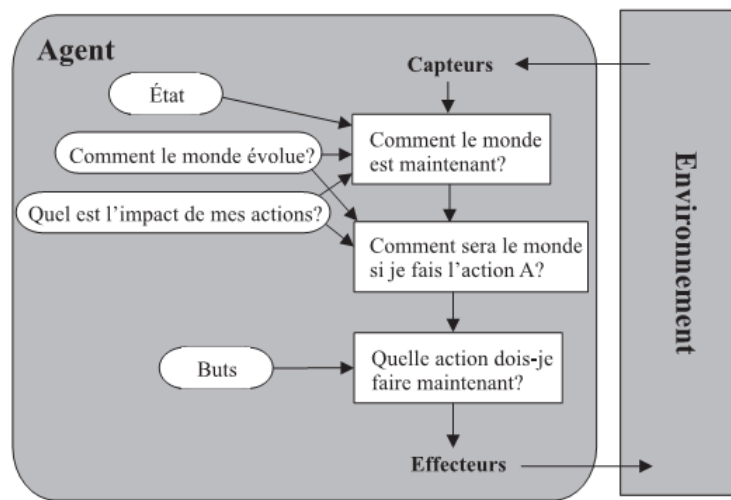


Figure 3.3. Schéma d'un agent ayant des buts [50].

3.3.2.2. Agents utilisant une fonction d'utilité

Dans plusieurs situations, les buts ne sont pas suffisants pour générer un comportement de haute qualité. Par exemple, s'il y a plusieurs chemins possibles pour atteindre le port, certains seront plus rapides et d'autres plus dangereux. Dans cette situation, l'agent raisonnant uniquement sur ses buts n'a pas de moyens pour choisir le meilleur chemin, son seul but étant de se rendre à destination. Cela se produit car les buts ne procurent qu'une simple distinction entre les états où l'agent est satisfait ou non. En fait, l'agent doit plutôt s'appuyer sur une manière plus fine d'évaluer les états pour être en mesure de reconnaître pour chacun des états son degré de satisfaction. Pour cela, on dit que l'agent va préférer un état à un autre si son utilité est plus grande dans le premier état que dans le deuxième.

Généralement, l'utilité est une fonction qui attribue une valeur numérique à chacun des états. Plus l'état a une grande valeur, plus il est désirable pour l'agent. Dès lors, la spécification d'une fonction d'utilité permet à l'agent de prendre des décisions rationnelles dans deux types de situations où le raisonnement sur les buts échoue. Ainsi, par exemple, lorsqu'il y a des buts conflictuels qui ne peuvent pas être satisfaits en même temps (par exemple, la vitesse et la sécurité), la fonction d'utilité spécifie le compromis approprié entre les différents buts. De même, lorsqu'il y a plusieurs buts possibles, mais qu'aucun d'eux ne peut être atteint avec certitude, la fonction d'utilité permet de pondérer la chance de succès avec l'importance de chacun des buts. La figure (3.4) montre le schéma d'un agent basé sur l'utilité. On peut voir que l'agent utilise la fonction d'utilité pour évaluer la pertinence d'une action. Il choisit donc les actions qui l'amèneront dans les états ayant la plus grande valeur d'utilité pour lui.

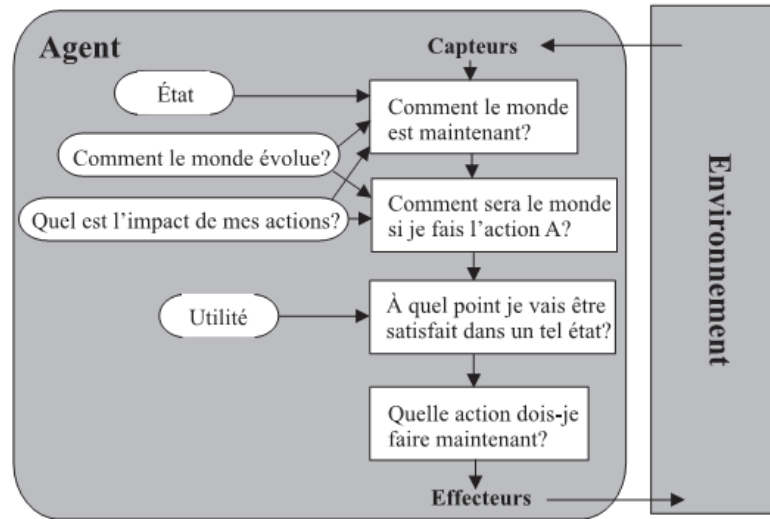


Figure 3.4. Schéma d'agent basé sur l'utilité [50].

3.3.3. Agents hybrides

Les sections précédentes ont présenté deux types d'architectures : réactive et délibérative. Chacune de ces architectures est appropriée pour un certain type de problème. Pour la majorité des problèmes cependant, ni une architecture complètement réactive, ni une architecture complètement délibérative n'est appropriée. Comme pour les humains, les agents doivent pouvoir réagir très rapidement dans certaines situations (comportement réflexe), tandis que dans d'autres, ils doivent avoir un comportement plus réfléchi.

Dans ce cas, une architecture conciliant à la fois des aspects réactifs et délibératifs est requise. On parle alors d'architecture hybride, dans laquelle on retrouve généralement plusieurs couches logicielles. Les couches peuvent être arrangées verticalement (seulement une couche a accès aux capteurs et aux effecteurs) ou horizontalement (toutes les couches ont accès aux entrées et aux sorties), voir figure (3.5).

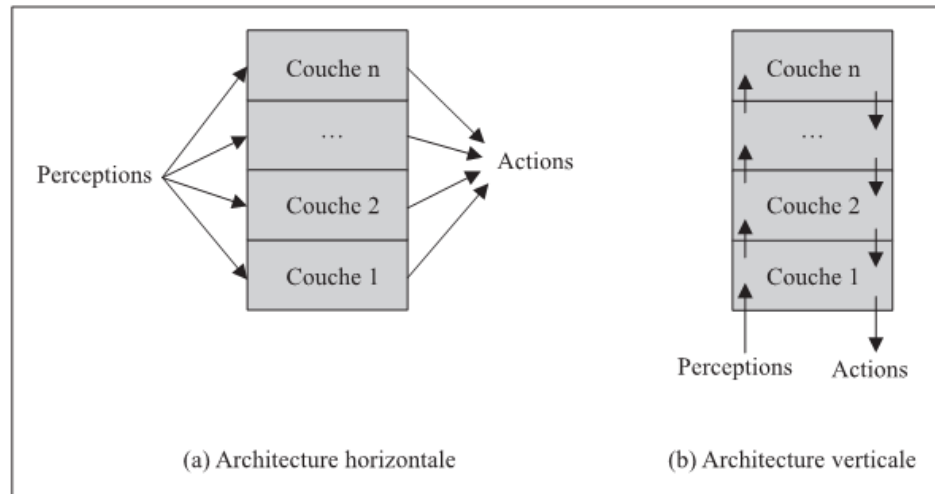


Figure 3.5. Architectures d'agents en couches [51].

Dans ce type d'architecture, les couches sont arrangées de manière hiérarchique. Les différents niveaux de la hiérarchie traitent les informations provenant de l'environnement à différents niveaux d'abstraction. La plupart des architectures considèrent que trois couches suffisent amplement [52]. Ainsi, au plus bas niveau de l'architecture, on retrouve habituellement une couche purement réactive, qui prend ses décisions en se basant sur des données brutes en provenance des capteurs. La couche intermédiaire fait abstraction des données brutes et travaille plutôt avec une vision qui se situe au niveau des connaissances de l'environnement. Finalement, la couche supérieure se charge des aspects sociaux de l'environnement. Dans cette dernière couche, on retrouve généralement une représentation des autres agents (leurs buts, leurs croyances, etc.). Pour produire le comportement global de l'agent, ces trois couches interagissent ensemble. Ces interactions varient beaucoup d'une implémentation à une autre, et c'est plus loin dans notre travail qu'ils seront décrits.

3.4. Agents et apprentissage

L'idée derrière l'apprentissage, c'est que les perceptions de l'agent ne devraient pas être utilisées seulement pour choisir des actions, elles devraient être aussi utilisées pour améliorer l'habilité de l'agent à agir dans le futur. L'apprentissage, pour un agent, est très important car c'est ce qui lui permet d'évoluer, de s'adapter et de s'améliorer.



Selon Russel et Norvig [50], un agent apprenant peut être divisé en quatre composantes, comme le montre la figure (3.6) :

- ✚ **Le critique** indique au module d'apprentissage à quel point l'agent agit bien. Pour cela, il emploie un standard de performance fixe. Ceci est nécessaire, parce que les perceptions ne fournissent pas d'indications relatives au succès de l'agent. Par exemple, un programme qui joue aux échecs peut percevoir qu'il a mis l'autre joueur échec et mat, mais il a besoin d'un standard de performance pour savoir que c'est une bonne action. Il est important également que le standard de performance soit à l'extérieur de l'agent pour que l'agent ne puisse pas le modifier dans le but de l'ajuster à son comportement. S'il pouvait le modifier, l'agent ajusterait son standard de performance pour obtenir plus de récompenses pour ses actions, au lieu de modifier ses actions dans le but de s'améliorer.
- ✚ **Le module d'apprentissage** utilise une certaine rétroaction sur les actions de l'agent pour déterminer comment le module de performance devrait être modifier pour, on l'espère, s'améliorer dans le futur.
- ✚ **Le module de performance** est vu comme étant l'agent au complet lorsqu'il n'y a pas d'apprentissage. C'est-à-dire que ce module peut prendre une des quatre formes que nous avons présentées à la section 3.3 : agent à réflexe simples, agent conservant une trace du monde, agent ayant des buts et agent basé sur l'utilité. Mais, peu importe la manière dont il est construit, son but demeure toujours de choisir des actions à effectuer en se basant sur les perceptions de l'agent.
- ✚ **Le générateur de problèmes** donne des suggestions d'actions amenant l'agent à faire de l'exploration. Si on laissait le module de performance choisir tout le temps les actions, il choisirait toujours les meilleures actions selon ce qu'il connaît. Par contre, si l'agent veut explorer un peu, il peut choisir des actions sous-optimales à court terme, mais qui pourraient l'amener à prendre de meilleures décisions à long terme. Par exemple, lors d'une simulation, un agent contrôlant une frégate pourrait suggérer une nouvelle stratégie de défense pour voir si elle est plus efficace que la stratégie actuelle.

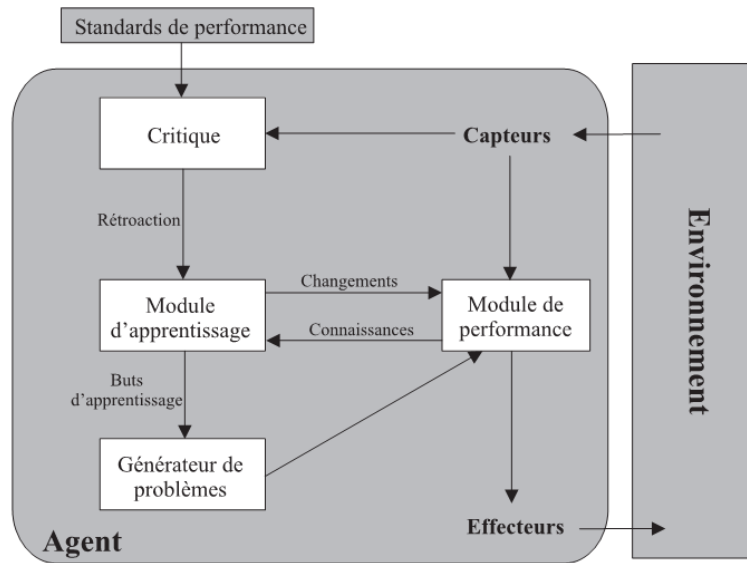


Figure 3.6. Modèle général d'agent apprenant [50].

Nous avons vu un exemple de réflexe inné chez l'être humain, c.-à-d. retirer notre main lorsque l'on se brûle, mais les êtres humains peuvent aussi apprendre de nouveaux réflexes. Par exemple, on peut penser à la conduite automobile. Au début, la conduite est très difficile, car on doit penser à toutes les actions que l'on fait, mais plus on se pratique, moins on réfléchit et plus la conduite devient un réflexe.

Pour les agents, on peut penser à appliquer la même chose. C'est-à-dire, lorsqu'un agent fait face à une situation pour la première fois, il doit délibérer plus longtemps pour choisir ses actions. Mais, avec un module d'apprentissage, plus l'agent effectue des tâches similaires, plus il devient rapide. Son comportement passe graduellement d'un état délibératif, à un état réactif. L'agent a donc appris à exécuter une tâche. D'un point de vue plus technique, on peut dire que l'agent a, en quelque sorte, compilé son raisonnement dans une certaine forme d'ensemble de règles qui lui permettent de diminuer son temps de réflexion. Ce type d'apprentissage peut être très utile pour des agents hybrides.

Ce n'est qu'une façon dont les agents peuvent apprendre, il en existe plusieurs autres. En fait, on considère que toute technique qui permet à un agent d'améliorer son efficacité est une technique d'apprentissage.

3.5. Systèmes multi-agents SMA

A présent on a parlé que des systèmes où il n'y avait qu'un seul agent mais dans la plupart des situations réelles, l'agent n'est pas seul dans son environnement il y a d'autres agents présents autour de lui. Il nous faut donc aborder des systèmes où plusieurs agents doivent interagir entre eux pour effectuer leurs tâches. De tels systèmes sont appelés « systèmes multi-agents » et ils possèdent les caractéristiques principales [51] suivantes :

- ✚ chaque agent a des informations ou des capacités de résolution de problèmes incomplètes, donc chaque agent a un point de vue limité.
- ✚ il n'y a pas de contrôle global du système.
- ✚ les données sont décentralisées
- ✚ les calculs sont asynchrones.

3.5.1. Les avantages du SMA

- ✚ La modularité permet de rendre la programmation plus simple. Elle permet, de plus, aux systèmes multi-agents d'être facilement extensibles, parce qu'il est plus facile d'ajouter de nouveaux agents à un système multi-agent que d'ajouter de nouvelles capacités à un système monolithique.
- ✚ La vitesse est principalement due au parallélisme, car plusieurs agents peuvent travailler en même temps pour la résolution d'un problème.
- ✚ La fiabilité peut être également atteinte, dans la mesure où le contrôle et les responsabilités étant partagés entre les différents agents, le système peut tolérer la défaillance d'un ou de plusieurs agents. Si une seule entité contrôle tout, alors une seule défaillance de cette entité fera en sorte que tout le système tombera en panne.

Finalement, les systèmes multi-agents héritent aussi des bénéfices envisageables du domaine de l'intelligence artificielle comme le traitement symbolique (au niveau des connaissances), la facilité de maintenance, la réutilisation et la portabilité.

3.5.2. Interactions entre agents

Les systèmes multi-agents ont surtout l'avantage de faire intervenir des schémas d'interaction sophistiqués. Ils peuvent ainsi coexister, être en compétition ou coopérer.

- ✚ **Coexister**, dans ce cas la chaque agent ne considère les autres agents que comme des composantes de l'environnement, au même titre que toutes les autres composantes. Si les agents ont une représentation physique, les autres agents ne seront vus que comme des obstacles que l'agent doit éviter. Il s'ensuit qu'il n'y a aucune communication directe entre les agents. En fait, il peut y avoir une certaine forme de communication indirecte parce que les agents peuvent se percevoir les uns les autres. Le but visé n'est toutefois pas de communiquer avec l'autre. Ces informations ne servent qu'à mieux éviter les autres agents. Par exemple, si l'on considère une personne marchant dans une foule d'étrangers, elle communique avec les autres à l'aide de gestes ou de mouvements, mais uniquement dans le but de pouvoir circuler sans accrocher tout le monde.

- ✚ **Compétition**, dans ce cas-là, le but de chaque agent est de maximiser sa propre satisfaction, ce qui se fait généralement aux dépens des autres agents. La situation de compétition la plus fréquente se produit lorsque plusieurs agents veulent utiliser ou acquérir la même ressource. Les agents doivent donc pouvoir communiquer entre eux pour résoudre le conflit. Cette communication prend habituellement la forme d'une négociation. Les agents se transmettent des propositions et des contre-propositions jusqu'à ce qu'ils arrivent à une entente ou qu'ils se rendent compte qu'une entente est impossible. Ce type de communication demande un protocole de négociation et un langage de communication de haut niveau du type de KQML [53] ou FIPA-ACL [54] pour permettre une certaine structure dans la négociation.

✚ **Coopération**, dans ce cas le but des agents n'est plus seulement de maximiser sa propre satisfaction mais aussi de contribuer à la réussite du groupe. Les agents travaillent ensemble à la résolution d'un problème commun. Dans ce type de système, les agents communiquent ensemble, à l'aide de messages plus ou moins sophistiqués, dans le but d'améliorer la performance du groupe. Ils peuvent s'échanger des informations sur l'environnement pour augmenter leurs perceptions individuelles, ou bien se transmettre leurs intentions pour que les agents puissent avoir une idée de ce que les autres font. Somme toute, les communications servent aux agents à améliorer leur coordination, c'est-à-dire à organiser la résolution du problème de telle sorte que les interactions nuisibles soient évitées et que les interactions bénéfiques soient exploitées.

Pour chaque type d'interaction ils existent plusieurs philosophies et protocoles. C'est pour cela on ne peut pas tout détailler dans ce mémoire car cela dépasse le cadre de notre recherche ; toutefois plus de détail peut être obtenu dans la référence [55].

Dans notre travail on s'est intéressé qu'aux SMAs coopératifs. Ils constituent dans notre implémentation le moteur de notre classifieur. La méthode de coopération entre agents est celle de vote. Elle sera discutée dans le chapitre suivant. En fait, le diagnostic est établi par plusieurs médecins, bien sûr dans notre implémentation : médecin c'est l'agent. La décision finale sur le diagnostic ; la nature de l'arythmie, est obtenue en exploitant un vote entre les décisions prises par les différents médecins.



3.6. 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

Expérimentations, résultats et discussions

Ce chapitre présente les résultats de classification obtenus sur des données réelles de la base de donnée MIT/BIH [56]. Les paramètres extraits par la méthode proposée par D.nabil [57] serviront comme entrées pour le classifieur développé. Bien sûr le but est la discrimination des pathologies cardiaques. Le classifieur est testé et évalué dans un but de montrer et vérifier l'utilité et la fiabilité de l'approche SMA à base d'expertise neuronale implémentée dans ce classifieur.

4.1. Introduction

La classification est une des techniques les plus utilisées en médecine. Elle constitue le principe de base de plusieurs systèmes d'aide au diagnostic. Il s'agit d'affecter un ensemble d'objets (enregistrements des électrocardiogrammes, encéphalogrammes, etc.) à une classe selon un descripteur de celle-ci. Cette description est effectuée grâce à des propriétés ou des conditions typiques propres aux classes. Les objets sont alors classés suivant qu'ils vérifient ou non ces conditions ou propriétés.

Dans cette optique plusieurs expériences réalisées dans ce travail sont décrites dans ce chapitre, chaque expérience est indépendante de l'autre; l'objectif visé étant la discrimination des battements PVC à partir d'un grand nombre de battements normaux. Le classifieur SMA développé est testé en appliquant à son entrée (des paramètres) extraits par l'algorithme de D.nabil [57] bien sûr dans le but d'une classification de pathologies cardiaques. A ce niveau, il est montré que ce nombre limité de paramètres est insuffisant pour la discrimination entre toutes les pathologies cardiaques ce qui prouve l'importance de choix des paramètres.

Le choix de l'architecture neuronale dans la version du logiciel avec un seul réseau de neurones indépendant, a été faite par expérimentation par contre dans la version SMA le choix était aléatoire pour le système. Ce choix est justifié par la définition d'un système multi-agents lui même qui est inspiré de la nature, où chaque agent a une expertise différentes pour le même problème.

L'étude est menée en utilisant quelques logiciels de classification reconnus comme WEKA [58], TANGRA [59] ; d'un côté pour faire une première évaluation et d'un autre côté pour les décrire car ils sont open source ce qui les rend très intéressants pour des développements futurs.

4.2. Les anomalies cardiaques traitées

L'anomalie PVC sera prise en considération dans les expériences citées dans ce travail. Le choix de cette anomalie, a été fait sur la base de la morphologie et la forme des complexes QRS ainsi que sur le processus de dépolarisation des ventricules. La contraction ventriculaire prématurée (PVC) se caractérise par un complexe QRS large, cette propriété sera exploitée pour créer une différence entre les battements normaux et les battements anormaux (PVC).

4.2.1 La contraction ventriculaire prématurée (Extrasystole ventriculaire)

Les PVC (en français ESV) s'observent sur quasiment tous les enregistrements ECG, principalement en période de récupération après un effort. Bien que leur présence n'indique aucune pathologie particulière, si, de façon récurrente, leur nombre par minute est supérieur à 6, elles peuvent être un signe précurseur d'une tachycardie ventriculaire [44], qui constitue une pathologie majeure. Contrairement aux battements normaux qui ont pour origine la dépolarisation des cellules sinusales, le PVC naît de la dépolarisation spontanée d'un petit groupe de cellules ventriculaires, appelé alors foyer ectopique ventriculaire. L'impulsion électrique créée n'emprunte pas la voie normale de conduction (faisceau de His), et se propage donc plus lentement dans les ventricules. La contraction ventriculaire ainsi étalée dans le temps perd de son efficacité. Le tracé d'un battement PVC est caractérisé par deux propriétés: l'onde R n'est pas précédée d'une onde P, puisqu'il n'y a pas eu d'activité auriculaire préalable, et la durée du complexe est supérieure à la durée d'un complexe QRS normal [60] figure (4.1).

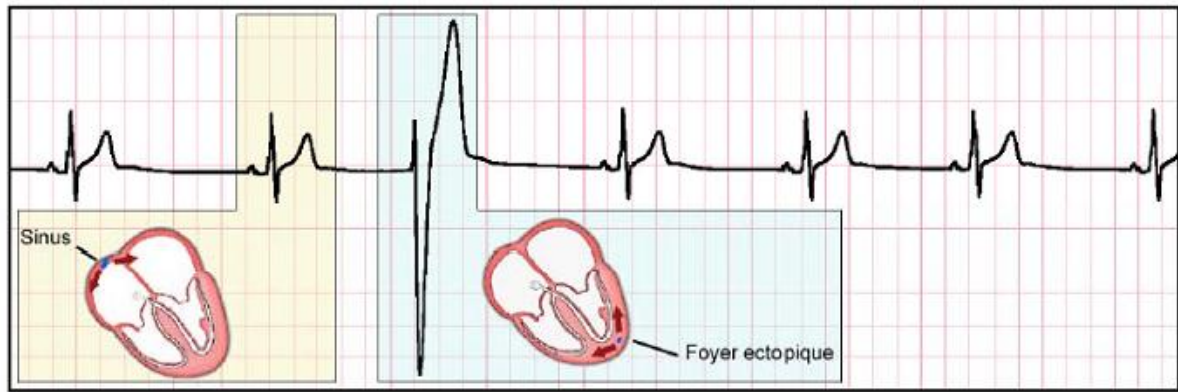


Figure 4.1. Contraction ventriculaire prématurée (PVC).[45]

Les PVC sont des battements ectopiques, uniques ou répétés, provenant d'un seul ou de plusieurs foyers qui peuvent entraîner des sensations désagréables de ratés, de coups dans la poitrine, d'arrêts de cœur ou de palpitations. Les PVC sont des phases systoliques en trop qui seront apparentes sur l'ECG par un complexe QRS large figure (4.2a). Les PVC ne constituent habituellement pas en elles mêmes un facteur de gravité, leur pronostic dépend de l'état cardiaque qui peut être absolument normal (PVC dites bénignes) ou pathologique. Lorsqu'il existe un double foyer ventriculaire, on parle de doublet ventriculaire figure (4.2b). Les bigéminismes et trigéminismes sont des rythmes à deux commandes. La commande de base (généralement sinusale) est interrompue par des battements d'origine ectopique. Lorsque l'on se trouve en présence d'un bigéminisme les QRS qui appartiennent au rythme de base sont suivis d'un QRS d'origine ectopique avec une succession de 1/1. On parle de trigéminisme lorsqu'on est en présence d'une succession 2/1. Les figures (4.3a) et (4.3b) présentent respectivement un exemple de rythme de bigéminisme et de trigémisme dans le cas d'un rythme sinusal avec un foyer ectopique ventriculaire. Les tachycardies ventriculaires (TV) représentent les arythmies les plus graves, elles compromettent souvent l'hémodynamique et peuvent dégénérer en fibrillation ventriculaire létale. Les complexes QRS sont toujours élargis et le rythme est rapide. L'accès de tachycardie ventriculaire persistante est une urgence médicale, l'arrêt de la crise pouvant être obtenu par injection intraveineuse d'un anti arythmique ou par choc électrique externe. Quand les récurrences de tachycardie ne sont pas prévenues par les médicaments anti-arythmiques, le recours à des méthodes non pharmacologiques est légitime telles que la chirurgie et l'implantation de défibrillateur [61].

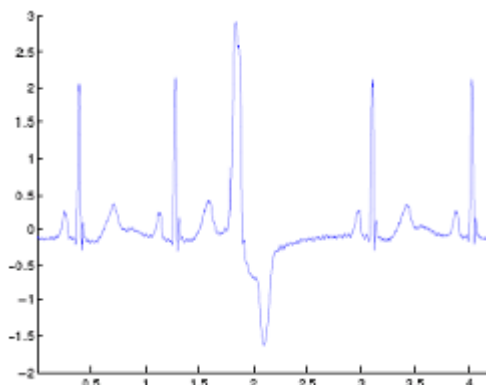


Figure 4.2.a Extrasystole PVC.

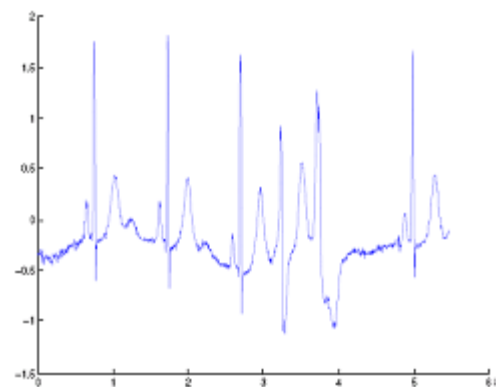


Figure 4.2.b Doublet ventriculaire.

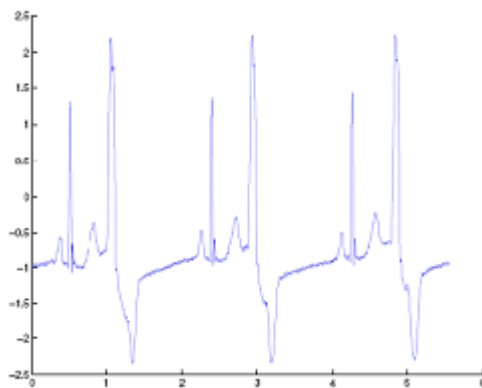


Figure 4.3.a Rythme de bigéminisme.

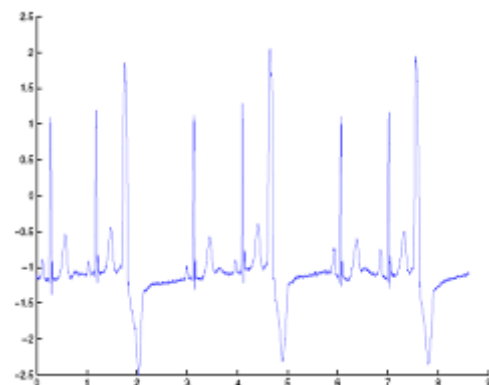


Figure 4.3.b Rythme de trigéminisme.

4.3. La base de donnée 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 fichier d'annotation pour un enregistrement MIT-BIH contient environ 2000 annotations [56].

4.4. La chaîne de traitement du signal ECG abordée (détection, classification ou diagnostic)

La chaîne typique de traitement des signaux, en particulier les ECGs, est composée des phases suivantes:

- ✚ Prétraitement ou conditionnement des données.
- ✚ Transformation, c'est la phase la plus délicate de la chaîne puisque le signal subit une série de transformation afin de le préparer à l'étape de prise de décision.
- ✚ Décision (classification).

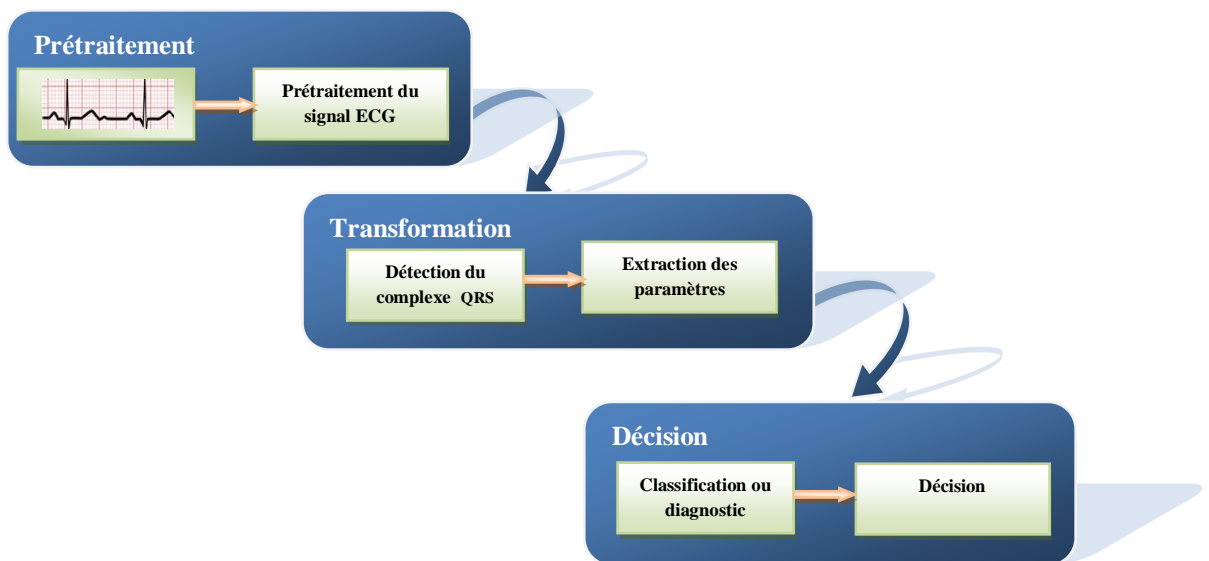


Figure 4.4. Chaîne de traitement automatique des ECGs.

La figure (4.4) montre les étapes de traitement pour l'analyse d'un signal ECG. Le graphe contient le filtrage, la détection du complexe QRS et l'extraction des caractéristiques, et la classification.

Compte tenu que dans une classification la précision des résultats repose sur un choix adéquat des paramètres, qui sont relatifs à chaque classe; la consultation des experts (en général des médecins spécialistes) s'avère nécessaire pour le choix de ces paramètres. Une redondance d'information peut apparaître si on choisit un nombre élevé de paramètres. Plusieurs algorithmes sont utilisés pour la mesure de différents paramètres de l'ECG. Le plus répandu est la mesure de l'apparition de l'onde R du complexe QRS [62]. Le complexe QRS est la forme d'onde la plus perceptible du signal ECG. Vu son amplitude élevée, sa détection est

plus facile que les autres ondes. Ainsi, elle est généralement employée comme référence dans le cycle cardiaque.

L'enregistrement ECG est généralement perturbé par la tension réseau 50Hz, et par d'autres bruits dus aux mouvements du patient et à sa respiration entraînant très souvent des variations de la ligne de base qui doit être isoélectrique. Dans ce travail, la suppression des composantes non désirées du signal ECG et l'extraction des différentes ondes; a été réalisée à l'aide de l'algorithme développé au sein du laboratoire Génie Biomédical de l'université Tlemcen [57]. Ce dernier utilise respectivement la transformée en ondelette pour le filtrage du signal ECG et l'algorithme de « Chan and So» [63] avec quelques modifications pour la détection des différentes ondes. L'algorithme en question utilise la méthode dérivative ; les résultats obtenus présentent une sensibilité de 95.39 % et une prédiction positive de 98.19%.

Une fois les différentes ondes d'un battement cardiaque sont localisées, on peut déterminer ensuite les 5 paramètres suivants :

- RR_precedent, 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.

4.5. Préparation de la base de données et premières évaluations

En exploitant la base de données universelle MIT-BIH, deux bases de données ont été développées: une pour l'apprentissage, l'autre pour le test du classifieur développé. Les signaux choisis sont ceux qui contiennent principalement des battements PVC. Ainsi les signaux 100-116-119-124-200-201-210-221-223 sont utilisés.

Comme cela était précisé auparavant différentes expérimentations, en développant différentes architectures de classifieur en utilisant différents logiciels d'implémentations, ont été menées.

Dans un premier lieu, Matlab était utilisé pour implémenter le classifieur. Le classifieur est configuré avec un seul réseau de neurones de type MLP. A son entrée sont appliqués les paramètres pertinents décrivant les PVC (voir paragraphe précédent), en sortie un seul neurone visant le PVC. En ce qui concerne la couche cachée ; le nombre de neurone a

été obtenu d'une manière empirique en faisant varier le nombre de 20 à 100. Le nombre de 30 neurones cachés, est un choix optimal vis-à-vis du taux de classification de la pathologie ciblée et le temps d'exécution. L'évaluation de ce réseau est faite dans une première étape, en exploitant chaque signal séparément de la base de données de test. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.1). Dans une deuxième étape, l'évaluation est faite en exploitant tous les signaux de la base de test simultanément. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.2).

Tableau 4.1. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal à part sous Matlab.

Signal MIT-BIH	BA			BT			TMPBDD	PSU	TCC
	N	PVC	Autre	N	PVC	Autre			
100	694	0	6	140	0	0	225s	1-200000	100%
116	705	31	0	139	8	0	220s	1-200000	100%
119	483	125	0	103	19	0	217s	1-200000	100%
124	0	20	461	0	2	94	216s	1-200000	100%
200	582	217	5	126	34	1	212s	1-200000	96.27%
201	684	9	24	136	1	6	208s	1-200000	95.80%
210	760	44	4	154	7	1	216s	1-200000	98.14%
221	616	145	0	121	31	0	226s	1-200000	100%
223	710	19	35	147	2	4	217s	1-200000	96.07%
233	688	245	10	133	53	3	214s	1-200000	95.76%

- ✚ BA : base d'apprentissage.
- ✚ BT : base de test.
- ✚ TMPBDD : temps de préparation de la base de battements en seconde.
- ✚ PSU : portion du signal utilisé.
- ✚ TCC : taux de correcte classification.
- ✚ N : nombres de battements normaux.
- ✚ PVC : nombres de battements de type contraction ventriculaire prématurée.

Tableau 4.2. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous Matlab.

Signal MIT-BIH	BA			BT			TMPBDD	PSU	TCC
	N	PVC	Autre	N	PVC	Autre			
100-116-119- 124-200-201- 210-221-223-233	1384	494	16	276	102	4	2h70min	1-400000	98.41%

Ainsi, comme il peut être constaté sur le tableau (4.1), Un taux de classification minimum de plus de 95% est obtenu pour des signaux connus par leur nature très bruités. Ceci montre la puissance des réseaux de neurones dans la généralisation. De même, sur le tableau (4.2), on peut constater qu'un taux global de 98.41% est obtenu. Il est acceptable est met le point sur l'importance du choix de la base d'apprentissage. Celle-ci doit être diversifiée au maximum pour améliorer ce taux.

Dans une deuxième étape la même expérimentation était menée en exploitant les logiciels open source : **TANAGRA** et **WEKA** pour implémenter le classifieur. Initialement la base de données était exportée sous le format de ces logiciels. Ce travail était fait manuellement. De la base donnée totale, 50% des battements ont été utilisés pour l'apprentissage, et les 50% restants pour le test. L'évaluation du réseau implémenté est faite dans une première étape, en exploitant chaque signal séparément de la base de données de test. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.3). Dans une deuxième étape, l'évaluation est faite en exploitant tous les signaux de la base de test simultanément. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.4)

Tableau 4.3. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal a part sous Weka et TANAGRA.

Signal MIT-BIH	BA	BT	TCC-Weka	TCC-Tanagra
100	350	350	100%	100%
116	368	368	100%	100%
119	304	304	100%	100%
124	240	240	100%	100%
200	402	402	97.01%	95.27%
201	358	358	97.20	96.38%
210	404	404	99.50%	98.27%
221	380	380	100%	100%
223	362	362	95.28%	95.55%
233	471	471	97.60%	97.46%

Tableau 4.4. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous Weka et TANAGRA.

Signal MIT-BIH	BA	BT	TCC-Weka	TCC-Tanagra
100-116-119-124-200-201-210-221-223-233	947	947	98.41%	98.31%

Ainsi, comme il peut être constaté sur le tableau (4.3), Un taux de classification minimum de plus de 95% est obtenu pour des signaux connus par leur nature très bruités en exploitant le logiciel Tangara et Weka Il est comparable à celui obtenu sous environnement Matlab. De même, sur le tableau (4.4), on peut constater que des taux de classification de 98.41% et 98.31% sont respectivement obtenus pour les logiciels Weka et Tanagra. Ils sont aussi comparables à ceux obtenus sous environnement Matlab. Ces différences résultent compte tenu des différentes implémentations de l'approche neuronale dans chacun de ces logiciels.

4.6. Description et étude du Classifieur SMA Proposé

Comme vous le saviez dans la vie quotidienne chacun de nous utilise son expertise à chaque moment et il coopère avec les autres êtres humains (agents) pour réaliser des tâches. La majorité de nous fait cela sans faire attention. Par exemple dans la conduite chaque conducteur a le savoir de conduire une voiture (simple connaissance) mais en voyant la totalité des voitures qui circulent dans la route, et en pensant un instant: Est-ce qu'un seul conducteur peut faire cela seul ? Jamais même un système très sophistiqué va avoir les mains croisées devant ce problème. Élargissant un peu notre imagination, et on peut voir que notre société est un grand système multi-agents ou chaque individus est un expert dans un domaine qui n'est pas obligatoirement pour l'autre individu de le connaître car il y a forcément des autres qui le sont. Donc c'est une sorte d'intelligence distribuée. Le classifieur développé s'inspire de cette structure, en utilisant ce principe pour renforcer la précision de la classification.

Ainsi, comme première étape le classifieur, va créer des réseaux de neurones de types MLP figure (4.5) avec un nombre aléatoire de neurones cachées. Ces réseaux constitueront par la suite l'expertise des agents ou bien leurs connaissances

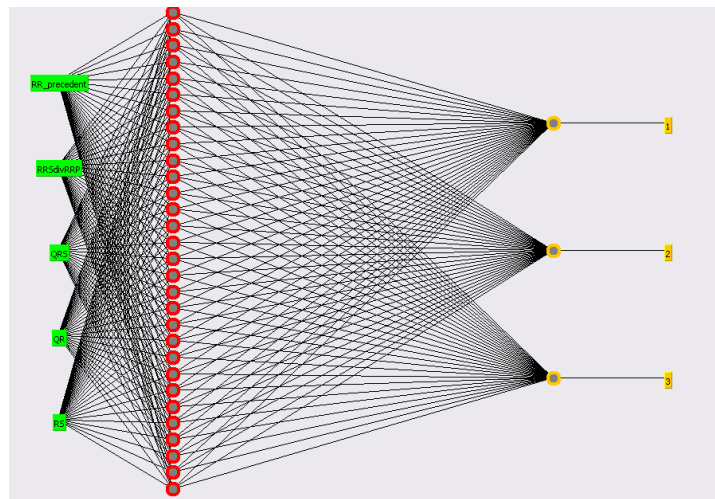


Figure 4.5. Exemple d'un réseau de neurones utilisé

La réalisation du logiciel a été faite en utilisant le langage JAVA avec l'IDE netbeans. Pour faire cela on a fait appel à l'api ENCOG [64] qui est une librairie java destinée pour le développement des applications réseaux de neurones. Elle contient différents réseaux de neurones connus.

- Counter propagation Network (CPN)

- Bidirection Associate Memory (BAM)
- The Boltzmann Machine
- Feed Forward Neural Network
- Feedforward Radial Basis Function (RBF)
- Self Organizing Map (SOM)
- Hopfield Neural Network
- Probabilistic (PNN)
- Simple Recurrent Network (SRN)
- Support Vector Machine (SVM)

Et leurs différents algorithmes d'apprentissage associés.

Après la création des réseaux et leurs attributions aux agents On va dérouler notre algorithme de classification.

D'une manière informelle, voir figure (4.6), chaque battement est un agent malade qui va consulter un médecin qui est l'agent expert. L'agent malade interroge l'agent expert sur son état. Cependant, pour qu'il confirme mieux il doit prendre les avis de plusieurs médecins et les stockent dans une mémoire, pour finalement prendre une décision sur sa maladie. Ils existent plusieurs méthodes dans la littérature pour faire une décision, pour notre cas on a opté pour la méthode de vote [65]. Le vote est établi en interrogeant trois agents. Ce choix est fait empiriquement on a constaté que l'augmentation de nombres d'agents n'aboutit pas à un taux de classification meilleur.

Cette méthode est formellement définie par :

$$class(x) = \arg \max_{c_i \in dom(y)} \left(\sum_k g(y_k(x), c_i) \right)$$

Ou $y_k(x)$ est la classification du k^{em} classifieur et $g(y,c)$ est une fonction indicateur défini par :

$$g(y, c) = \begin{cases} 1 & y = c \\ 0 & y \neq c \end{cases}$$

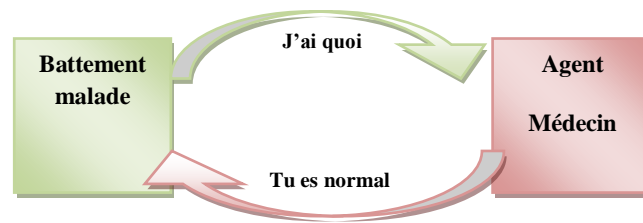


Figure 4.6. Illustration d'un scenario entre agents.

Ainsi l'algorithme de classification est défini comme suit :

DÉBUT

Créer les RNN avec différentes architectures

Apprendre les RNN

Créer les agents

Attribuer à chaque Agent un RNN Aléatoirement

POUR $i = 1$ JUSQU'À nombre de battements INCRÉMENT 1 FAIRE

POUR $j = 1$ JUSQU'À nombre d'agents INCRÉMENT 1 FAIRE

Agent j Donne diagnostique au battement i

Stocker le dans la mémoire du battement i

FINPOUR

FINPOUR

POUR $i = 1$ JUSQU'À nombre de battements INCRÉMENT 1 FAIRE

Calculer le type de battement i avec la méthode de vote

FINPOUR

Évaluer les performances

FIN

Une fois le classifieur développé et implémenté, il est évalué de la même manière que les expérimentations menées dans le paragraphe précédent. Ainsi, l'évaluation de ce classifieur est faite dans une première étape, en exploitant chaque signal séparément de la base de données de test. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.5). Dans une deuxième étape, l'évaluation est faite en exploitant tous les signaux de la base de test simultanément. Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau (4.6).

Dans chaque cas ces résultats obtenus sont comparés à ceux obtenus par le réseau de neurone de type MLP implémenté respectivement en utilisant les logiciels Weka et Tangara.

Tableau 4.5 Résultats de classification appliquée aux battements extraits de chaque signal a part sous notre classifieur.

Signal MIT-BIH	BA	BT	Notre classifieur	TCC-Weka	TCC-Tanagra
100	350	350	100%	100%	100%
116	368	368	100%	100%	100%
119	304	304	100%	100%	100%
124	240	240	100%	100%	100%
200	402	402	97.29%	97.01%	95.27%
201	358	358	97.20%	97.20	96.38%
210	404	404	99.25%	99.50%	98.27%
221	380	380	100%	100%	100%
223	362	362	94.76%	95.28%	95.55%
233	471	471	97.87%	97.60%	97.46%

Tableau 4.6. Résultats de classification appliquée aux battements extraits de tous les signaux sous notre classifieur.

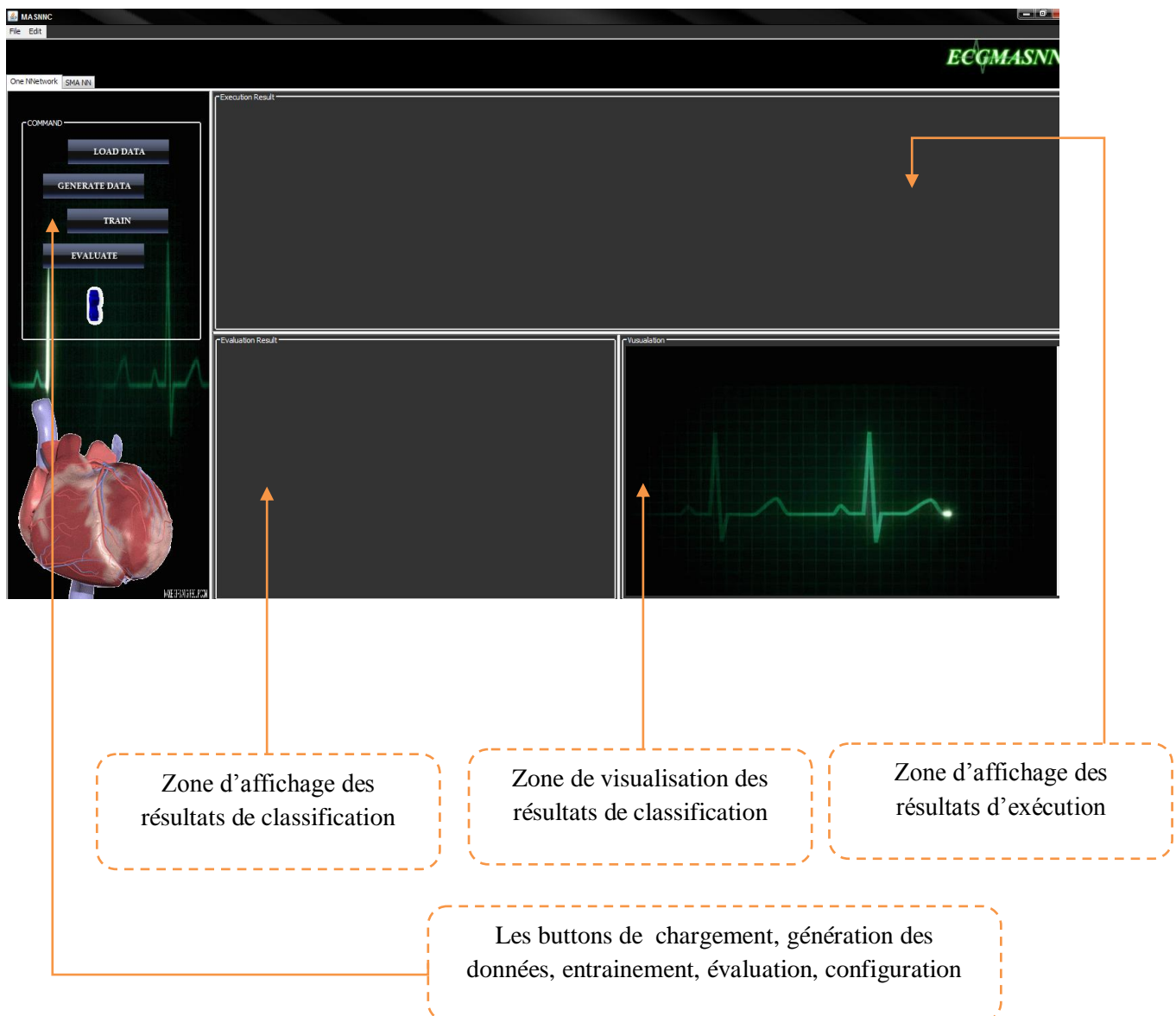
Signal MIT-BIH	BA	BT	Notre classifieur	Weka	Tanagra
100-116-119-124-200-201-210-221-223-233	947	947	98.73%	98.41%	98.31%

Ainsi, comme il peut être constaté sur le tableau (4.5), Un taux de classification variant de 94,76% à 100% est obtenu pour les différents signaux de la banque de données de test. Il est comparable, parfois légèrement meilleur à celui (variant de 95,28% à 100%) obtenu par le classifieur MLP en exploitant l'implémentation Weka. Cependant, il est meilleur que celui (variant de 95,27% à 100%) obtenu par le classifieur MLP en exploitant l'implémentation Tanagra. De même, sur le tableau (4.6), on peut constater que le taux de classification obtenu par le classifieur SMA est de 98.73%. Il est légèrement supérieur à celui obtenu par le classifieur MLP en exploitant respectivement les logiciels Weka (taux de 98.41%) et Tanagra (taux de 98.31%).

On peut ainsi conclure que l'approche multi-agents a permis une amélioration du taux de classification.

4.7. Outil ECGMASNNC

Le logiciel développé est appelé ECGMASNNC acronyme anglais pour dire ECG multi-agent system neuronal network classifier. C'est un logiciel de classification. Il a été conçu et réalisé pour classifier les arythmies cardiaques PVC. Il est simple à utiliser et sa manipulation est accessible à travers l'interface donnée en ci-dessous.



4.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un système d'aide au diagnostic l'arythmie cardiaque très fréquente qui est : Extrasystole Ventriculaire (EV ou PVC), en plus du battement normal (N). On commence tout d'abord par localiser les ondes QRS, P, et T et par calculer les paramètres temporels qui caractérisent un battement Ensuite nous avons implémenté un système d'analyse et de classification des battements cardiaques basé sur les SMA neuronale à apprentissage supervisé. Ce système est chargé de déterminer le type du battement en fonction de ses caractéristiques.

Notre système a été validé sur des enregistrements extraits de la base de données MIT-BIH, les résultats obtenus sont encourageants.

Conclusion Générale

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 faisant appel aux systèmes multi-agent avec une expertise neuronale.

Plusieurs évaluations sont présentées dans ce travail. Dans chaque cas les signaux ECG utilisées sont des signaux de la base donnée MIT-BIH. La première évaluation concerne WEKA et TANAGRA. Les résultats obtenus dans cette évaluation sont comparés avec ceux obtenus avec le réseau de neurone développé sous environnement MATLAB. La deuxième évaluation traite la même problématique que précédemment en exploitant l'algorithme développé utilisant les SMA-RN. Les résultats obtenus sont confrontés à ceux obtenus avec les méthodes citées précédemment (RN s/s environnement MATLAB et les logiciels open source WEKA et TANAGRA).

Bien qu'un nombre réduit de paramètres pertinents ait été utilisé pour caractériser chaque battement cardiaque, les méthodologies de classification présentées et étudiées produisent de bons résultats (avec des taux de classifications variant de 95% à 100%). Ceci démontre la capacité des réseaux de neurones pour la généralisation, l'adaptation et la robustesse vis-à-vis des données bruitées. Aussi, et à travers les résultats obtenus par la méthode SMA-RN, il est montré une légère amélioration du taux de classification, mettant en exergue la contribution d'agent dans la prise de décision en classification.

Bien que les résultats sont satisfaisants, des améliorations peuvent être apportées, sur les deux volets : extractions des paramètres pertinents et méthodes de classifications. Sur l'aspect classification, on peut proposer de :

- Faire changer l'expertise des agents SVM, logique floue, algorithme génétique.
- Implémenter un prototype dans une architecture distribuée en utilisant JADE [66] ou une autre plateforme multi-agent distribué physiquement MadKit [70].
- Bénéficier de l'api ENCOG qui fonctionne sur les Cartes graphiques pour l'accélération de l'apprentissage. [67].

- Exploiter l'avantage du JVM, car ce travail a été réalisé avec java et ce qui dit java dit n'importe qu'elle plateforme, veut dire, web, téléphone, etc., ainsi la disponibilité de plusieurs API pour la problématique du traitement du signal ECG on cite :
 - ✚ ECG Fuzzy Expert System qui un logiciel de diagnostic de tachycardie, basé sur la logique floue et il est open source [68].
 - ✚ jBioSignal est une application basée par Java simple conçue pour aider des utilisateurs avec le traitement des signaux polysomnographic et biomédical de visionnement (les signaux d'EEG, d'EMG, de ronflement, respiratoires) qui est open source aussi [69].
- Tester notre classifieur sur d'autre cas de classification sur des banque de données universelle, car notre classifieur n'est pas conçu seulement pour les signaux ECG.
- Implémenter des techniques de visualisation des données plus élaborés 3D, 2D.

Bibliographies

- ✚ [1]. Ahmet yardimci ; « *soft computing in medicine* » ; Department of Industrial Automation, TBMYO, Akdeniz University, 07059 Antalya, Turkey 2010.
- ✚ [2]. 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.
- ✚ [3]. D.Nabil and F.Bereksi-Reguig ; « *Algorithm for automatic detection of ECG waves* » ;Biomedical Engineering Research University Abou bekr Belkaid Tlemcen, Algeria 2010.
- ✚ [4]. Hendel Mounia and all « *Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels* » ; Université des Sciences et de Technologie d’Oran Département d’informatique, laboratoire SIMPA ELM’nouar BP 1505, Oran Algérie 2009.
- ✚ [5]. Aline cabasson ; « *Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques* » ; thèse de doctorat de l’Université de Nice - Sophia Antipolis 2008.
- ✚ [6]. Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d’Yves Kodratoff ;« *Apprentissage artificiel Concepts et algorithms* » ;Eyrolles 2003.
- ✚ [7]. Jean-Pierre Asselin de Beau ville, Fatima-Zohra Kettaf ; « *Bases théoriques pour l’apprentissage et la décision en reconnaissance des forms* », édition cépaduès 2005.
- ✚ [8]. M. F. Abboud, D. A. Linkens, M. Mahfouf, G. Dounias; « *Survey on the use of smart and adaptive engineering systems in medicine* », Artificial Intelligence in Medicine, 179–209, 2002.
- ✚ [9]. A. R. LeBlanc; « *Quantitative analysis of cardiac arrhythmias*»; Critical Reviews in Biomedical Engineering, 1–43, 1986.
- ✚ [10]. R. Begg, J. Kamruzzaman, R. Sarker ; « *Neural networks in healthcare: potentials and challenges*»; IDEA Group Publishing, 2006.
- ✚ [11]. G. Carrault, M. O. Cordier, R. Quiniou, F. Wang, «*Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from electrocardiograms*», Artificial Intelligence in Medicine, 231– 263, 2003.

- [12]. C. D. Nugent, J. A. Webb, N. D. Black, G. T. Wright, M. McIntyre, « *An intelligent framework for the classification of the 12-lead ECG*», *Artificial Intelligence in Medicine*, 16(3), 205–222, 1999.
- [13]. D. E. Gustafson, A. S. Willsky, J. Y. Wang, M. C. Lancaster, J. H. Triebwasser, « *ECG/VCG rhythm diagnosis using statistical signal analysis: Identification of transient rhythm*», *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 353–361, 1978.
- [14]. D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, S. A. Briller, « *An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models* », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 826–836, 1990.
- [15]. Li. Gang, Ye. Wenyer, L. Ling, «*An artificial intelligence approach to ECG analysis*», *IEEE EMB Mag.*, 95–100, 2000.
- [16]. S. Rosaria, M. Carlo, «*Artificial neural networks for automatic ECG analysis*», *IEEE Trans. Signal Processing*, 1417–1425, 1998.
- [17]. V. G. Mark, H. Jansen, «*Using artificial neural network for classifying ICU patient states*», *IEEE EMB Mag.*, 41–47, 1997.
- [18]. J. L. Williams, E. Lesaffre, «*Comparison of multi-group logistic and linear discriminant ECG and VCG classification*», *J. Electrocardiol.*, 83–92, 1987.
- [19]. R. Silipo, C. Marchesi, «*Artificial neural networks for automatic ECG analysis*», *IEEE Trans. Signal Processing*, 1417–1425, 1998.
- [20]. S. Barro, M. Fernandez, «*Classifying multi-channel ECG patterns with adaptive neural network*», *IEEE EMB Mag.*, 45–55, 1998.
- [21]. T. Olmez, «*Classification of ECG waveforms using RCE neural network and genetic algorithm*», *Electronics Letters*, 1561–1562, 1997.
- [22]. A. S. Al-Fahoum, I. Howitt, «*Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias*», *Medical&Biological Engineering and Computing*, 566–573, 1999.
- [23]. A. Rosado-Muñoz, A. Camps-Valls, J. Guerrero-Martínez, J. V. Francés-Villora, J. MuDoz-Marí, A. Serrano-López, «*Enhancing feature extraction for VF detection using data mining techniques*», *Proceedings of the Computers in Cardiology Conference*, 209–212, 2002.

- ✚ [24]. F. Ham, S. Han, «*Classification of cardiac arrhythmias using fuzzy ARTMAP*», IEEE Trans. Biomed. Eng., 425–430, 1996.
- ✚ [25]. N. Maglaveras, T. Stamkopoulos, C. Pappas, M. Strintzis, «*ECG processing techniques based on neural networks and bidirectional associative memories*», Journal of Med Eng Technol, 106–111, 1998.
- ✚ [26]. L. Y. Shyu, Y. H. Wu, W. Hu, «*Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the holter ECG*», IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1269–1273, 2004.
- ✚ [27]. M. Lagerholm, C. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt, L. Sornmo, «*Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps*», IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 838–848, 2000.
- ✚ [28]. R. Acharya, A. Kumar, P. S. Bhat, C. M. Lim, S. S. Iyengar, N. Kannathal, S. M. Krishnan, «*Classification of cardiac abnormalities using heart rate signals*», Medical&Biological Engineering and Computing, 288–293, 2004.
- ✚ [29]. O. Wieben, V. Afonso, W. Tompkins, «*Classification of premature ventricular complexes using filter bank features, induction of decision trees and a fuzzy rule-based system*», Medical&Biological Engineering and Computing., 560–565, 1999.
- ✚ [30]. I .Christov, G. Bortolan, «*Ranking of pattern recognition parameters for premature ventricular contraction classification by neural networks*», Physiol. Meas., 1281–1290, 2004.
- ✚ [31]. O.T. Inan, L. Giovangrandi, G.T.A. Kovacs, «*Robust neural-network-based classification premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features*», IEEE Trans. Biomed. Eng., 2507–2515, 2006.
- ✚ [32]. S.W. Chen, «*A nonlinear trimmed moving averaging-based system with its application to real-time QRS beat classification*», J. Med. Eng. & Tech., 443–449, 2007.
- ✚ [33]. B.M. Asl, S.K. Setarehdan, M. Mohebbi, «*Support vector machine-based arrhythmia classification using reduced features of heart rate variability signal*», Artif. Intell. Med., 51– 64, 2008.

- ✚ [34]. Dusit Thanapatay, Chaiwat Suwansaroj Chusak Thanawattano, «*ECG beat classification method for ECG printout with Principle Components Analysis and Support Vector Machines*», 2010.
- ✚ [35]. Cicília R. M. Leite, Daniel L. Martin, Gláucia R. M. A. Sizilio, Keylly E. A. dos Santos, «*Classification of cardiac arrhythmias using competitive networks*», 2010.
- ✚ [36]. J.C.T.B Moreas, M.O. Seixas, F.N. Vilani, E.V. Costa, «*A real time QRS complex classification method using Mahalanobis distance* », Computers in Cardiology, 201–204, 2002.
- ✚ [37]. G.D. clifford, F. azuaje, P.E.mcsharry, «*Advanced methods and tools for ECG data analysis, Artechouse* », 2006.
- ✚ [38]. Etienne-Paul D'Alché, «*comprendre la physiologie cardiovasculaire, Flammarion médecine-sciences* », 2003.
- ✚ [39]. E. Marey, «*Des variations électriques des muscles et du cœur en particulier, étudiées au moyen de l'électromètre de M. Lippmann* », CR AcadSci (Paris), vol. 82, pp. 975, 1876.
- ✚ [40]. A. Waller, «*An introduction to human physiology.* »New-York: Longmans Green, 1893.
- ✚ [41]. W. Einthoven, «*The galvanometric registration of the human electrocardiogram, likewise a review of the use of capillary-electrometer in physiology*», in Cardiac classics: Willius FW-CV Mosby, St Louis, 1941.
- ✚ [42]. jean sende «*guide pratique de l'ECG*» edition estem 2003.
- ✚ [43]. J. Mackay, G. Mensah, «*The atlas of heart diseas and strock*», Organisation Mondiale de la Santé, 2004.
- ✚ [44]. J. Adamec, R. Adamec, «*ECG holter: manuel d'interprétation électrocardiographique*», Edition Médecine et Hygiène, 2000.
- ✚ [45]. R. Dubois «*Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies cardiaques en électrocardiographie*» thèse doctorat 2004.
- ✚ [46]. P.J.Brusepening F.Thuijsman «*Artificial Neural Networks. An introduction to ANN. Theory and practice*» Springer 1995.
- ✚ [47]. G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «*Apprentissage statistique*» Eyrolles 2004.

- ✚ [48]. T. Munakata «*Fundamentals of the New Artificial Intelligence 2nd ed*» Springer, 2008.
- ✚ [49]. NWANA H. S., « *Software Agents : An Overview* », Knowledge Engineering Review, vol. 11, n°3, p. 205–244, 1996.
- ✚ [50]. Stuart Russell, Peter Norvig «*Artificial Intelligence: A Modern Approach third edition*» 2009.
- ✚ [51]. Jennings N., Sycara k., Wooldridge M., « *A Roadmap of Agent Research and Development* », Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, vol. 1, n°1, p. 7 - 38, July 1998.
- ✚ [52]. Chaib-draa B., Jarras I., Moulin B., « *Systèmes multi agents : Principes généraux et applications* », Hermès, 2001
- ✚ [53]. 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.
- ✚ [54]. FIPA ACL Message Structure Specification , 2000, Foundation for Intelligent Physical Agents, <http://www.fipa.org/specs/fipa00061/XC00061D.html/>.
- ✚ [55]. Jacques Ferber «*Les Systèmes Multi Agents: vers une intelligence Collective*» interEdition 1995.
- ✚ [56]. MIT-BIH Arrhythmia Database, <http://www.physionet.org/physiobank/database>.
- ✚ [57]. D.Nabil and F.Bereksi-Reguig «*Algorithm for automatic detection of ECG waves*» Journal of Mechanics in Medicine and Biology 2010.
- ✚ [58]. Weka; <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- ✚ [59]. TANAGRA; <http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/fr/tanagra.html>
- ✚ [60]. S. A. Jones, M.S Ed, MHA, EMT-P, «*ECG notes interpretation and management guide*», F. A. Davis Company, Philadelphia, USA, 2005.
- ✚ [61] . I. R. Tarkowicz, «*progress in cardiac arrhythmia research*», Nova Science Publishers, 2008.
- ✚ [62]. J. Pan, W. J. Tompkins, «*A real time QRS detection algorithm*», IEEE Trans. Biomed. Eng. BME, vol 32, pp230-236, 1985.

- # [63]. Chouakri S, Bereksi-Reguig F, Ahmadi S, Fakapu O, «*ECG signal smoothing based on combining wavelet denoising levels*», Asian Journal of Information Technology 5: 666-677, 2002
- # [64]. ENCOG; <http://www.heatonresearch.com/encog>
- # [65]. Ben-Gurion University of the Negev, Israel «*Pattern classification using ensemble methods*» Lior Rokach World Scientific 2010.
- # [66]. JADE ; <http://jade.tilab.com/>.
- # [67]. <http://www.heatonresearch.com/wiki/OpenCL>.
- # [68]. <http://sourceforge.net/projects/ecg-fuzzy/>.
- # [69]. <http://sourceforge.net/projects/jbiosignal/>.
- # [70]. <http://www.madkit.org/>.

Resumé

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. Ces paramètres sont relatifs aux intervalles et variabilités temporels extraits des signaux ECG. L'algorithme utilisé pour extraire ces paramètres est ce qui a été développé par des chercheurs du laboratoire de recherche en Génie biomédical de l'université de Tlemcen. 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 les contractions ventriculaires prématurées (CPV) par rapport aux battements normaux, avec « réseau de neurones perceptron multicouche » développé sous environnement MATLAB a été évalué. Dans un deuxième test, et pour un même but de discrimination et de classification, les outils logiciel WEKA, TENAGRA ont été exploités et évalués. 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 cardiaques.

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

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 of the biomedical research laboratory (GBM) of Tlemcen University. 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 in discriminating Premature Ventricular Contractions (PVC) beats from normal beats using Multilayer perceptron MLP neural network developed in Matlab environment. The second experiment has the same aim; however the tools WEKA, TENAGRA were used and evaluated. 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).

ملخص

تخطيط القلب (ECG) هو رسم بياني لنشاط القلب الكهربائي. من خلاله يمكن تقييم الحالة الصحية لنظام القلب. كما انه يحتوي على معلومات تسمح بتمييز أمراض القلب التي تمثل السبب الرئيسي لارتفاع معدل الوفيات في جميع أنحاء العالم . ما حث الباحثين على تطوير تقنيات لتصنيف أمراض القلب وذلك لتقديم التشخيص السليم . يندرج العمل المنجز في هذه المذكرة في هذا السياق إذ يقدم عدة تجارب تصنيف باستخدام قاعدة بيانات (MIT-BIH). حيث تم الحصول على المعلومات اللازمة من تخطيط القلب بواسطة الخوارزمية المطورة بمختبر الهندسة الطبية بجامعة تلمسان. بعد ذلك تم إجراء التجربة الأولى التي تتمثل في تمييز دقات تقلص البطين السابق لأوانه (PVC) من عدد كبير من دقات القلب العادية باستخدام الشبكات العصبية (MLP) بواسطة MATLAB. التجربة الثانية هي نفسها ولكن مع البرامج WEKA و TANAGRA وأخيرا نفس التجربة باستخدام البرنامج SMA_NN المطور خلال العمل المنجز في هذه المذكرة الذي يعتمد على نظام متعدد العملاء (SMA) و الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA) محاولين تحسين النتائج . على الرغم من كون المعلومات التي تستخدم لوصف كل نبضة قلبية قليلة , كانت النتائج جد مرضية و مشجعة.

كلمات مفتاحية : إشارة تخطيط القلب (ECG), الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA), نظام متعدد العملاء (SMA).