

République Algérienne Démocratique et Populaire
Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen
Faculté des Sciences
Département d'Informatique

Mémoire de fin d'études

pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique

Option: Modèle Intelligent et Décision(M.I.D)

Thème

**Etude comparative entre réseaux bayésien et
autre méthodes de classification appliqué sur
une base cardiologue**

Réalisé par :

- **Embarkimiloud**

Présenté le 26 Septembre 2012 devant le jury composé de MM.

- | | |
|----------------------------|----------------|
| -M.BENAZZOUZM(MAA) | (Président) |
| - M.CHIKH M.A (Professeur) | (Encadreur) |
| - M.BENMOUNA Y (MAB) | (Co-Encadreur) |
| - M.HADJILA F(MAA) | (Examineur) |
| - MATALLAH Hociine(MAB) | (Examineur) |

INTRODUCTION
GENERALE

Introduction général

Les maladies cardio-vasculaires sont les premières causes de mortalité dans le monde, avec un taux de 17,1 millions chaque année, suivant l'estimation de l'OMS (statistique 2004), qui représente 29% de la mortalité mondiale totale, d'après les projections, ce taux va augmenter jusqu'au 23,6 millions en 2030, en Algérie, d'après l'institut national de santé public (INSP), sur environ 14 000 décès enregistrés en 2008, 19.7% ont été causé par les maladies cardio-vasculaires.

La réduction des facteurs de risque cardio-vasculaire reste la meilleure prise en charge thérapeutique pour permettre de diminuer le nombre de décès d'origine cardiaque, il s'agit donc plutôt de limiter les risques lorsqu'on est atteint par une maladie qui peuvent provoquer une mort subite.

Dans le domaine médical, les médecins sont régulièrement amenés à prendre plusieurs décisions, comme la prévention des pathologies, la prescription d'un examen, etc...

La plupart de ces décisions sont prises facilement, le plus souvent automatiquement, lorsque le diagnostic est facile, le traitement choisi efficace et les risques nuls, alors que, dans d'autres cas, la bonne décision à prendre n'est pas évidente,

par exemple lorsque le médecin se trouve dans une situation où le diagnostic est particulièrement douteux, parce que, généralement la santé donne une importance considérable au facteur d'incertitude. Cette dernière tient à plusieurs raisons :

certaines connaissances sont d'ordre statistique et sont associées par nature à un risque d'erreur, mais d'autres connaissances sont incomplètes, par défaut d'exploration

Plusieurs approches existent dans la littérature pour aider le médecin à prendre des meilleures décisions, le choix parmi ces méthodes reste un challenge.

Notre travail s'inscrit dans la comparaison des différentes méthodes de classification existantes en donnant leurs avantages et leurs inconvénients suivant les besoins du médecin

Dans ce travail, nous nous intéressons à cette problématique et nous proposons trois méthodes de classification

La première méthode c'est le réseau de neurone, qui est un approximateur universel, l'avantage principal de ce modèle réside dans leurs capacités d'apprentissage et leurs facilités d'implémentation,

La deuxième c'est la logique floue qui permet d'interpréter les résultats grâce à leur base de connaissances (base de règles).

et finalement un modèle probabiliste, c'est une méthode très efficace qui permettent de représenter des situations de raisonnement probabiliste à partir de connaissances incertaines.

Ce mémoire est divisé en quatre chapitres :

Le chapitre présente le fonctionnement générale du système cardiovasculaire ainsi une sur le ECG qui sont nécessaires pour une meilleure compréhension de notre mémoire, dans la suite nous avons présenté quelque maladies qui concerne le rythme cardiaque

Au cours du deuxième chapitre, nous allons citer quelques travaux récents dans la littérature consacrée dans le domaine cardiologique

Le troisième chapitre introduit l'apprentissage automatique, bref historique, fonctionnement générale de chaque méthode.

Le quatrième chapitre est réservé pour l'expérimentation et l'analyse des résultats, pour la construction et le test des classifieurs, la base de donnée MIT-BH est utilisée pour le reconnaissance les types de battements cardiaques,

Ce mémoire se termine par une conclusion générale et perspective

Chapitre 1

Systeme cardio- vasculaire

1. Introduction :

Nous présentons dans ce chapitre le fonctionnement général du système cardiovasculaire, puis le principe de l'électrocardiogramme (ECG). Cette présentation se limite au strict nécessaire pour une bonne compréhension du mémoire ; le lecteur intéressé par une approche médicale rigoureuse pourra se reporter aux nombreux ouvrages médicaux

2. Le système cardiovasculaire :

Le système cardiovasculaire assure la circulation du sang dans l'organisme et permet ainsi son alimentation en oxygène et en nutriments. Il est composé du cœur, sorte de double pompe, qui assure la circulation dans deux réseaux complémentaires : celui des artères et celui des veines.[1]

3. Le cœur :

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire. Nous décrivons dans la suite du chapitre l'anatomie et le fonctionnement électrique d'un cœur sain.

3.1 Anatomie :

Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde. Une épaisse cloison le divise en deux moitiés (gauche/coeur droit), et chacune d'elles comporte deux cavités : l'oreillette et le ventricule. À chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvement : le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, et en est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La systole ventriculaire (contraction des ventricules) propulse à son tour le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la systole auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère aorte [2] (Figure 1).

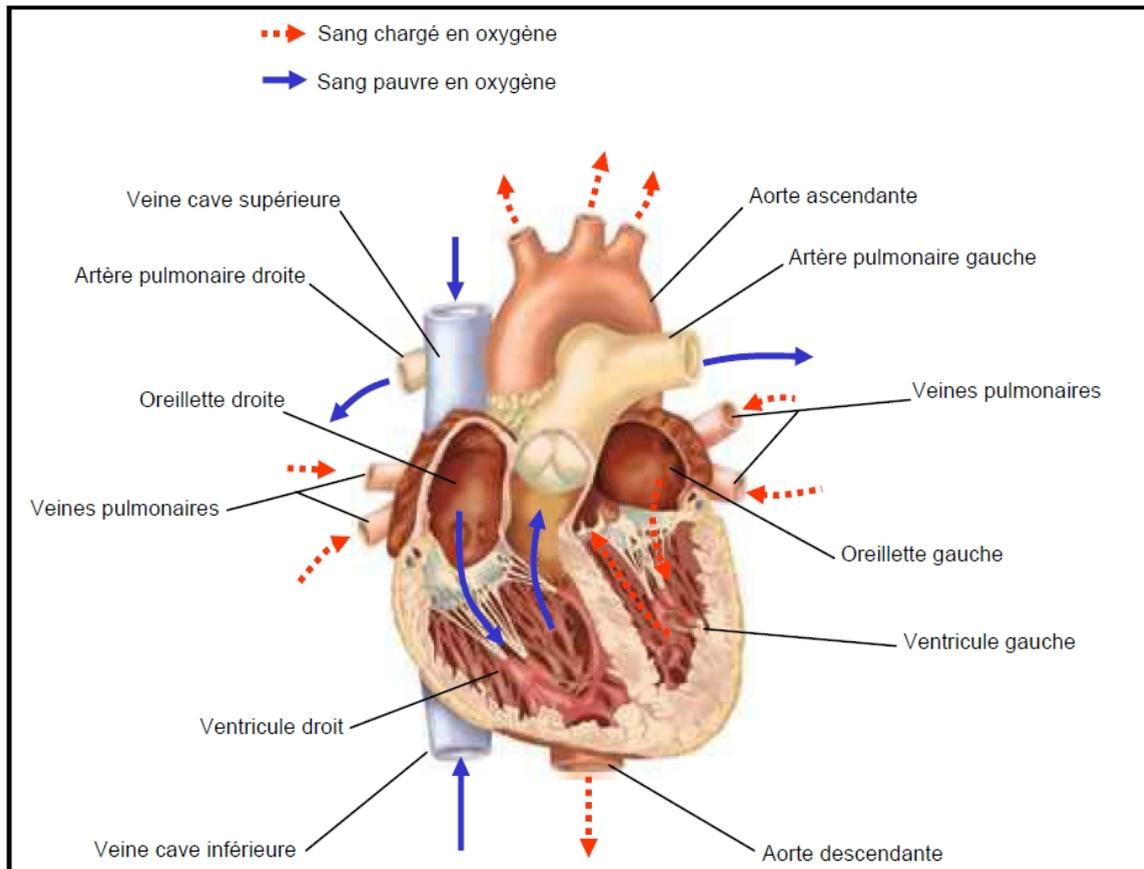


Figure 1.1 : Le cœur est séparé en deux par une épaisse cloison.[2]

3.2 Fonctionnement électrique :

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires.

L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction. Elle prend naissance dans le sinus (Figure 2.a) puis se propage dans les oreillettes (Figure 2.b) entraînant leurs contractions (systole auriculaire). L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV) seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause est alors introduite (Figure 2.c) juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His. Au passage de l'impulsion électrique (Figure 2.d) les ventricules se contractent à leur tour (Figure .2) (systole ventriculaire

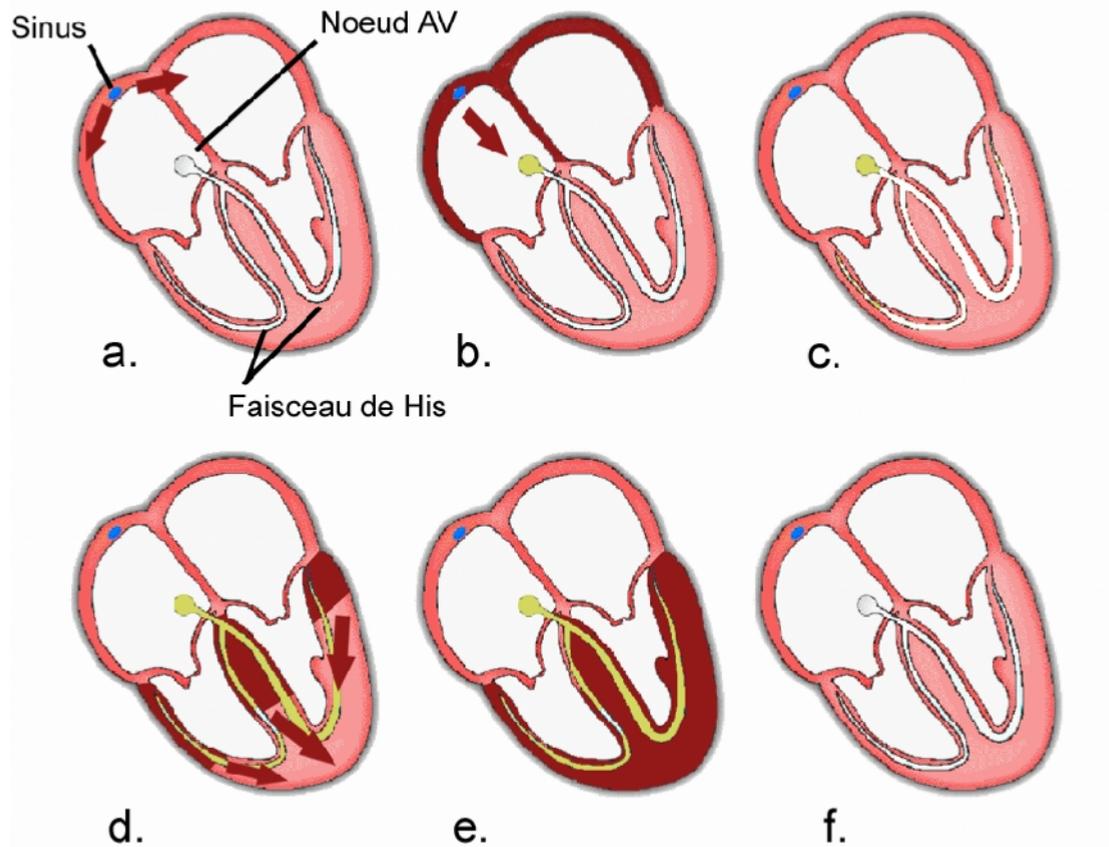


Figure 1.2 : L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction [2].

4. Electrocardiogramme :

L'électrocardiogramme (ECG) est l'une des méthodes exploratoires les plus utilisées et pour diagnostiquer les pathologies cardiaques en médecine moderne. L'ECG mesure l'activité électrique du cœur par l'emploi d'électrodes externes mises au contact de la peau sur le torse. L'activité mesurée, formée d'ondes qui permettent d'identifier les phases de systoles et diastoles des oreillettes et des ventricules. Ce qui permet au médecin de mieux comprendre l'activité cardiaque, en lui facilitant de repérer des anomalies.

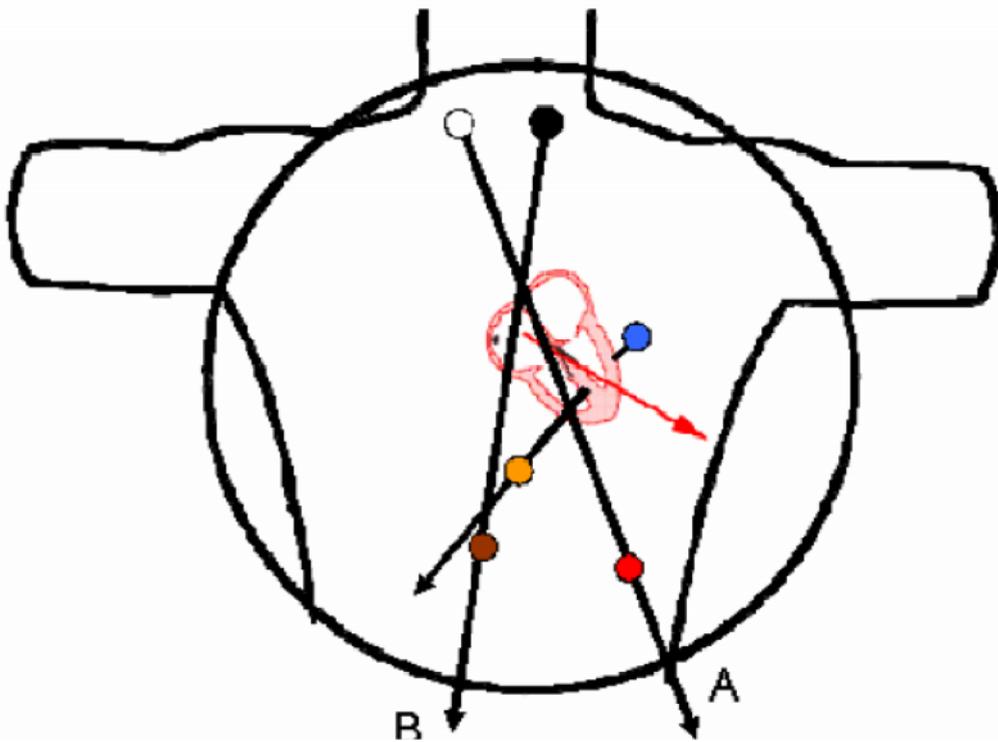


Figure1.3: Enregistrement d'un ECG 3 voies.

L'axe électrique du cœur suit la flèche rouge (Figure1.3), les axes mesurés (A, B et C) donnent des informations complémentaires qui permettent de déduire le comportement électrique qui sous-tend les battements. Les voies A et B sont mesurées par des électrodes placées au niveau de la base du cou, respectivement à droite et à gauche et sur la dernière côte, respectivement à gauche et à droite, la voie C par deux électrodes placées l'une dans le dos et l'autre sur le bord d'une côte gauche à l'horizontale de l'électrode dorsale. L'enregistrement Holter utilise en général deux ou trois de ces voies (A, B ou A, B, C).

4.1 Lecture et interprétation d'un ECG :

La lecture et l'interprétation d'un ECG demande une grande habitude qui ne peut être acquise par le médecin que par une pratique régulière.

L'interprétabilité du tracé, l'analyse de l'ECG se poursuit par l'étude du rythme et de la fréquence cardiaque (nombre de QRS par unité de temps) :

Le tracé électrique comporte plusieurs accidents répétitifs appelés « ondes », et différents intervalles entre ces ondes. Les principales mesures à effectuer lors de l'analyse d'un ECG

sont celles de l'onde P, de l'intervalle PR, du complexe QRS et d'autres mesures illustrées dans le (Tab 1) Suivant :

| Ondes et intervalles | Correspondances | Mesure |
|----------------------|--|----------------------------------|
| Onde P | Contraction des oreillettes | Durée <0.1s Amplitude<0.25 mv |
| Intervalle PR | Temps de l'influx par les oreillettes jusqu'à l'activation ventriculaire | 0.12 s <Durée<0.20 s |
| Complexe QRS | Contraction ventriculaire | 0.06 s <Durée<0.10 s |
| Segment ST | La période d'extraction des ventricules jusqu'à la phase du repos | 0.20 seconde |
| Onde T | La période du repos du | 0.20 s <Durée< 0.25 s |

Tableau 1.1 correspondance entre le tracé électrique et le rythme cardiaque Normal

L'ensemble des ondes consécutives d'un battement est appelé complexe, par exemple le triplet QRS désigne un complexe ventriculaire, le quintuplés PQRST désigne un complexe représentant le battement cardiaque complet.

L'étude d'un enregistrement ECG est fondée sur l'analyse de quelques battements cardiaques successifs ; l'étude d'un seul battement ne fournit que peu d'indications pour la pose d'un diagnostic, mais les variations des paramètres caractéristiques de chaque battement au cours de l'enregistrement constituent une source d'information essentielle.

Ces paramètres caractéristiques sont :

- Les durées des ondes P, Q, R, S et T, et les amplitudes mesurées par rapport à la ligne de base (Figure 2). La ligne de base, comme nous le verrons dans les chapitres suivants, est la ligne isoélectrique du coeur au repos, qui est prise comme référence pour mesurer l'amplitude

des ondes : pendant l'inactivité cardiaque, le potentiel mesuré est donc normalement nul par rapport à cette référence. C'est le cas au niveau

- de l'intervalle entre les ondes T et P de deux battements successifs,
- de l'intervalle entre les ondes P et Q d'un même battement,
- de l'intervalle entre les ondes S et T (en l'absence de pathologie)

4.2 Ondes constituant un ECG :

Les principaux critères qui permettent d'affirmer qu'un ECG est normal sont les ondes qui le constituent à savoir:

- L'onde P
- Le complexe QRS
- L'onde T
- L'intervalle PR

4.2.1 Onde P :

Elle représente la dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud atrio-ventriculaire situé en bas à gauche. C'est l'onde qui précède le complexe QRS

Sa durée est de l'ordre de 90 ms. C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV.



Figure 1.4 : Onde P

4.2.2 Le complexe QRS :

C'est l'ensemble des trois ondes accolées qui suivent l'onde P, et qui correspondent à la dépolarisation des ventricules précédant l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms. L'onde Q est la première onde négative, l'onde R la première onde positive du complexe, et l'onde S la première onde négative après l'onde R.



Figure 1.5 : Le complexe QRS

4.2.3 L'onde T :

Correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS. L'onde T normale a une amplitude plus faible que le complexe QRS.

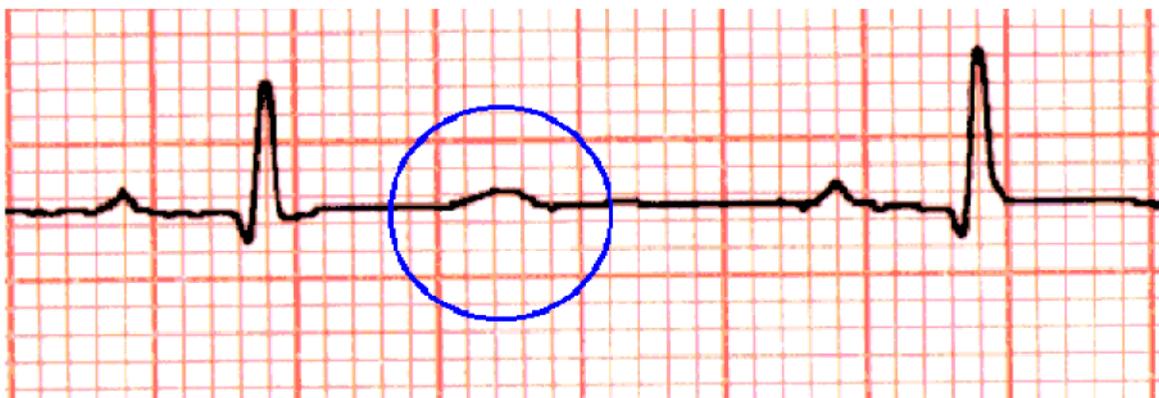


Figure 1.6 : Onde T [4]

4.2.4 L'intervalle PR :

Cet intervalle mesure la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre 120 et 180 ms. La phase de repolarisation ST-T est beaucoup plus longue (300-400 ms) que la phase de dépolarisation ventriculaire (85-95 ms) [4].

5. Rythme cardiaque :

Le rythme cardiaque définit le nombre de battements du coeur par minute;. D'une façon générale, la fréquence est liée au nombre de contractions cardiaques par minute. Est synonyme de fréquence cardiaque.

Le rythme cardiaque peut présenter des déficiences, les arythmies, comme une fréquence trop élevée avec la tachycardie ou, inversement, trop basse dans le cas de la bradycardie.

Dans le sens commun, le rythme (fréquence) est le nombre de battements cardiaques (pulsations) par unité de temps (généralement la minute). Un synonyme usuel est le pouls, bien que ce dernier terme désigne plus précisément la perception au toucher de l'artère battante, permettant, certes d'évaluer les battements cardiaques, mais apportant également d'autres renseignements. Chez l'adulte en bonne santé, au repos, le pouls se situe entre 50 (sportif pratiquant l'endurance) et 80 pulsations par minute. Pendant un effort, la fréquence cardiaque maximale théorique est de 220 moins l'âge (exemple : 18 à 40 ans) [5].

Plusieurs conditions peuvent faire accélérer ou ralentir le rythme cardiaque. Sa mesure est un outil diagnostique très important [5].

L'analyse du rythme cardiaque sur l'électrocardiogramme se fait en 2 étapes, vérifiant d'une part la régularité du rythme et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être généré par 5 centres stimulateurs:

- Sinusal (du noeud sinusal)

- Jonctionnel (du noeud atrio-ventriculaire)

- Ventriculaire (myocytes ventriculaires)

- Ectopique (foyer auriculaire)

- Artificiel (pace maker)

5.1 Origine sinusale :

Le rythme est dit sinusal lorsque l'activité électrique du coeur est issue du noeud sinusal. Ceci se traduit sur l'électrocardiogramme par une onde P identique qui précède chaque complexe QRS. [6]

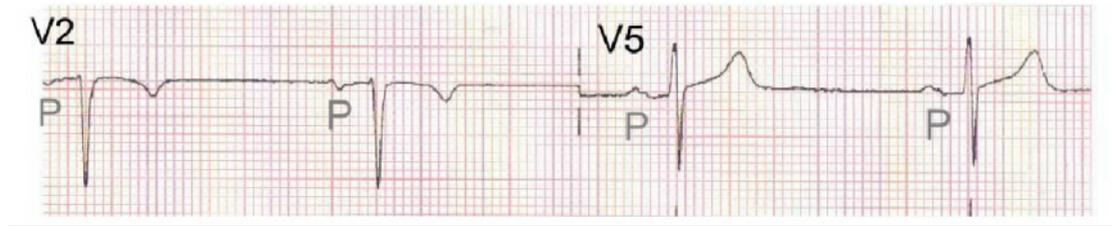


Figure1.7 : Rythme sinusal (ondes P identiques) [6]

5.2 Origine jonctionnelle :

Le rythme est dit jonctionnel lorsque l'activité électrique du coeur est générée par le noeud atrio-ventriculaire. Ceci donne sur l'électrocardiogramme des complexes QRS fins (sauf bloc de branche) sans ondes P précessive le plus souvent. Quelques fois, on observe après le complexe QRS une onde P dite rétrograde.

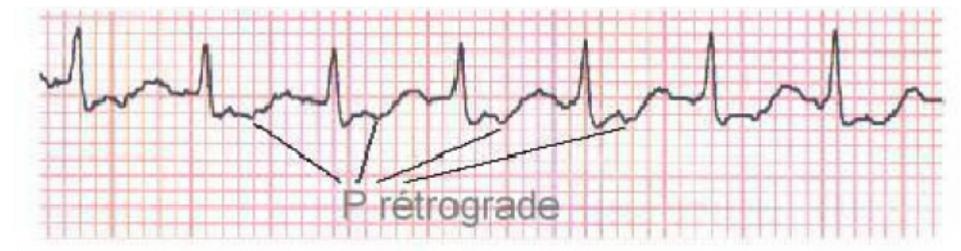


Figure 1. 8 : Rythme jonctionnel (ondes P rétrogrades) [6]

5.3 Origine ventriculaire :

Le rythme est dit ventriculaire lorsqu'il est issu des myocytes des ventricules. Ceci se traduit sur l'ECG par un complexe QRS élargi ($>0,12$ sec ou 3 petits carreaux), sans onde P, et avec une onde T modifiée.[6]

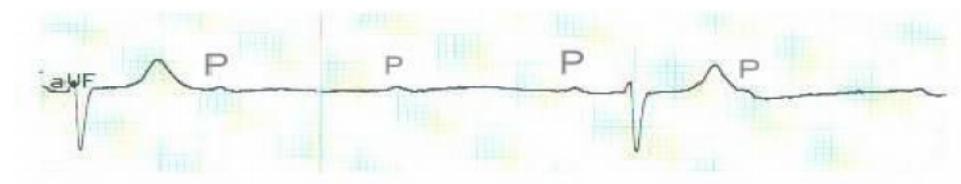


Figure 1.9 : Rythme Ventriculaire [6]

6. Arythmies cardiaques :

Le diagnostic se base sur le repérage d'anomalies, soit des ondes, soit du complexe (succession anormale des ondes du complexe, forme anormale du complexe, distances anormales entre des complexes), dans ce qui suit on cite quelques anomalies

6.1 Battement ventriculaire prématuré (BVP) :

Pour ce type de battements BVP [24] illustré dans la (Fig.11), le segment ST est inexistant et l'onde T inversée. Dans ce cas il y a chevauchement entre le premier extréma de l'onde T et le deuxième extréma du complexe QRS.

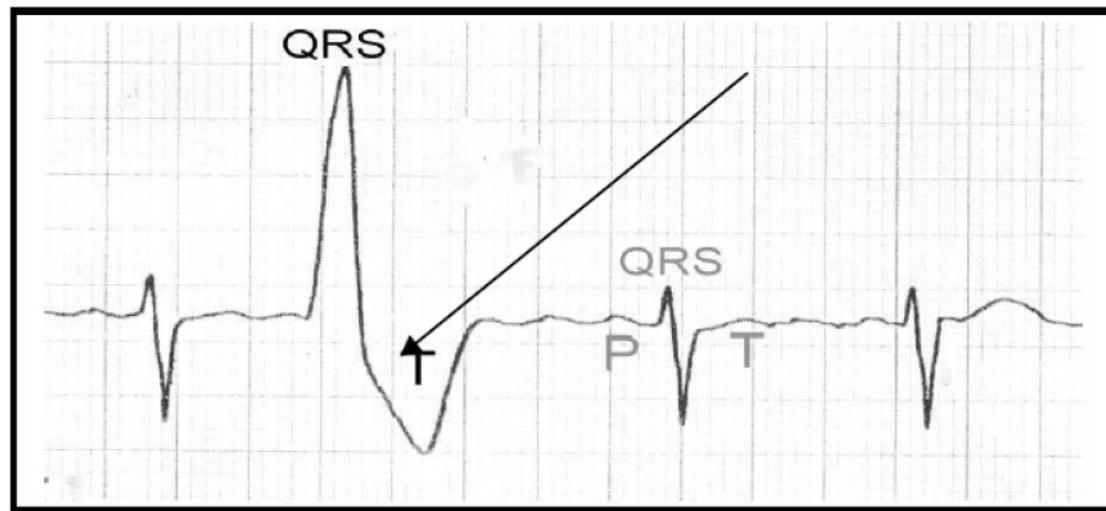


Figure1.10 : BVP sur la surface du signal ECG [6]

7. Les troubles de fréquence :

7.1 Fréquence :

Un rythme cardiaque régulier est normal lorsqu'il est compris en journée entre 60 et 100 bpm, et entre 40 et 80 bpm pendant la nuit. Hors de ces limites, on parle de bradycardie lorsqu'il est trop lent, et de tachycardie lorsqu'il est trop rapide

7.1.1 Bradycardie :

La bradycardie est un rythme cardiaque lent ou irrégulier, généralement inférieur à 60 battements par minute. À ce rythme, le cœur n'est plus capable d'apporter suffisamment de sang et donc d'oxygène à l'organisme pendant une activité normale ou un exercice physique.

[7]

7.1.1. a Bradycardie sinusale :

Elle est régulière, avec des ondes P présentes, et des intervalles normaux. Son pronostic est bon quand elle disparaît à l'effort (traduisant l'adaptation conservée du coeur pour l'exercice). Tant qu'elle est modérée, à 50-60 /min au repos, ce peut être une variante de la normale (sujet sportif entraîné) [8]

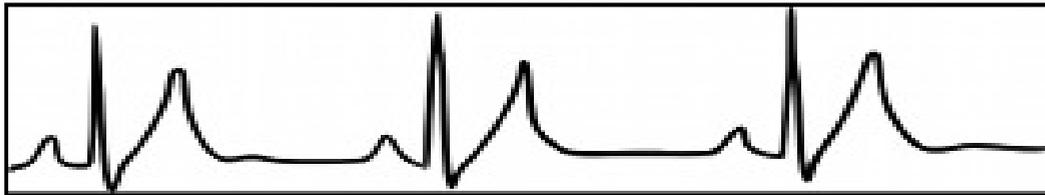


Figure 1. 11 : Bradycardie sinusale. [8]

7.1.2 La tachycardie :

À l'inverse de la bradycardie, La tachycardie est une accélération du rythme cardiaque au dessus de la normale. Sont considérés comme des tachycardies, les pouls supérieur à 90/mn chez les adultes et supérieurs à 120 chez le nourrisson.[9]

7.1.2.a Tachycardie sinusale :

La tachycardie sinusale correspond à un rythme sinusal dont la fréquence est comprise entre 100 et 180 bpm

Une tachycardie sinusale est considérée comme pathologique si elle est de longue durée et indépendante du contexte (Figure 14).

Les causes de cette pathologie sont habituellement extra-cardiaques, et incluent tous les facteurs de stimulations du système nerveux : surmenage, anxiété, ... et l'influence de différentes substances comme l'adrénaline ou la caféine

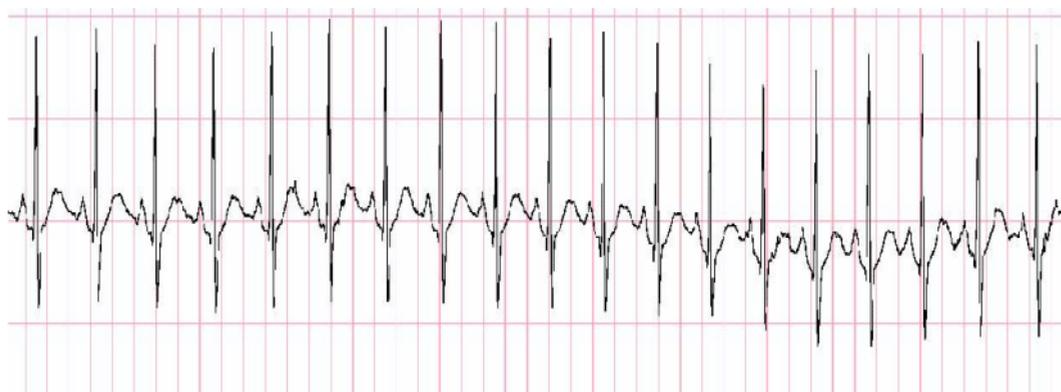


Figure 1.12 : Tachycardie sinusale. Le rythme est de 120 BPM

7.1.2.b Tachycardie auriculaire et nodale AV :

Très schématiquement, la tachycardie auriculaire peut avoir pour origine un foyer ectopique, une boucle de stimulation (flutter) ou une voie qui court-circuite la voie AV, dite voie accessoire, avec réentrée par le nœud AV.

Dans le cas d'un foyer ectopique, il s'agit d'un groupe de cellules situées dans les oreillettes, qui se dépolarisent spontanément et plus rapidement que le sinus, prenant ainsi sa place. La dépolarisation des oreillettes n'étant pas d'origine sinusale, la propagation de l'influx nerveux diffère de celle qui a pour origine le sinus, et l'on observe une onde P de forme inhabituelle.

La fréquence typique de décharge de ce type de foyer est comprise entre 120 et 200 ; en l'absence de problèmes de conduction AV, les ventricules sont entraînés au même rythme.

La décharge régulière d'un foyer ectopique localisé dans le nœud AV peut aussi être la cause d'une tachycardie, appelée tachycardie nodale AV ; dans ce cas, la fréquence des battements peut atteindre 250 bpm. Contrairement à la tachycardie auriculaire, aucune onde P ne précède les complexes QRS, car il n'y a pas d'activité auriculaire avant le battement (il peut y avoir une activité auriculaire rétrograde dont la trace sur l'ECG est noyée dans les complexes QRS). Le principal risque de ce type de pathologie est le manque d'efficacité des ventricules qui, contraints de se contracter très fréquemment, n'ont pas le temps de se remplir correctement de sang : l'alimentation du corps en oxygène peut en être altérée.

7.1.2.c Tachycardie ventriculaire (TV) :

La tachycardie ventriculaire a pour origine un ou plusieurs foyer(s) ectopique(s) ventriculaire(s) (qui se dépolarisent à tour de rôle). Les battements ont donc la forme d'extrasystoles ventriculaires très rapprochées (Figure 13). Ce type de rythme est dangereux à cause de sa possible évolution en fibrillation ventriculaire qui, elle, conduit au décès du patient si elle n'est traitée à l'aide d'un défibrillateur dans les quelques minutes qui suivent son apparition.

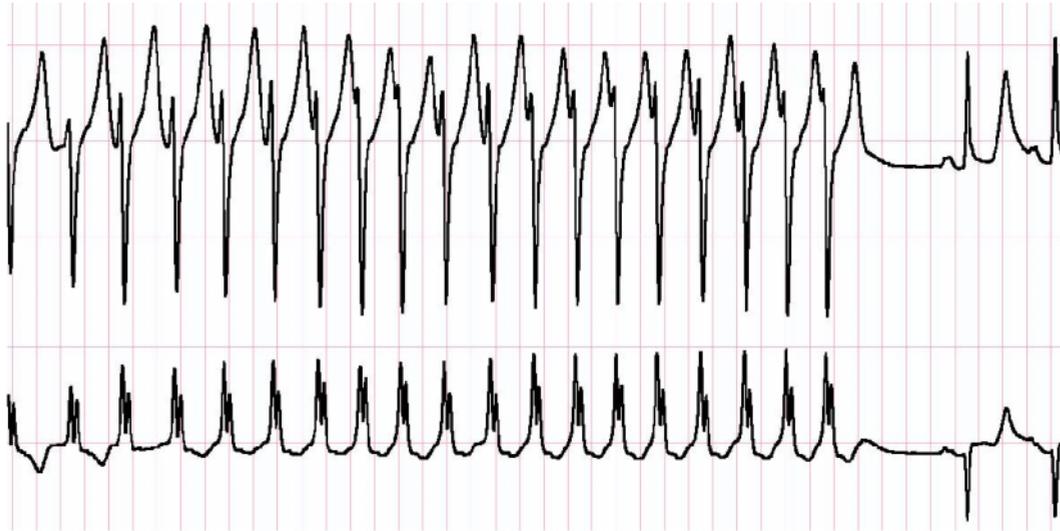


Figure1. 13 : Tachycardie ventriculaire (TV).

Les bradycardies et tachycardies présentées précédemment engendrent essentiellement un rythme régulier pendant leur manifestation. Cependant, certains de ces événements peuvent, d'une part, se manifester de manière sporadique, par phases, et produire ainsi des rythmes différents d'assez longues durées, ou, d'autre part, créer de véritables troubles de la régularité ; il s'agit alors de troubles du rythme ou arythmies.

7.2. Les troubles de la régularité :

Le rythme est dit régulier lorsque l'espace R-R entre 2 complexes QRS consécutifs reste le même sur tout le tracé ECG. Il est irrégulier si l'espace R-R n'est pas constant. Ceci arrive en de nombreuses circonstances:

L'absence de régularité des battements cardiaques est une caractéristique du rythme importante pour le diagnostic ; elle est souvent associée à un trouble de la production ou de la conduction de l'impulsion électrique (foyers ectopiques, blocs, boucles,

7.2.1 Foyer ectopique auriculaire ou nodal AV :

Les irrégularités de rythme peuvent traduire la présence d'un ou plusieurs foyers ectopiques auriculaires (Figure 14). La fréquence d'expression de ces foyers, leur alternance entre eux et avec le sinus, et la transmission aux ventricules, peuvent entraîner diverses conséquences rythmiques : de l'extrasystole auriculaire isolée (ESSV) avec un repos compensatoire, qui introduit une distorsion rythmique locale, jusqu'à la fibrillation auriculaire évoquée plus loin, en passant par une tachycardie régulière (cf. II.1.2.b Tachycardie auriculaire et nodale AV) ou une tachyarythmie comme un bigéminisme (1 battements sur 2 est une ESSV)IV

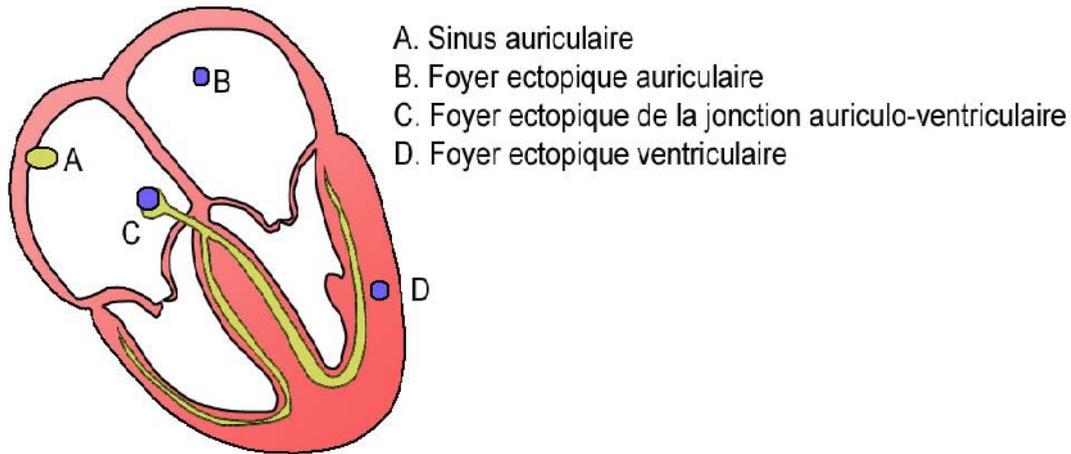


Figure 1.14 : Emplacement des foyers ectopiques.

7.2.2 Foyer ectopique ventriculaire :

Lorsque le foyer ectopique se trouve dans les ventricules, on obtient un battement ESV (cf. I.3. Extrasystole ventriculaire). Les ESV étant fréquemment suivies d'un repos compensatoire, sorte de temps de récupération, elles introduisent en général une distorsion locale du rythme, qui peut réapparaître plus ou moins fréquemment ou régulièrement selon la fréquence d'expression du ou des foyers ectopiques, et leur caractère aléatoire ou non (Figure15).



Figure 1.15 : Bigéminisme ventriculaire.

7.2.3 Le flutter et les fibrillations :

- Le flutter auriculaire est une autre cause de troubles du rythme ; dans ce cas, la fréquence de l'onde P peut atteindre 300 bpm, voire davantage. À cette fréquence, le noeud auriculo-ventriculaire ne parvient pas à conduire toutes les impulsions

électriques vers les ventricules, et l'on observe généralement des blocs 2:1, au cours desquels seule une contraction auriculaire sur deux est suivie d'une systole ventriculaire ; la fréquence ventriculaire est donc d'environ 150 bpm dans un tel cas.

On observe également, mais plus rarement, des flutters 3:1, 4:1 ou de degrés variables. Notons que, dans ce type de pathologie, il existe un risque majeur pour la santé du patient, en raison de la possibilité de génération d'emboles, dus aux turbulences dans le flux sanguin au niveau des oreillettes.

-La fibrillation auriculaire (FA) (Figure 16) est plus fréquente que le flutter ; elle touche 5 à 10% des personnes de plus de 65 ans. Dans cette pathologie, l'activité auriculaire n'est plus composée de battements ; soumise à plusieurs foyers ectopiques et à des boucles de conduction locales, le fonctionnement du myocarde auriculaire est totalement désorganisé. Ces mouvements anarchiques peuvent néanmoins transmettre quelques impulsions au nœud auriculo-ventriculaire, qui les transmet à son tour aux ventricules et entraîne leurs contractions. Comme cette transmission revêt un caractère aléatoire, le rythme des complexes QRS est complètement irrégulier. L'absence des systoles auriculaires n'est pas grave en soi, mais elle est cependant responsable d'une baisse significative de l'efficacité cardiaque à deux niveaux : d'une part, parce que le cœur ne bénéficie pas de la systole auriculaire qui assure une partie du remplissage sanguin des ventricules, et, d'autre part, parce que le rythme moyen est généralement supérieur à 100 bpm et peut atteindre 200 bpm. Le risque majeur lié à cette pathologie est celui du flutter, c'est-à-dire de l'envoi possible, dans la circulation, d'emboles formés au niveau des oreillettes (particulièrement préjudiciables s'il s'agit de l'oreillette gauche, puisque le ventricule gauche envoie le sang dans la circulation générale, et en priorité vers le cœur et le cerveau). Ce risque est relativement faible lorsqu'une FA est permanente, tandis qu'il est augmenté lors d'épisodes de FA sur fond sinusal (FA paroxystique), surtout lors du passage d'un rythme à l'autre

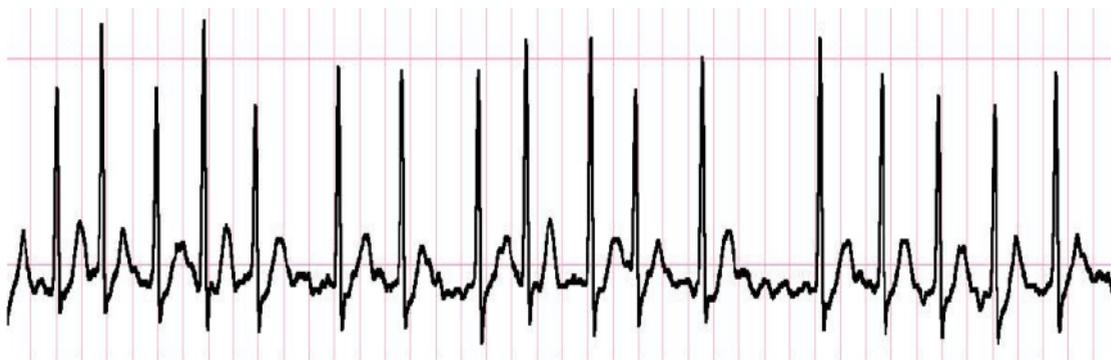


Figure1. 16 : Fibrillation auriculaire.

- La fibrillation ventriculaire (Figure 17) est l'équivalent physiologique de la fibrillation auriculaire, mais transposée aux ventricules : les ventricules se déchargent alors de manière totalement désynchronisée, et il n'y a plus de systole cardiaque. Une fibrillation ventriculaire constitue donc une arythmie particulièrement grave, puisqu'elle est une menace de mort imminente : en effet le cœur n'assure plus du tout son travail de pompe, le sang ne circule plus, ce qui conduit à une asphyxie de tous les tissus du corps, dont le myocarde lui-même. Sans une intervention (défibrillation) immédiate, susceptible de re-synchroniser la dépolarisation des cellules du myocarde et faire ainsi « repartir » le mouvement cardiaque, la mort s'ensuit. Les personnes qui présentent de tels risques peuvent aujourd'hui bénéficier de l'implantation d'un défibrillateur : placé au niveau du thorax, comme un pacemaker, il est muni d'une sonde qui peut détecter l'anomalie rythmique et conduire l'appareil à délivrer une forte décharge électrique.

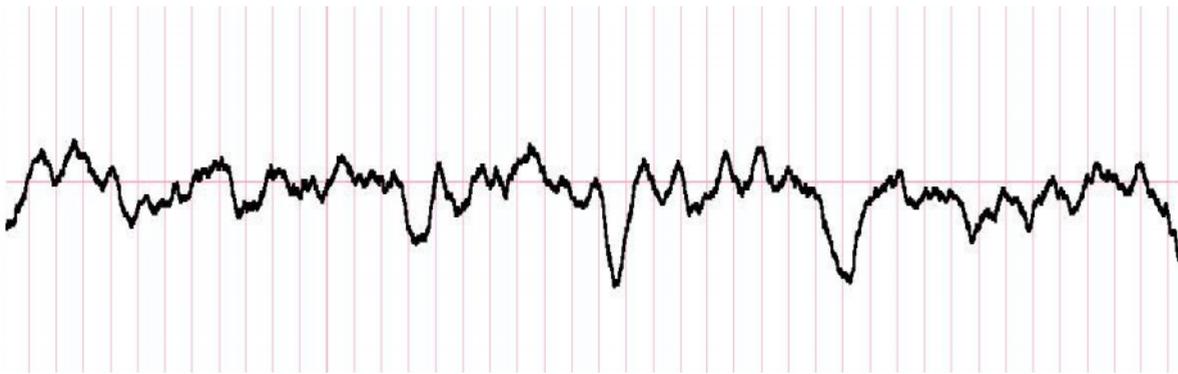


Figure 1. 17 : Fibrillation ventriculaire.

8. Bloc de Branche Droit :

Il y a défaut de conduction sur la branche droite du faisceau de His, l'influx passant par la branche gauche, puis la transmission se poursuit par l'intermédiaire des fibres de Purkinjéau ventricule droit. Il en résulte une lenteur de la conduction, avec un retard de dépolarisation du ventricule droit et un retard de repolarisation du ventricule droit.

De ce fait, la durée globale du QRS est prolongée (0,12 secondes), ce qui s'observe par deux pics successifs correspondant aux deux ventricules (Fig. 18). La durée totale de l'onde R est donc ici plus longue que lors des battements normaux.

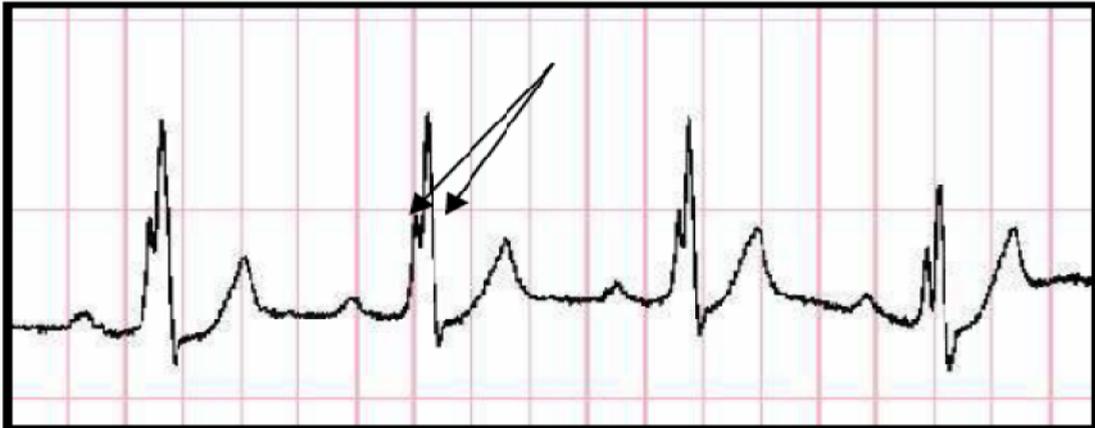


Figure 1. 18 : Bloc de branche droite (Deux pics successifs correspondant aux deux ventricules).

9. Bloc de Branche gauche :

Dans ce type d'anomalie, le défaut de conduction est sur la branche gauche du faisceau de His, avec une dépolarisation septale qui s'effectue en sens inverse (Fig. 19.).

La dépolarisation et le retour à la normale du ventricule gauche sont retardés, la conduction se faisant au travers des fibres de Purkinjé issues de la branche droite du faisceau de His. Le ventricule gauche est le plus parlant électriquement, il y a des modifications majeures des complexes QRS précordiaux, avec une durée globale de QRS prolongée, [7]

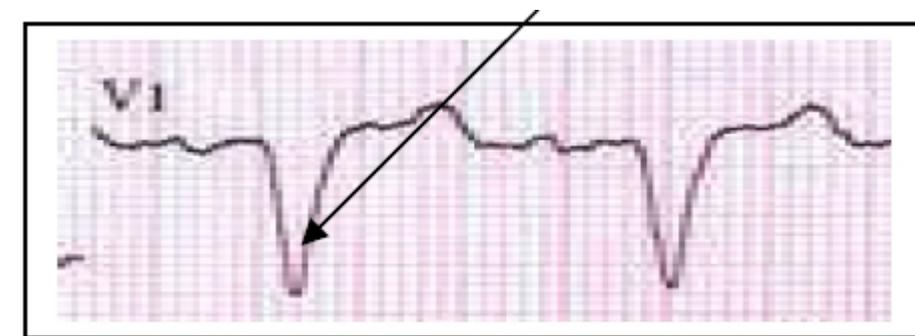


Figure 1. 19 : Bloc de branche gauche (Dépolarisation aux sens inverse)

11. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu l'anatomie du cœur, son fonctionnement, son électrophysiologie et la source électrique du cœur, les points de simulation cardiaque et son parcours qui sont très utiles pour comprendre la naissance du signal ECG et le sens de ses différentes ondes (P, O, R, S, T).

Comprendre l'interprétation d'un ECG et l'interprétation d'une déformation dans ce dernier qui présente des arythmies cardiaques et connaître les différents paramètres discriminants

comme la largeur du complexe QRS, le rythme R-R est un point très important. Reconnaître
telle anomalies, a un grand intérêt dans le domaine médical.

Puis nous avons cité les différents travaux effectués dans la littérature basés sur différentes
approches.

ETAT

DE L'ART

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les principaux travaux dans la littérature scientifique, ayant proposé leur utilisation dans différents domaines du diagnostic médical, basées sur les approches tel que : les réseaux de neurones(RN), les machines à vecteur support(SVM), la logique floue ainsi que d'autres approche hybride.

2. Réseaux de neurone

[18] a proposé un classifieur des arythmies cardiaques par application des réseaux de neurones. Avant d'entamer la phase de classification, il a utilisé des procédures pour extraire les différents paramètres d'un cycle cardiaque. Les anomalies cardiaques sont classées suivant les caractéristiques des deux ondes (QRS et P).

Le taux de reconnaissance relatif à cette méthode est de 95,84%, avec une spécificité de 96.49% et une sensibilité de 94.60%.

3. Carte de kohonnen

[19] a proposé un classifieur des arythmies cardiaques par application de carte auto-adaptative de kohonen. Avant commencer la phase de classification, elle a utilisé la méthode de Pan et Tompkins Pour la détection du complexe QRS, au cause de sa complexité raisonnable et peu excessive en temps de calcul.

Le taux de classification dépasse 95% ce qui démontre l'efficacité de la méthode.

4. Approche floue

[20] ont proposé une technique pour la reconnaissance des arythmies cardiaques à partir des données tirées des ECG, Premièrement, ces données doivent être normalisée dans l'intervalle de [0,1] et pondéré avec la logique floue. Puis, classé en utilisant le système de classification AIRS . La phase de test est effectué en trois étapes : 50-50% de données d'apprentissage et

test, 70-30%, 80-20%. Le taux de classification obtenu successivement est: 78.79, 75.00 et 80.77%.

L'auteur [21], a présenté une méthode qui se base sur les arbres de décision flous. Au début, il y'a un choix des caractéristiques pertinentes d'un battement cardiaque. Et puis l'arbre de décision flou est utilisé pour la classification des anomalies cardiaques. Il a utilisé la base d'exemple MIT-BIH pour l'apprentissage et le test.

Le meilleur taux de classification obtenue par cette méthode après plusieurs essais est de 71%.

4.1.Approche neuro-flou

[22] a utilise une combinaison des réseaux de neurones et la logique floue pour la Reconnaissance des extrasystoles ventriculaires l'approche ANFIS (adaptive neuro fuzzy inference system) Cette dernière combine un algorithme de la rétro propagation de l'erreur par la descente de gradient pour l'optimisation des paramètres non linéaires (les paramètres de la première couche) avec une estimation des moindres carrée pour l'estimation des paramètres linéaires (les paramètres de la quatrième couche).

L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et les systèmes d'inférence flous permettent d'exploiter les avantages des deux méthodes (robustesse de réseaux de neurone et interprétabilité du système flou)

la résultat est évalué par le calcul de la spécificité (Sp) la sensibilité (Se)

Sp(%)=98.48 Se(%)=98.23

[19] a propose un système d'aide au diagnostic des anomalies des signaux cardiaques (ECG) basée sur le transformé des ondelettes et la combinaison des réseaux de neurones artificielles à apprentissage supervisé le premier réseaux est constitué d'une carte SOM (self organizing map) et le deuxième

4.2 Classification c-means flou (FCMC)

[23] a proposé une nouvelle méthode de détection et de classification des arythmies cardiaques à partir de l'intervalle RR.Ce modèle se compose de trois sous-systèmes. Le premier sous-système pour supprimer et filtrer l'enregistrement ECG de différentes formes de bruit qui peuvent être superposés dans le signal utile. Le second sous-système réalise l'extraction de l'intervalle RR en utilisant la transformée en ondelettes, et de pré-classification basée sur la FCMC technique. Le troisième sous-système c'est la classification basée sur la combinaison de réseaux de neurone et flou c-means (FCMC), cette dernière utilisée pour améliorer la performance de réseaux de neurone.

Les données d'apprentissage et de test sont prises de la base de données MIT-BIH et Le Taux de classification correcte a été trouvé à 99,99%

5. L'approche SVM

[24] ont proposé une application des SVMs basés sur l'algorithme SMO pour la détection d'anomalies cardiaques (fibrillation auriculaire)

Le diagnostic se fait à partir de l'onde P (durée de l'onde P intervalle, amplitude et sa fréquence)

L'idée principale des algorithmes de décomposition est de travailler avec un sous ensemble du problème, garder les solutions et continuer avec le reste des données où les solutions antérieures doivent être encore testées. La SMO prend cette idée à l'extrême elle optimise seulement deux vecteurs par itération. Cette optimisation admet une solution analytique. A chaque itération, la SMO choisit deux coefficients de Lagrange λ_i et λ_j pour les optimiser ensemble, trouver ses valeurs optimales étant donné que toutes les autres sont fixes, et actualiser le vecteur solution.

Le taux de classification est estimé à 85%. Ce taux de classification n'est pas au cause de la méthode classification mais à la base d'apprentissage qui n'est pas très large

6. La méthode ELM

[25] a proposé un nouveau système de classification de signal ECG basé sur l'algorithme ELM appliqué sur la base de données MIT / BIH

L'auteur a fait une étude expérimentale approfondie pour montrer la supériorité de la capacité de généralisation de l' Machine Learning Extreme (ELM) et comparé avec machine à vecteurs de support (SVM)

Les résultats obtenus 97.69% et 96.98% pour ELM et SVM successivement confirment clairement la supériorité de l'approche ELM par rapport aux classificateurs traditionnels.

7. Autre approche

[26] a présenté une nouvelle méthode de Détection de l'Onde R d'un Electrocardiogramme Basée sur le Produit Multiéchelle

L'idée de base est de calculer le produit des coefficients de la transformée en ondelettes continue (TOC) pour différentes échelles successives. Cette méthode est basée sur le travail de Mallat et Hwang pour la détection des singularités en utilisant les maximums locaux des coefficients en ondelettes issus de la décomposition d'un signal donné. (minimum négatif/maximum positif) sur les types de pathologies

l'algorithme est testé sur différents signaux de la base de donnée MIT/BIH comportant différents types de pathologies, et le résultat était la sensibilité Se de 99.94% et une positive predictivity $P+$ de l'ordre de 99.88%

8. Conclusion

On remarque que tous les classifieurs étudiés, présentent un manque soit du côté du taux de classification, de l'interprétabilité, ou bien les deux à la fois, c'est à dire qu'il n'a pas un compromis interprétabilité/précision.

Généralement la santé donne une importance considérable au facteur d'incertitude, la bonne décision à prendre par le médecin n'est pas évidente, par exemple lorsque le médecin se trouve dans une situation où le diagnostic est particulièrement incertain. En effet, la morbidité n'est pas indépendante des facteurs de risque. Aussi, le traitement de ce risque a des répercussions fondamentales sur la pratique médicale.

Notre contribution consiste à proposer une étude comparative entre les approches de classification et sélectionner la meilleure

CHAPITRE III

***LES METHODES DE
CLASSIFICATION***

Introduction

L'apprentissage automatique correspond au domaine se consacrant au développement d'algorithmes permettant à une machine d'apprendre à partir d'un ensemble de données, i.e., d'y extraire des concepts et patrons caractérisant ces données. Bien que la motivation originale de ce domaine était de permettre la mise sur pied de systèmes manifestant une intelligence artificielle, D'après [Cornuéjols and Miclet 2002] l'apprentissage artificiel est une notion englobant toute méthode permettant de construire un modèle réel à partir d'un ensemble de données soit en améliorant un modèle partiel (ou moins général), soit en créant complètement le modèle. La popularité croissante de l'apprentissage artificiel est certainement due à son approche multidisciplinaire. En effet, de part la diversité des outils produits et des problèmes traités, l'apprentissage artificiel se trouve au carrefour de nombreuses disciplines, comme le montre la figure 1 reprise du site internet de l'équipe de recherche « Équipe Apprentissage Machine¹ » du laboratoire LEIBNIZ².

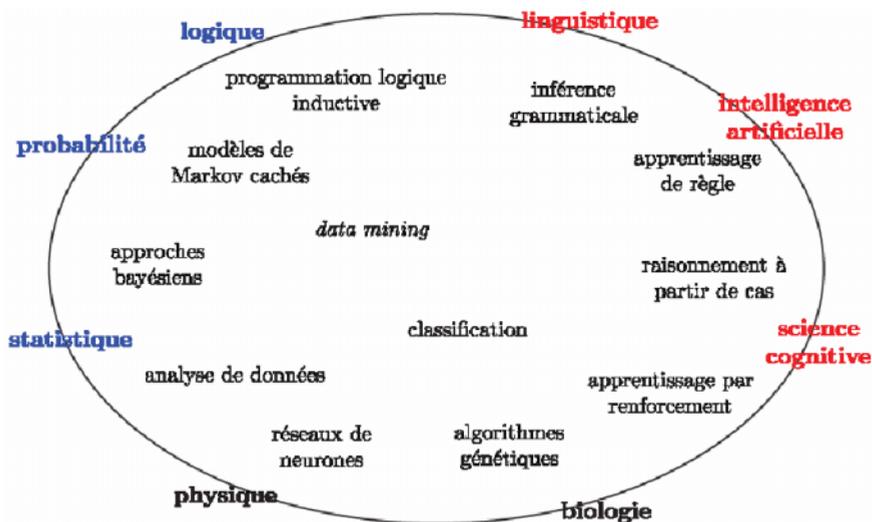


Figure3.1 Illustration des domaines scientifiques apparentés à l'apprentissage artificiel.

2. Les réseaux de neurones

2.1 Historique

Le principe de réseaux de neurone artificiels est né dans les années 40 à partir d'une analogie avec le système nerveux humain. il s'agissait de produire des système artificiel capable de simuler certaines capacités des système naturels : calcul auto-reproduction, apprentissage, mémoire comportement intelligent

le terme désigne aujourd'hui un très grand nombre de modèles dont beaucoup n'ont plus grand-chose à voir avec le fonctionnement biologique.

Ces différents modèles ont en commun l'utilisation de processus élémentaires appelés neurones ou unités capables de réaliser chacun un traitement très simple et d'échanger des informations entre eux. On associe généralement aux neurones un algorithme d'apprentissage permettant de modifier de manière plus ou moins automatique le traitement effectué afin de réaliser une tâche donnée.

Les premiers algorithmes neuronaux d'apprentissage supervisé sont apparus avec les travaux de Frank Rosenblatt en 1961 qui a créé le perceptron, un modèle capable d'apprendre à partir d'exemples. Cependant, la mise en évidence des limitations du perceptron a freiné l'intérêt porté par les chercheurs aux neurones jusqu'à la mise au point d'un nouvel algorithme d'apprentissage [11].

2.2 Le neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques.

Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. [13]

Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie.

La structure d'un neurone se compose de trois parties :

- La soma : ou cellule d'activité nerveuse, au centre du neurone.
- L'axone : attaché au soma qui est électriquement actif, ce dernier conduit

l'impulsion conduite par le neurone.

- Dendrites : électriquement passives, elles reçoivent les impulsions d'autres neurones.

2.3 Le neurone formel

Un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. La première version de ce dernier est celle de McCulloch et W. Pitts et date de 1943. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle du neurone formel qui se voit comme un opérateur effectuant une

somme pondérée de ses entrées suivie d'une fonction d'activation (ou de transfert) comme indiqué par la **figure 2**

- **O_i** représente la somme pondérée des entrées du neurone, elle est donnée par :

$$U_i = \sum_j \omega_{ij} \times x_j + b_i$$

où: **x_j** représente l'entrée **j** connectée au neurone **i**. **b_i** le seuil interne du neurone.

W_{ij} désigne le poids de la connexion reliant l'entrée **j** au neurone.

- **O_i** = g(U_i) est la sortie du neurone et **g** sa fonction d'activation..

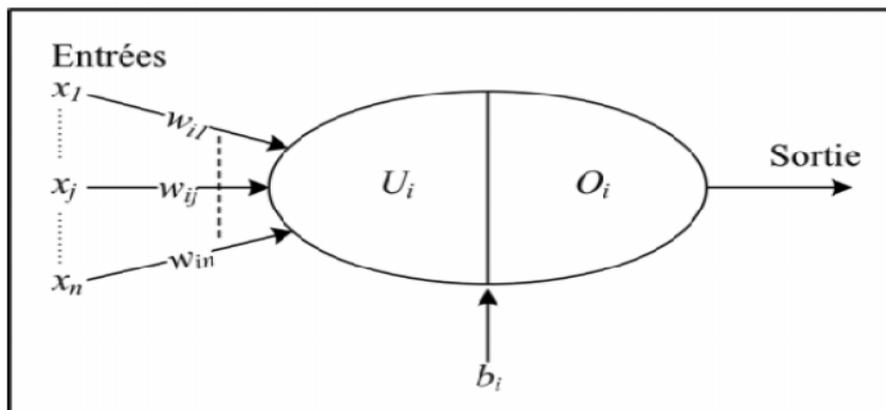


Figure 3. 2 – Modèle de base d'un neurone formel

La fonction d'activation de chaque neurone détermine ses propres caractéristiques. Par conséquent, le type du neurone est caractérisé par sa fonction d'activation. Conformément au neurone biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et continues. Les fonctions les plus utilisées sont la fonction linéaire et la fonction sigmoïde. Leur choix revêt une importance capitale et dépend souvent du type de l'application et du domaine de variation des variables d'entrée/sortie. [14]

Voici quelque type de fonction d'activation :

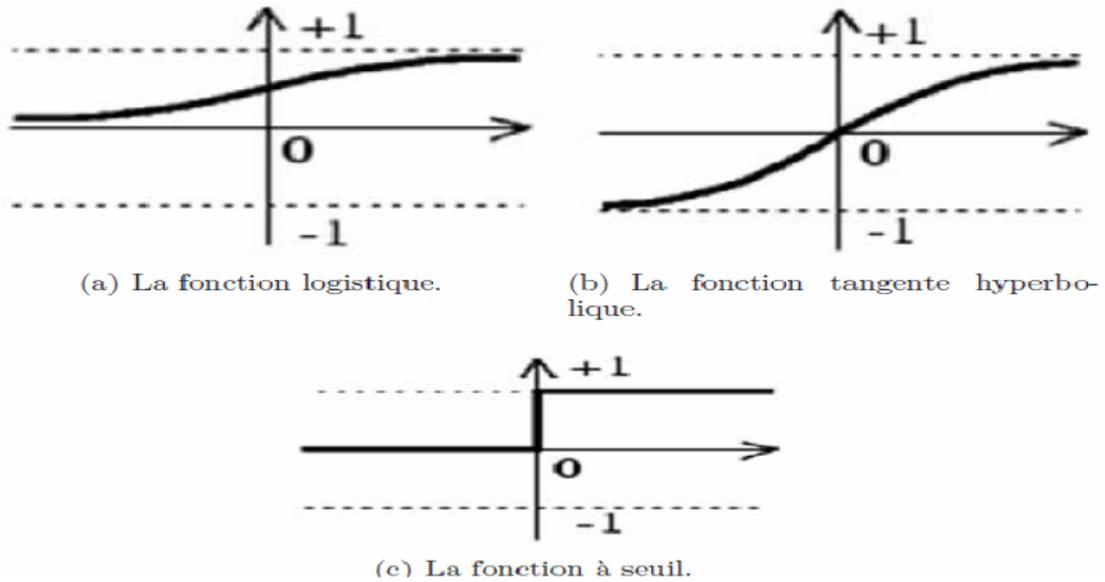


Figure 3.3 : Exemples de fonctions d'activation. [14]

2.4 Réseaux non bouclés

Dans ce type de structure dite feedforward, la propagation de l'information se fait uniquement de l'entrée vers la sortie. Les neurones de la même couche peuvent se connecter uniquement avec les neurones de la couche suivante. L'architecture la plus utilisée est le Perceptron multicouches. Dans l'exemple suivant (figure 3), nous présentons un perceptron à trois couches. Les neurones de la première couche, nommée couche d'entrée, voient leur activation forcée à la valeur d'entrée. La dernière couche est appelée couche de sortie. Elle regroupe les neurones dont les fonctions d'activation sont généralement de type linéaire. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées. Elles constituent le coeur du réseau. Les fonctions d'activation utilisées sont de type sigmoïde. [12]

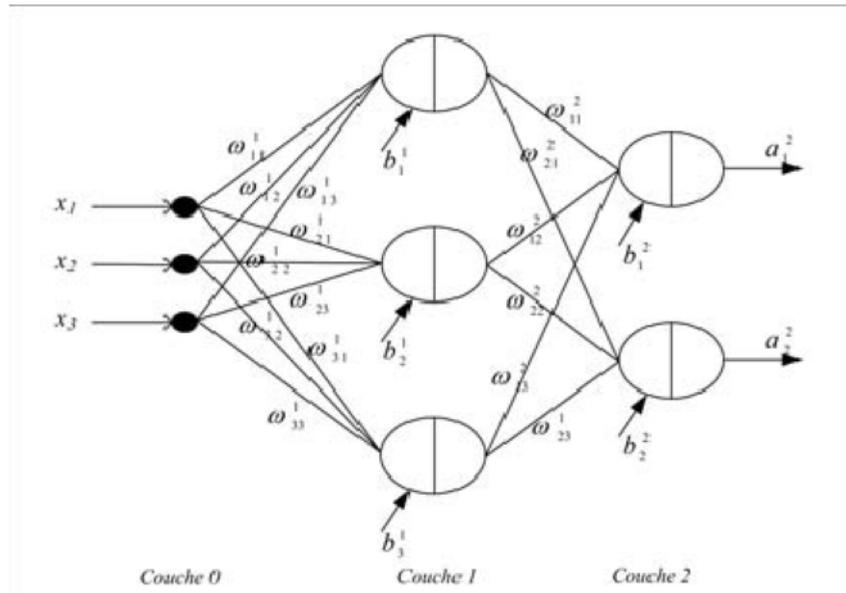


Figure 3.4 : – Perceptron à une couche cachée

Sur la **figure 3** les termes b_i et w_{ij} désignent respectivement le biais du neurone i de la couche 1 et le poids de connexion entre le neurone j de la couche 1 et le neurone i de la couche 1.

2.5 Réseaux bouclés

Un réseau dynamique ou récurrent possède la même structure qu'un réseau multicouches munie de rétroactions. Les connexions rétroactives peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans distinction, ou seulement entre certains neurones (les neurones de la couche de sortie et les neurones de la couche d'entrée ou les neurones de la même couche par exemple). La **figure 4** montre deux exemples de réseaux récurrents. Le premier est un simple multicouches qui utilise un vecteur d'entrée qui contient les copies des activations de la couche de sortie du réseau et le deuxième est un réseau à mémoire se distingue du premier par la présence des unités mémoires (Sastry et al., 1994). [12]

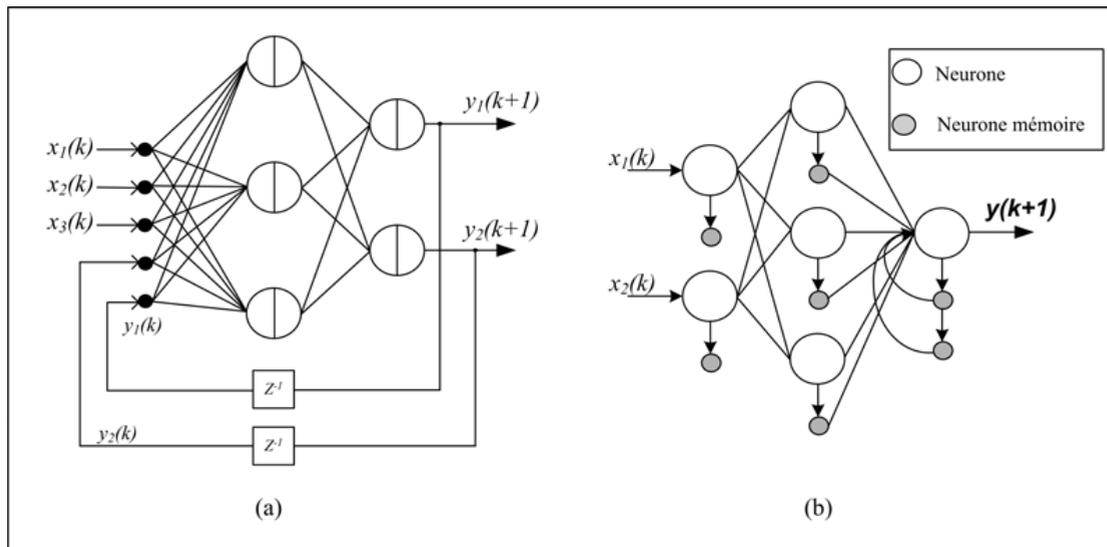


Figure 3.5 : Réseaux de neurones récurrents

2.6 Exemple de réseaux de neurone

Les perceptrons multi couches L'exemple de réseau de neurones le plus utilisé reste le perceptron multi-couches (Figure 5). Dans un perceptron, les neurones sont organisés suivant une couche d'entrée, une couche de sortie, et une ou plusieurs couches cachées qui assurent la connexion entre l'entrée et la sortie du réseau :

La couche d'entrée reçoit les données sources que l'on veut utiliser pour l'analyse.

Dans le cas de l'aide au diagnostic médical, cette couche recevra les symptômes. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

La couche de sortie donne le résultat obtenu. Dans le cas de l'aide au diagnostic médical, cette couche donne le diagnostic sous forme d'une probabilité entre 0 (sujet sain), et 1 (diagnostic correct). Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables (ou diagnostic) qu'on veut en sortie.

La couche intermédiaire est dite cachée dans le sens qu'elle n'a qu'une utilité intrinsèque pour le réseau de neurones et n'a pas de contact direct avec l'extérieur. Le principe de fonctionnement est le suivant : nous disposons initialement d'une base de connaissances constituée de couples de données entrées / sorties (symptômes, signes cliniques / pathologie) et nous souhaitons utiliser cette base de données pour configurer et "entraîner" le réseau de neurones, grâce à un algorithme informatique, à reproduire les associations constatées entre les entrées et les sorties de la base de connaissances.

Les fonctions d'activation de la couche cachée sont en général non linéaires mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix du nombre de couches cachées et de leur taille n'est pas implicite et doit être ajusté. En général, plusieurs tests sont nécessaires. On commence par

exemple par prendre une moyenne du nombre de neurones des couches d'entrée et de sortie, mais ce n'est pas toujours le meilleur choix. Il est donc souvent nécessaire, pour obtenir de bons résultats, d'essayer le plus de tailles possibles. [14]

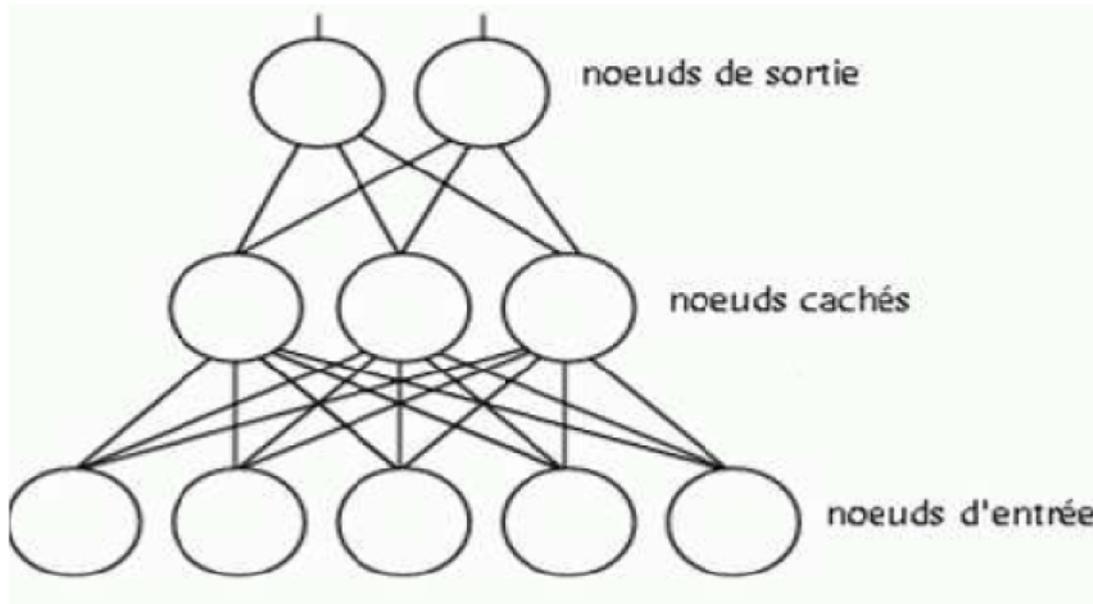


Figure 3.6 : Illustration d'un réseau de neurones de type perceptron multi-couches.

3. Les étapes de conception d'un réseau de neurones :

3.1 Choix et préparation des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence par le choix et la préparation des échantillons de données.

En général une partie de l'ensemble de données est simplement écarte de l'échantillon d'apprentissage et conserve pour les tests hors échantillon afin de vérifier la capacité de généralisation du réseau.

3.2 Elaboration de la structure du réseau

La structure du réseau dépend étroitement du type de réseau : un perceptron standard, un réseau de Hopfield, un réseau de Kohonen, etc. Ensuite en fonction du type choisi, l'élaboration de la structure du réseau peut varier : dans le cas du perceptron, il faudra aussi déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée. [14]

3.3 Apprentissage

L'apprentissage consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons du réseau de neurones, en utilisant un échantillon de données (par exemple une base de données

ECG, où les paramètres de l'ECG alimentent l'entrée du réseau et le diagnostic médecin de l'ECG sert comme vérité clinique et sera comparé par rapport à la sortie du réseau). [12]

L'Apprentissage par rétropropagation c'est une méthode d'apprentissage supervisé la plus utilisée [15]. Le principe de la rétropropagation consiste à alimenter le réseau de neurones par les données de l'ensemble d'apprentissage, et en fonction de l'erreur obtenue en sortie par rapport à la vérité (sortie de l'ensemble), nous corrigeons les poids accordés aux neurones.[14]

On "montre" chaque exemple au réseau de neurones, puis on propage ces valeurs vers la sortie. La prédiction que l'on obtient en sortie est au début erroné.

On calcule la valeur de l'erreur (c'est à dire la différence entre les valeurs désirées et les valeurs prédites), puis on "rétropropage" cette erreur en remontant le réseau et en modifiant les poids proportionnellement à la contribution de chacun à l'erreur totale. On répète ce mécanisme pour chaque exemple de données et tant que le taux de reclassement sur les données s'améliore.

Il faut bien prendre garde cependant de ne pas surentraîner appelé aussi (sur-apprentissage) à un réseau de neurones en lui faisant "apprendre par cœur" car il deviendrait alors moins performant. Il existe diverses techniques qui permettent d'éviter de tomber dans le phénomène de sur-apprentissage telles que la validation croisée (cross-validation), et l'arrêt précoce (early stopping) :

3.3.1 L'arrêt précoce

Consiste à diviser l'ensemble d'apprentissage en deux sous-ensembles. Le premier sous-ensemble sert à entraîner le réseau. Le deuxième sous-ensemble, dit de validation, joue le rôle d'arbitre de telle sorte que le cycle d'apprentissage est répété tant que l'erreur obtenue en sortie sur les données de l'ensemble de validation est décroissante.

8.1 La validation croisée

Consiste à diviser l'ensemble d'apprentissage en N (par exemple 5) sous-ensembles égaux et disjoints. L'apprentissage est ensuite effectué sur les $N - 1$ sous-ensembles et l'erreur (e_i) est calculée sur le sous-ensemble restant, servant de validation. La procédure est répétée N fois, en choisissant à chaque fois un sous-ensemble de validation différent. Enfin, un taux d'erreur moyen (E) est calculé et l'apprentissage est refait en utilisant cette fois la totalité de l'ensemble de données avec comme condition d'arrêt l'erreur moyenne (E) calculée lors de l'étape précédente

4. Logique floue :

4.1 Historique :

Les racines de la logique floue se trouvent dans le principe de l'incertitude de Heisenberg. Dans les années 20, les physiciens ont introduit la troisième valeur $\frac{1}{2}$ dans le système logique binaire bivalent $\{0, 1\}$.

Au début des années 30, le logicien polonais Jan Lukasiewicz a développé le système logique avec trois valeurs puis l'a étendu à tous les nombres rationnels entre 0 et 1. Il a défini la logique floue comme une logique qui utilise la fonction générale de vérité, laquelle associe à une affirmation un niveau de vérité qui peut prendre toutes les valeurs entre 0 (faux) et 1 (vrai), c'est à dire $T : \{\text{Affirmation}\} \rightarrow [0, 1]$

Dans les années 30, Max Black a appliqué la logique floue aux ensembles d'éléments ou de symboles.

Il a appelé imprécision l'incertitude de ces ensembles. Il a dessiné la première fonction d'appartenance (membership function) d'un ensemble flou

En 1965 Lotfi Zadeh, de l'université de Berkeley aux USA, a publié l'article « Fuzzy sets » dans lequel il a développé la théorie des ensembles flous et introduit le terme fuzzy dans la littérature technique.

L'idée de Zadeh consiste à utiliser le modèle de l'esprit humain qui dispose d'une très forte capacité pour appréhender la complexité et pour manier des notations vagues et imprécises. Cette compétence est due à l'habileté des humains à manipuler des informations imprécises et incertaines. [16]

Ainsi, Zadeh a initié le développement de la logique floue dont l'objectif principal est d'imiter les fonctionnalités de l'esprit humain. Il résume l'objectif de la logique floue par «The construction of smarter machines ».

Aussi, Dubois et Prade, qui sont parmi les pionniers de la logique floue, affirment ils : **«The main motivation of fuzzy set theory is apparently the desire to build up a formal, quantitative framework that captures the vagueness of human knowledge as it is expressed via natural language»[27].**

Depuis, la logique floue s'est confirmée comme étant un outil adéquat pour le traitement des imprécisions et des incertitudes dans les systèmes intelligents. Au niveau industriel, les différentes applications de la logique floue ont bien montré son utilité dans beaucoup de domaines tels que la robotique et le contrôle des automatismes de processus

5. Théorie des sous-ensembles flous

5.1 Notion d'ensemble et de sous-ensemble flou

Une des notions fondamentales dans les mathématiques est la notion d'ensemble, créé par le mathématicien **Georg Cantor**. Il a défini les ensembles comme des collections d'objets, appelés éléments, bien spécifiés et tous différents.

Dans la théorie des ensembles, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble.

Ainsi, on peut définir un ensemble par une fonction caractéristique pour tous les éléments x de l'univers de discours U . [16]

L'univers de discours est l'ensemble référentiel qui contient tous les éléments qui sont en relation avec le contexte donné.

La fonction caractéristique de l'ensemble E , $\mu_E : U$

$$\mu_E(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in E \\ 0 & \text{si } x \notin E \end{cases}$$

Zadeh a étendu la notion d'un ensemble classique à l'ensemble flou qui le définit comme étant « **unecollection telle que l'appartenance d'un élément quelconque à cette collection peut prendre toutes les valeurs entre 0 et 1** ». [16]

5.2 Valeur d'appartenance

La valeur d'appartenance est le degré de compatibilité d'un élément avec le concept qui est représenté par un ensemble flou

La fonction caractéristique de l'ensemble B , $\mu_B(x) : U [0, 1]$ est appelée une fonction d'appartenance. La valeur $\mu_B(x)$ mesure l'appartenance ou le degré avec lequel un élément x appartient à l'ensemble B :

$$\mu_B(x) = \text{Degré}(x \in B)$$

Notation :

Un sous-ensemble flou A sur un référentiel U peut être noté par :

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in U\}$$

Pour un ensemble flou continu A dans l'ensemble de référence U , on utilise la notation suivante :

$$A = \int_U \mu_A(x) / X$$

5.3 Utilité des ensembles flous

En général, un ensemble flou est utilisé pour modéliser l'incertitude et les imprécisions dans la connaissance:

5.3.1 Incertitude

La fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ est utilisée pour indiquer le degré de vérité de la proposition x est A . Dans ce cas, on connaît la valeur de x mais on ne connaît pas à quel ensemble elle appartient; en effet x peut appartenir à plusieurs ensembles avec différents (ou mêmes) degrés d'appartenance. L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect incertain de la connaissance.

5.3.2 Imprécision:

La fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ est une distribution de possibilité dans l'espace de toutes les valeurs possibles de x . Dans ce cas, on connaît l'ensemble (ou les ensembles) auquel appartient x mais on ne connaît pas la valeur exacte de x ; $\mu_A(x')$ représente la possibilité pour que $x=x'$. L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect imprécis de la connaissance [16]

6. Différentes formes de fonctions d'appartenance

Tout ensemble flou peut être représenté par une fonction d'appartenance. Elles peuvent avoir plusieurs formes :

- monotones (croissantes ou décroissantes) (figures 3.7 et figure 3.8)
- triangulaires
- trapézoïdales
- en forme de cloche (Gaussiennes)

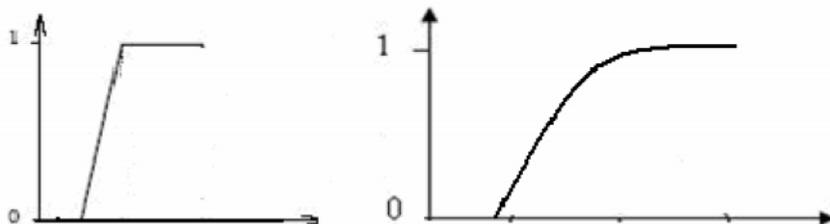


Figure 3.7 Forme Croissante

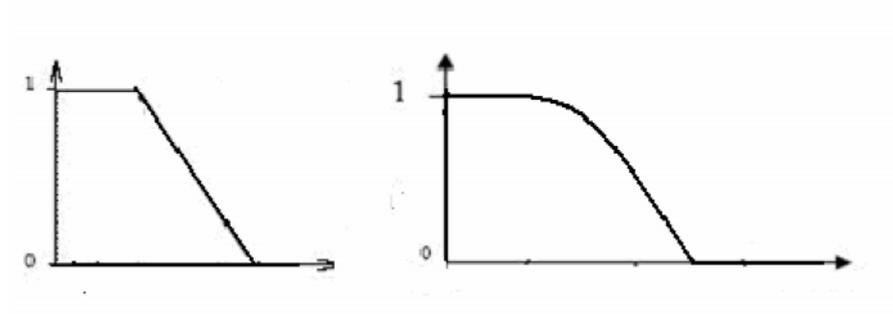
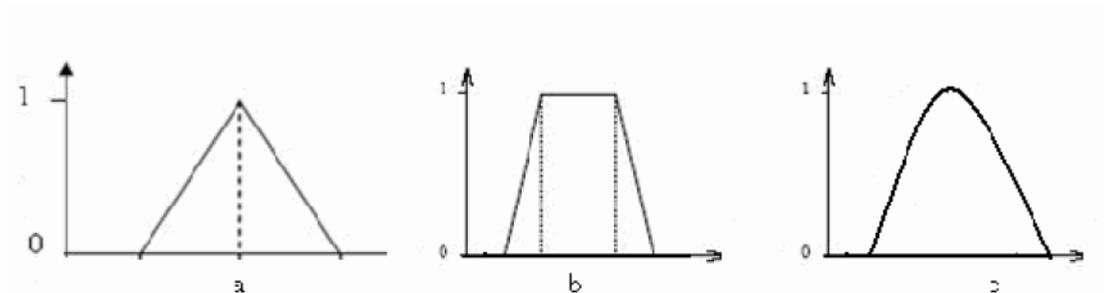
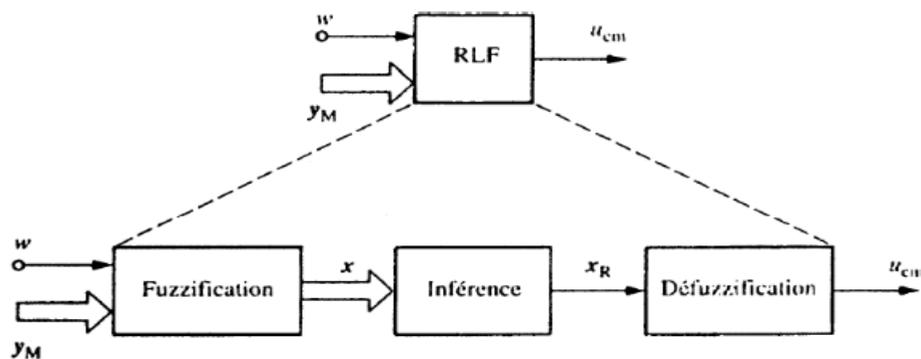


Figure 3.8 forme Décroissant



Exemple



6.1 Fuzzification :

Consiste à :

- transformer les entrées en grandeurs floues
- .(Passage : grandeurs physiques => variables linguistiques)
- Définir des fonctions d'appartenance de toutes les variables d'entrée.

6.2 Inférence ou Base de règles :

Donne la relation qu'il existe entre les variables d'entrées (exprimées comme variables linguistiques) et la variable de sortie (également exprimée comme variable linguistique).

6.3 Défuzzification :

L'objectif de la défuzzification est de transformer un ensemble flou en une valeur réel . Les opérateurs de défuzzification sont nombreux, citons par exemple :

Le centre de gravité (très souvent employée)

7. Différentes méthodes d'inférence.

Supposons que l'on ait deux entrées x_1 et x_2 et une sortie x_R , toutes définies par les sous-ensembles suivants :

Supposons que $x_1 = 0.44$, $x_2 = -0.67$ et que l'inférence est composée des deux règles suivantes :

Si (x_1 PG ET x_2 EZ), Alors x_R EZ ou

Si (x_1 NG OU x_2 PM), Alors x_R PM

Il faut maintenant « traduire » les opérateurs ET, OU et l'implication par une des fonctions vues dans la première partie de l'exposé

(Minimum, Maximum, Produit, ...).

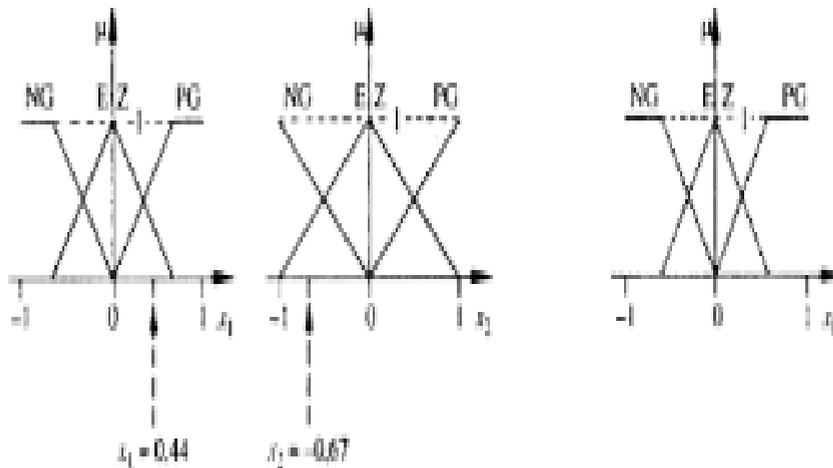


Fig. 3.17 Fonctions d'appartenance pour l'exemple servant à la description des méthodes d'inférence.

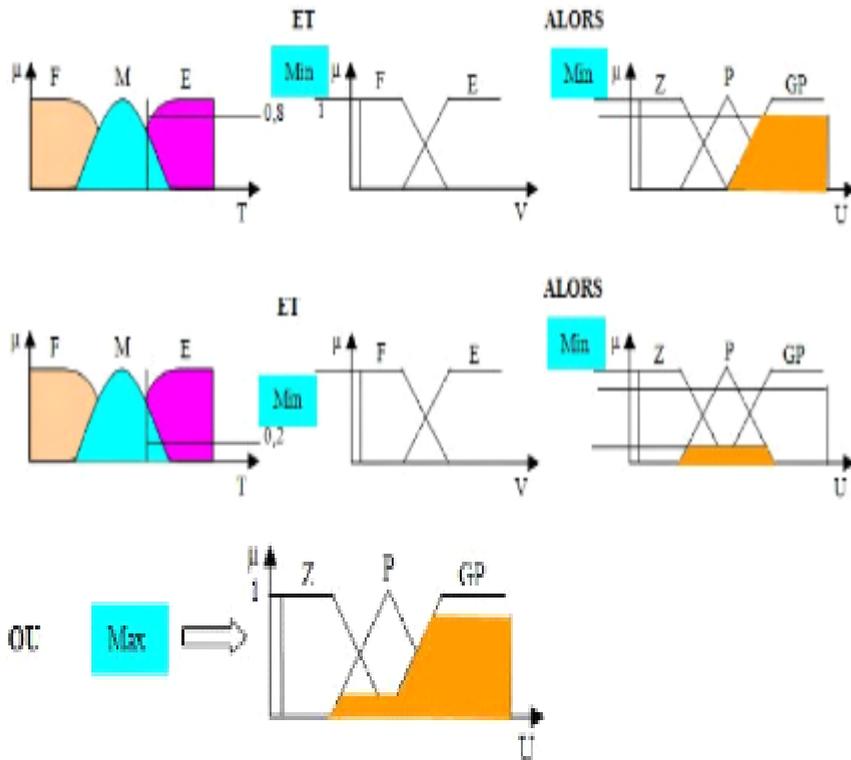
Parmi les méthodes les plus utilisées on cite la méthode MAX MIN

7.1.Méthode MAX-MIN :

Cette méthode représente l'opérateur « ET » par la fonction « Min », la conclusion

« ALORS » par la fonction « Max » et l'opérateur « OU » par la fonction « Min ». La

représentation graphique de cette méthode d'inférence est illustrée par la (Fig.41)



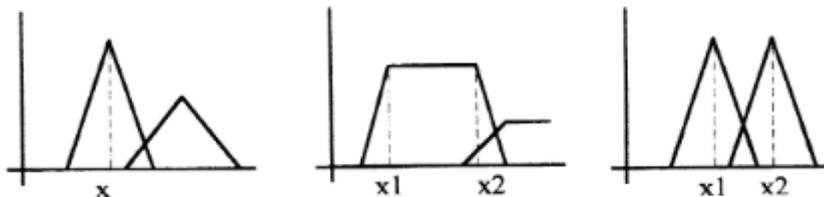
7.2. Défuzzification :

Les méthodes d'inférence fournissent une fonction d'appartenance résultante pour la variable de sortie. Il s'agit donc d'une information floue qu'il faut transformer en grandeur physique. On distingue 4 méthodes de Défuzzification :

7.2.1 Méthode du maximum :

La sortie correspond à l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance résultante.

Trois cas peuvent se produire :



Remarque : méthode simple, rapide et facile mais elle introduit des ambiguïtés et une discontinuité de la sortie.

7.3 Méthode du centroïde :

La sortie correspond à l'abscisse du centre de gravité de la surface de la fonction d'appartenance résultante.

Il existe deux méthodes :

- On prend l'union des sous-ensembles flous de sortie et on en tire le centroïde global (calculs très lourds).
- On prend chaque sous-ensemble séparément et on calcul son centroïde, puis on réalise la moyenne de tous les centroïdes



8. Réseaux bayésiens :

8.1 Introduction :

Le raisonnement probabiliste et inférentiel des experts nous conduit naturellement à l'utilisation des réseaux Bayésiens afin de pouvoir représenter leur connaissance et automatiser leur raisonnement.

Plusieurs autres techniques de représentation pourraient être utilisées (logique floue, système expert, arbre de décision...), mais la préférence donnée aux réseaux Bayésiens tient plus particulièrement à leur polyvalence. pour :

- **l'extraction de connaissance probabiliste** : c'est-à-dire trouver quelles variables sont corrélées, dépendantes ou conditionnellement indépendantes,
- **le diagnostic** : l'évaluation de $P(\text{causes}|\text{symptômes})$,
- **la prédiction** : l'évaluation de $P(\text{symptômes}|\text{causes})$,
- **la classification** : le calcul de $\max \text{classes } P(\text{classe}|\text{observations})$. [11]

L'intérêt des réseaux Bayésiens réside aussi dans leur capacité à tenir compte dans le même modèle de plusieurs types d'informations (informations subjectives d'experts et celles issues du traitement statistique de données).

Enfin, la représentation graphique des réseaux Bayésiens est intuitive et compréhensible par un non spécialiste. Cela explique leur utilisation de plus en plus grande dans le domaine médical et industriel où ils montrent des résultats encourageants. En guise d'exemple, nous pouvons citer le système de diagnostic interactif des pannes des imprimantes [12].

Thomas Bayes (1702-1761) est né à Londres en Angleterre a développé un théorème qui repose sur la propagation de l'information au sein du réseau, c'est-à-dire les calculs de probabilités a posteriori de certaines variables à partir d'un certain nombre d'observations sur d'autres variables.

$$P(B / A) = \frac{P(A / B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Cette règle, de par sa symétrie, permet de faire un raisonnement dans les deux sens, le calcul de la probabilité de B sachant A mais aussi de A sachant B. Dans un sens nous cherchons à expliquer une cause dans l'autre nous quantifions une conséquence.

8.2. Les réseaux bayésiens

La théorie des réseaux bayésiens résulte d'une fusion entre la théorie des probabilités et la théorie des graphes [15]. On définit classiquement un réseau bayésien comme un graphe acyclique dirigé. Il est formé d'un ensemble de variables et d'un ensemble d'arcs entre les variables. Chaque variable correspond à un nœud du réseau.

Un réseau bayésien $B = \{G, P\}$ est défini par :

- un graphe dirigé sans circuit $G = (X, E)$ où X est l'ensemble des nœuds (ou sommets) et où E est l'ensemble des arcs,
- un espace probabilisé (Ω, P) ,
- un ensemble de variables aléatoires $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ associées aux nœuds du graphe et

définie sur (Ω, P) telles que $P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i / Pa(X_i))$ ou $Pa(X_i)$ est l'ensemble des parents du nœud X_i dans G .

Les réseaux bayésiens sont des modèles graphiques probabilistes représentant la connaissance et permettant de calculer des probabilités conditionnelles en s'appuyant sur le théorème de Bayes (3.1), et apportant des solutions à différentes sortes de problématiques.

Ils décrivent la distribution des probabilités associées à un ensemble de variables dont certains sont directement dépendants et d'autres sont indépendantes conditionnellement.

Un réseau bayésien est représenté par un graphe orienté sans circuit (GOSC) où les nœuds représentent les variables auxquelles sont associées des tables de probabilités conditionnelles (TCP)

Le graphe d'un réseau bayésien représente d'une façon visuelle les relations (dépendances et indépendances) entre les variables du modèle et les distributions de probabilités permettent d'enrichir cette structure graphique par une quantification de ces relations, afin d'apporter une meilleure modélisation à l'aspect incertain qui relie les différents variables.

8.2.1 Un exemple simple de réseau Bayésien

Ce matin-là, alors que le temps est clair et sec, M. Holmes sort de sa maison. Il s'aperçoit que la pelouse de son jardin est humide. Il se demande alors s'il a plu pendant la nuit, ou s'il a simplement oublié de débrancher son arroseur automatique. Il jette alors un coup d'œil à la pelouse de son voisin, M. Watson, et s'aperçoit qu'elle est humide. Il en déduit alors qu'il a probablement plu, et il décide de partir au travail sans vérifier.

Dans ce texte, monsieur Holmes fait un raisonnement qui peut être décrit à l'aide d'un Réseau Bayésien.

L'herbe de mon jardin est mouillée (J) si et seulement si : il a plu cette nuit (P) ou j'ai oublié de débrancher mon arroseur (A). Ce qui se traduit par la table de probabilité ci-dessous et les liens $A \rightarrow J$ et $P \rightarrow J$.

| | A=vrai | | A=faux | |
|--------|--------|--------|--------|--------|
| | P=vrai | P=faux | P=vrai | P=faux |
| J=vrai | 1 | 1 | 1 | 0 |
| J=faux | 0 | 0 | 0 | 1 |

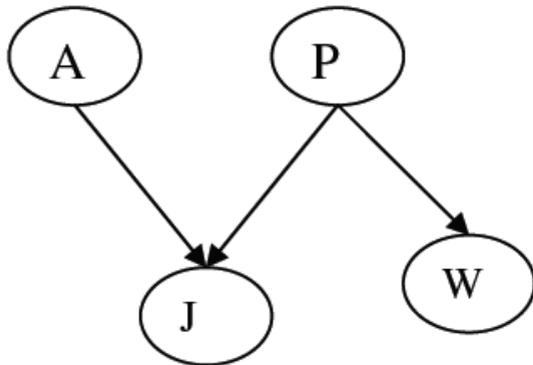
Tableau 3.1 modélisation de la table de probabilité

L'herbe du jardin de mon voisin Watson est humide (W) si et seulement si il a plu cette nuit. Ce qui se traduit par le lien $P \rightarrow W$ et la table de probabilité associée.

| | P=vrai | P=faux |
|--------|--------|--------|
| W=vrai | 1 | 0 |
| W=faux | 0 | 1 |

Tableau 3.2 tableau de probabilité conditionnelle

Cela conduit au graphe causal ci-dessous.



A : J'ai oublié de débrancher mon arroseur

P : Il a plu pendant cette nuit

J : L'herbe de mon jardin est humide

W : L'herbe du jardin de mon voisin Watson est humide

8.3. L'utilisation de réseaux bayésien

L'utilisation essentielle des réseaux bayésiens est donc de calculer des probabilités conditionnelles d'événements reliés les uns aux autres par des relations de cause à effet. Cette utilisation s'appelle **inférence**

Le problème général de l'inférence est de calculer

$p(X_i / Y)$, où $Y = X, X_i / Y$. [14]

Par exemple, en fonction des symptômes d'un malade, on calcule les probabilités des différentes pathologies compatibles avec ces symptômes. Ou bien, la probabilité de symptômes non observés, et en déduire les examens complémentaires les plus intéressants.

Parmi ces algorithmes utilisés pour l'inférence bayésienne on peut citer :

8.3.1 Méthodes d'inférence exactes

a. Messages locaux

La première méthode de d'inférence, introduite par [28], est celle des messages locaux, plus connue sous le nom de polytree algorithm. Elle consiste en une actualisation, à tout moment, des probabilités marginales, par transmission de messages entre variables voisines dans le graphe d'indépendance. Cette méthode ne fonctionne de manière exacte que lorsque le réseau bayésien possède une forme d'arbre (ou polytree en anglais), elle est donc à recommander dans ce cas.

b. Ensemble de coupe

L'algorithme **Loop Cutset Conditioning** a été introduit très tôt par Pearl (1986). Dans cette méthode, la connectivité du réseau est changée en instanciant un certain sous ensemble de variables appelé l'ensemble de coupe (loop cutset). Dans le réseau résultant, l'inférence est effectuée en utilisant l'algorithme des messages locaux. Puis les résultats de toutes les instantiations sont combinés par leurs probabilités a priori. La complexité de cet algorithme augmente donc exponentiellement en fonction de la taille de l'ensemble de coupe.

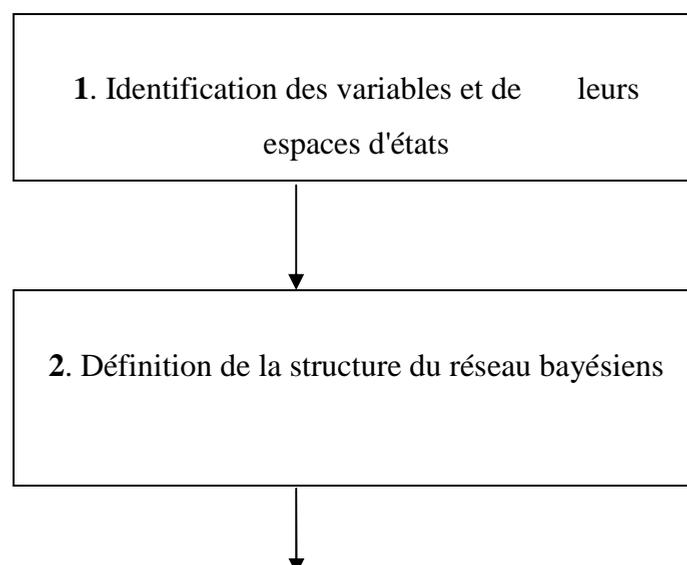
c. Arbre de jonction

La méthode de l'arbre de jonction (aussi appelée clustering ou clique-tree propagation algorithm) a été introduite par [29]. Elle est aussi appelée méthode **JLO** (pour [30]). Elle est applicable pour toute structure de DAG contrairement à la méthode des messages locaux. Néanmoins, s'il y a peu de circuits dans le graphe, il peut être préférable d'utiliser une méthode basée sur un ensemble de coupe. Cette méthode est divisée en cinq étapes qui sont :

- moralisation du graphe,
- triangulation du graphe moral,
- construction de l'arbre de jonction,
- inférence dans l'arbre de jonction en utilisant l'algorithme des messages locaux,
- transformation des potentiels de clique en lois conditionnelles mises à jour.

8.4. La mise en œuvre du réseau Bayésien

Nous avons vu diverses techniques pour effectuer de l'inférence bayésienne dans les réseaux bayésiens. Mais avant de pouvoir utiliser ces modèles, il faut pouvoir les construire. La construction d'un réseau bayésien se décompose en trois étapes distinctes présentées au dessous :



3. Définition de la loi de probabilité conjointe des variables

La première étape dite **qualitative** consiste à la définition de l'ensemble des variables du système, avec précision de l'espace d'états de chaque variable.

La deuxième est **l'étape probabiliste** : elle introduit l'idée de distribution jointe définie sur les variables a généré la base d'observations et choisir une structure de graphe qui sera compatible avec les variables

La troisième est **l'étape quantitative** : elle consiste en l'évaluation numérique des distributions de probabilités conditionnelles.

8.5. Apprentissage dans les réseaux bayésien

Nous avons montré précédemment qu'un réseau bayésien est constitué à la fois d'un graphe (aspect qualitatif) et d'un ensemble de probabilités conditionnelles (aspect quantitatif).

L'apprentissage d'un réseau bayésien doit donc répondre aux deux questions suivantes :

- Comment estimer les lois de probabilités conditionnelles ?
- Comment trouver la structure du réseau bayésien ?

le problème de l'apprentissage se divise en deux parties :

- a. L'apprentissage des paramètres, où nous supposons que la structure du réseau a été fixée, et où il faudra estimer les probabilités conditionnelles de chaque noeud du réseau.
- b. L'apprentissage de la structure, où le but est de trouver le meilleur graphe représentant la tâche à résoudre.

Il existe différentes techniques pour modéliser et traiter le problème de l'apprentissage

Ces techniques peuvent se partager en deux grandes familles :

- apprentissage à partir de données, complètes ou non, par des approches statistiques ou bayésiennes ;
- acquisition de connaissances avec un expert du domaine.[17]

8.5.1 Apprentissage de structure

Lorsque la structure du réseau n'est pas fournie à priori par un expert, La première idée est de trouver la meilleure structure d'un réseau bayésien. C'est un problème NP-difficile à cause du nombre exponentiel des structures possibles, [31] a montré que le nombre de structures différentes $r(n)$ pour un réseau bayésien possédant n noeuds est :

$$r(n) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+1} \binom{n}{i} 2^{i(n-i)} r(n-i) = n^{2o(n)}$$

Avec : $r(1) = 1$, $r(2) = 3$, $r(3) = 25$, $r(5) = 29281$ et $r(10) = 4,2 \times 10^{18}$.

Beaucoup de travaux existent dans la littérature pour apprendre cette structure à partir des données complètes ou données ou incomplètes, nous commençons par quelques algorithmes basés sur des données complètes:

a. Algorithmes de structure (Données complètes)

On trouve deux familles d'algorithmes, les algorithmes basés sur les scores et d'autres sur les indépendances conditionnels :

a.1 Algorithmes basés sur un score

Cette première famille consiste à parcourir tous les graphes possibles, associer un score à chaque graphe, puis choisir le graphe ayant le score le plus élevé. Toutefois, cette méthode n'est pas simple, principalement à cause de la taille super exponentielle de l'espace de recherche en fonction du nombre de variables.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème telle que :

L'arbre de poids maximal, GS (Greedy Search), Algorithme K2

a.2 Algorithmes basés sur l'indépendance conditionnelle

La deuxième famille consiste à déterminer dans un premier temps un graphe nonorienté en tenant compte les différentes indépendances conditionnelles qui existent entre les variables de ce graphe, puis à orienter ce graphe pour obtenir un réseau bayésien. Ces algorithmes sont peu efficaces dans le cas de problèmes de grande taille, car la détermination des ces indépendances devient difficile avec un nombre important de variables.

Parmi les algorithmes basés sur l'indépendance conditionnelle on cite:

Algorithmes PC, Algorithme IC (Inductive Causation)

b. Algorithmes de structure (Données incomplètes)

Dans le cas où les données ne sont pas complètes (critère : Apprentissage de structures données incomplètes), la première idée qui nous vient à la tête est de manipuler que les données complètes, mais le risque d'avoir une petite quantité qui peut être insuffisante pour l'apprentissage,

Pour faire l'apprentissage de structure d'un réseau bayésien à partir de données Incomplètes, il est indispensable de résoudre les deux problèmes rencontrés, l'un lors de l'apprentissage de paramètre d'une structure à partir des données incomplètes, l'autre lors de l'apprentissage de structure à partir de données incomplètes.

Un algorithme SEM (Structural EM) a été proposé. Cet algorithme se base sur l'algorithme EM pour faire de l'apprentissage de structure. [17]

8.5.2 Apprentissage des paramètres

L'apprentissage des paramètres d'un réseau bayésien se fait à partir de données relatives au problème à modéliser. Toutefois, ces données peuvent être complètes ou incomplètes. Les algorithmes d'apprentissage des paramètres ne sont pas les mêmes dans ces deux cas.

a. A partir de données complètes

Lorsque la structure du réseau bayésien est connue et les données à traiter sont complètes, on distingue deux familles d'algorithmes

a.1 Apprentissage statistique

Dans le cas où toutes les variables sont observées, la méthode la plus simple et la plus utilisée est l'estimation statistique qui consiste à estimer la probabilité d'un événement par la fréquence d'apparition de l'événement dans la base de données. Cette approche, appelée maximum de vraisemblance (MV)[17] nous donne alors :

$$\hat{P}(X_i = x_k | pa(X_i) = x_j) = \hat{\theta}_{i,j,k}^{MV} = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_k N_{i,j,k}} \quad (2.1)$$

où $N_{i,j,k}$ est le nombre d'événements dans la base de données pour lesquels la variable X_i est dans l'état x_k et ses parents sont dans la configuration x_j .

b. A partir de données incomplètes

Dans les applications pratiques, les bases de données sont très souvent incomplètes. Certaines variables ne sont observées que partiellement ou même jamais, que ce soit à cause d'une panne de capteurs, d'une variable mesurable seulement dans un contexte bien précis, d'une personne sondée ayant oublié de répondre à une question, etc.

La méthode d'estimation des paramètres des données incomplètes c'est l'algorithme itératif EM (Expectation Maximisation).

b.1 Algorithme EM

L'algorithme EM est très simple : soient $\theta^{(t)} = \{\theta_{i,j,k}^{(t)}\}$ les paramètres du réseau bayésien à l'itération t .

$\theta^{(t)}$

- Expectation : estimer les N^* à partir des paramètres de référence

- Maximisation : choisir la meilleure valeur des paramètres $\theta^{(t+1)}$

$$\theta_{i,j,k}^{(t+1)} = \frac{N_{i,j,k}^*}{\sum_k N_{i,j,k}^*}$$

-Répéter ces deux étapes jusqu'à la convergence. $\theta_{i,j,k}^{(t+1)} \approx \theta_{i,j,k}^{(t)}$

9. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par la définition de l'apprentissage automatique après nous avons introduit les différentes méthodes utilisées dans l'apprentissage avec un exemple explicatif de chacun de ces méthodes

Dans le chapitre suivant nous allons implémenter les différents classifieurs des arythmies cardiaques

Implémentation et discussion des résultats

1.4 Présentation de la base de données MIT/BIH

La base de données physiologiques MIT/ BIH [32] est le fruit d'une collaboration entre le Massachussetts Institute of Technology et l'hôpital « Beth Israël Diaconesse Médical Centre ». Elle a été réalisée entre 1975 et 1979 et distribuée en 1980. La Base de Classecanaux d'enregistrements ECG, obtenus de 47 sujets étudiés par le Laboratoire d' Arythmie BIH entre 1975 et 1979. Les sujets étaient 25 hommes âgés entre 32 et 89 ans, et 22 femmes âgés entre 23 et 89 ans. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ECG de 24 heures rassemblés d'un mélange de population de patients (approximativement 60%) et malades en consultation externe (approximativement 40%) au Beth Israël Hôpital de Boston; le restant 25 enregistrements ont été sélectionnés du même ensemble pour inclure des arythmies moins communes. Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde par canal avec résolution de 11 bits. Deux ou plus de cardiologues ont étiqueté chaque dossier indépendamment.

| Record | N | PVC |
|---------------|----------|------------|
| 106 | 1500 | 517 |
| 116 | 2273 | 109 |
| 119 | 1535 | 442 |
| 200 | 1715 | 773 |

| | | |
|-----|------|------|
| 205 | 2574 | 68 |
| 208 | 1581 | 1216 |
| 214 | 2003 | 235 |
| 219 | 2083 | 57 |
| 221 | 2022 | 393 |

Tableau 4.1 Nombre des battements pour chaque enregistrement (Bvp et Normal)

2.4 Sélection des descripteurs d'un cycle cardiaque

Plusieurs descripteurs peuvent être utilisés pour caractériser les battements cardiaques :

Intervalle RRp : C'est un intervalle entre le pic R du présent battement et le pic R du battement précédent.

· **Intervalle RRs** : C'est un intervalle entre le pic R du présent battement et le pic R du battment suivant.

· **Rapport RRs/RRp** :C'est le rapport de l'intervalle RRp sur RRs

· **Largeur du complexe QRS** : Un battements 'Bvp' est caractérisé par un large complexe QRS.

· **Niveau ST**.La période d'extraction des ventricules jusqu'à la phase du repos

| | Malade | Non malade |
|--------------|--------|------------|
| Test positif | VP | FP |
| Test négatif | FN | VN |

Tableau 4.2 résultats possible d'un test

Le tableau ci-dessus montre les résultats possibles lors de la mesure de la validité intrinsèque d'un test. Dans ce tableau, on observe que :

- VP (vrais positifs) représente le nombre d'individus malades avec un test positif,
- FP (faux positifs) représente le nombre d'individus non malades avec un test positif,
- FN (faux négatifs) représente le nombre d'individus malades avec un test négatif,
- VN (vrais négatifs) représente le nombre d'individus non malades avec un test négatif

La sensibilité, ou la probabilité que le test soit positif si la maladie est présente $VP/VP+FN$

La spécificité, ou la probabilité d'obtenir un test négatif chez les non-malades, est donné par $VN/VN+FP$.

3.4 Méthodes de réseaux de neurone

3.1 Le Toolbox Neural Network

C'est un toolbox fournit des outils pour la conception, la mise en œuvre, de visualisation et de simulation de réseaux de neurones. Les réseaux de neurones sont utilisés pour des applications où l'analyse formelle serait difficile, comme la reconnaissance des formes et d'identification de systèmes non-linéaires et de contrôle. La boîte à outils prend en charge l'anticipation des réseaux à base radiale, les réseaux dynamiques d'auto-organisation, des cartes et d'autres paradigmes de réseaux éprouvés [3]

3.2 Présentation de la méthode

Nous avons pris au hasard 5000 battements Parmi ces enregistrements qui contiennent aux battements. Dont 1350 battements ventriculaires prématurés et 3650 battements normaux. La méthode est effectuée par le toolbox neural pattern recognition Tools

3.2.1. Inputs

Nous avons utilisés Cinq descripteurs comme il est montré dans le tableau ci dessous et 2 sorties désirées :

| Entrée | La valeur max | La valeur min |
|--------------|---------------|---------------|
| RRp | 22 | 589 |
| RRs | 22 | 589 |
| QRS | -29 | 186 |
| Pick to pick | 0 | 1150 |
| RRp/RRs | 0.08 | 7.78 |

Tableau 4.3 les valeurs associées pour chaque descripteur

3.2.2. .Classe

| La notation dans la base | La signification |
|--------------------------|------------------|
| 5 | BVP |
| 1 | Normal |

a. Phase d'apprentissage

L'apprentissage se fait de la manière suivante :

Training

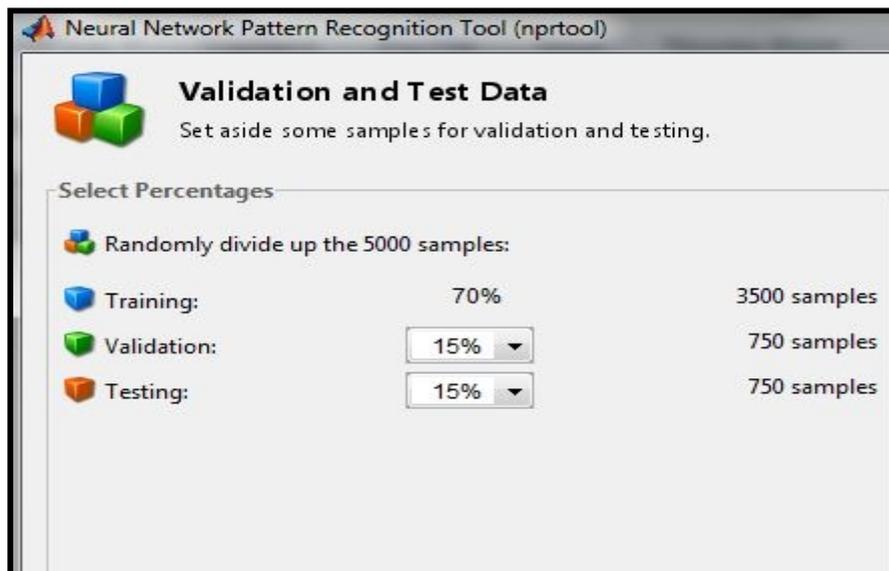
70% → 3500 exemples

Validation

15% → 750 exemples

Test

15% → 750 exemples



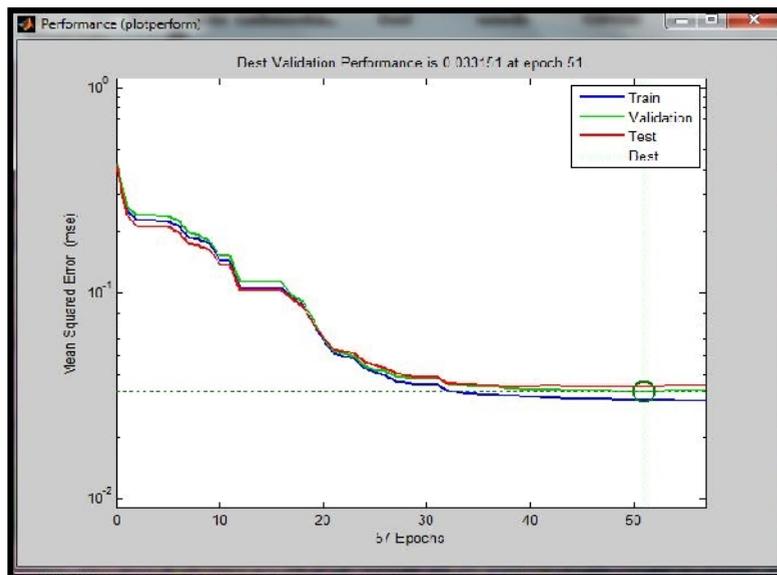
Pour le nombre de neurone dans la couche caché il n'existe pas un mécanisme pour le déterminer mais cette dernière se fait d'une manière empirique

Après plusieurs expériences nous avons trouvé que 15 neurones donne la meilleur résultat Nous avons obtenu les résultats suivants (Tab. 3.4.) et les meilleures classifieurs sont illustrés dans la figure

| | |
|--------------------|--------|
| Training confusion | 96.9 % |
|--------------------|--------|

| | |
|----------------------|------|
| Validation confusion | 96.3 |
| Test confusion | 96.3 |
| All confusion | 96.7 |

Tableau 4.4 Résultats obtenus

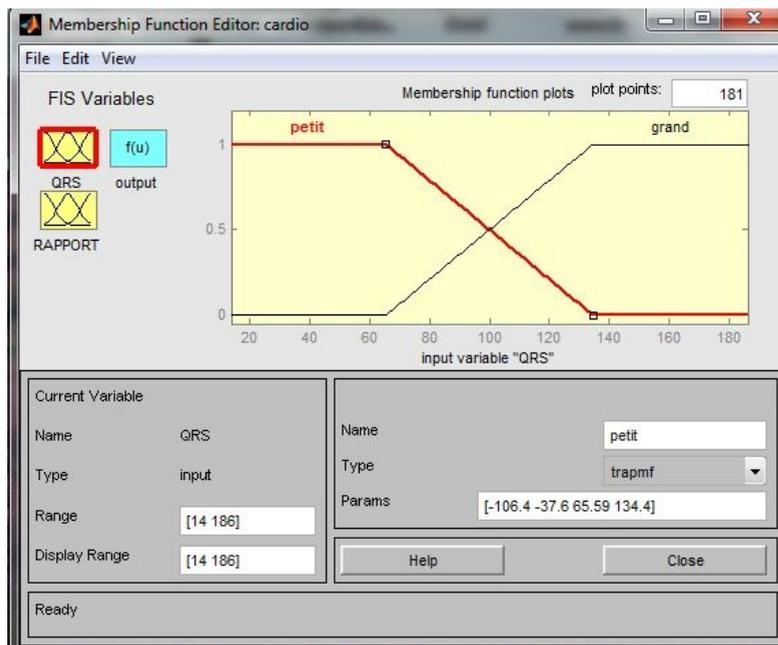


On remarque que la meilleur point de validation c'est à l'itération 51

4.4 Logique flou

4.1. Fuzzification des paramètres

Avant de fuzzifier les paramètres choisis, on doit construire les sous-ensembles d'appartenance, c'est à dire choisir leur nombre, leur formes, les variables linguistiques associées et l'univers de discours correspondant à chaque variable



Il faut définir les zones de chaque descripteur, et les points modaux. On peut prendre, par exemple :

QRS : petit (entre 14 et 134)

Grand (entre 65 et 186)

Variables linguistique (petit grand) et deux fonctions d'appartenance

Pour la forme de la fonction d'appartenance nous avons choisis un type de trapèze c'est le type qui convient de notre travail

RRp/RRs : petit (entre 0.08 et 5.52) , Grand (entre 2.11 et 7.5)

1. Variables linguistique utilisé (petit grand) et deux fonctions d'appartenance de la forme de trapèze

4.2. Les règles d'inférences

Dans cette partie, on doit tout définir règles d'inférences dérivé des connaissances humaines.

Ici, les règles d'inférences sont plutôt simples. Elles sont au nombre quatre ;

Si le QRS est grand et le rapport est grand alors BVP

Si le QRS est grand et le rapport est petit alors BVP

Si le QRS est petit et le rapport est grand alors BVP

Si le QRS est petit et le rapport est petit alors Normal

4.3. Les critères d'évaluation

Notre travail est évalué selon 3 critères :

La sensibilité (se), c'est la probabilité que le test soit positif si la maladie est présente
 $VP/VP+FN$

la spécificité (sp), c'est la probabilité d'obtenir un test négatif chez les non-malades, est donné par $VN/VN+FP$
 taux de classification (**TC**)

| | |
|-----------|----------------|
| TC | 99.58 % |
| Se | 100% |
| Sp | 75% |

Tableau4.5 Résultats obtenus

5. Réseaux bayésien

5.1. BayesNet Toolbox (BNT)

La Bayes Net Toolbox (BNT) est une boîte à outils gratuite pour Matlab programmée par K. Murphy [33].

Nous avons choisi de l'utiliser car :

- Elle effectue l'inférence bayésienne soit de manière exacte, soit de manière approchée, avec plusieurs moteurs implémentés,
- Elle gère également les distributions de probabilités discrètes, gaussiennes et les 'Oubuités' binaires,
- Elle traite l'apprentissage des paramètres,

Elle gère l'apprentissage de la structure avec différents algorithmes IC*, PC et K2,

De plus cet outil récupère les avantages de Matlab, qui a de bons algorithmes numériques, et les tableaux sont particulièrement bien adaptés à la gestion des tables de probabilités conditionnelles des réseaux bayésiens.

5.2 Présentation du modèle proposée

Les étapes de base nécessaires à la proposition d'un modèle d'aide au Diagnostic en utilisant les réseaux bayésiens sont :

- la modélisation de la structure,
- la modélisation des paramètres par apprentissage
- L'inférence

La modélisation ou L'apprentissage de structure est un problème très difficile, en particulier à cause de la taille de l'espace de recherche. [31],

. Cette difficulté est due au grand nombre de caractéristiques qui entrent en jeu dans le diagnostic des anomalies cardiaque. En outre, nous procédons à l'estimation des paramètres par apprentissage automatique.

La troisième phase est une étape qui permet de valider la structure et les paramètres du réseau bayésien.

Dans notre travail, nous n'allons pas étudier cette étape pour la grande variété de ces algorithmes. Nous avons choisi un algorithme standard appelé « arbre de jonction » pour faire l'inférence. Le calcul exact effectué par cet algorithme est derrière ce choix.

5.3 Discrétisation

Puisque la plupart des logiciels de réseaux bayésiens fonctionnent avec des variables discrètes : les variables continues devront donc être discrétisées pour un optimum entre précision des observations et saturation de l'espace mémoire machine dans le traitement du réseau,

il existe plusieurs méthode de discrétisation, dans notre travail nous avons utilisé une méthode de basée sur le critère AIC cité dans le Chapitre précédent, cette dernière est faite par la fonction prédéfini :

```
discretization
```

Elle permet de minimiser l'espace d'état sans perdre d'information, on a obtenu les résultats suivants ;

| Descripteur | Nombre intervalle |
|-------------|-------------------|
| QRS | 38 |
| RRp/RRs | 38 |

Tableau4.6 Résultat de discrétisation

5.4 Initialisation du table de probabilités conditionnelles

Nous avons utilisé le constructeur de CPT `tabular_CPD` pour générer Les différentes probabilités conditionnelles aléatoirement avec la méthode de maximum de vraisemblance a priori uniforme (Dirichlet).

```
bnet.CPD{i} = gaussian_CPD(bnet, i);  
bnet.CPD{i}=tabular_CPD(bnet,i,'prior_type','dirichlet',  
'dirichlet_type','unif');
```

5.5 L'apprentissage de paramètre

L'apprentissage correspond à l'estimation des probabilités généré précédemment en utilisant les apriori :

```
bnet=learn_params(bnet,data);
```

5.6. L'apprentissage de structure

Au cause qu'on a seulement deux nœuds, nous avons fixé la structure du réseaux comme suit :

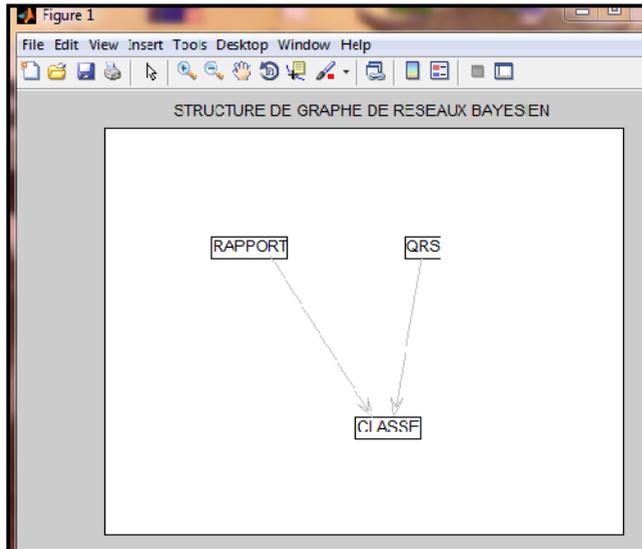


Figure 4.1 Structure du RB pour la Détection des Anomalies Cardiaques

5.7. Inférence

Nous avons utilisé le moteur d'arbre de jonction (junction tree engine)

```
engine = jtree_inf_engine(bnet);
```

Calculons d'abord les marginales inconditionnelles sans aucune "evidence"

```
evidence = cell(1,n);  
[engine,LL] = enter_evidence (engine,evidence);
```

Puis on Compare ces résultats avec les résultats théoriques

| Taux de classification | interprétabilité |
|------------------------|------------------|
| 97.700 | Oui |

Tableau 4.7 Taux de classification

6. Conclusion

Nous avons implémentées les trois méthodes de classification et appliquées sur la même base d'apprentissage et de test, on remarque que toutes les méthodes donnent des résultats performant en termes de précision or les réseaux bayésien et logique flou sont interprétable, on remarque aussi que les réseaux bayésien exigent un nombre élevé d'exemple pour apprendre

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Conclusion et perspectives

Les maladies cardio-vasculaires sont les premières causes de mortalité dans le monde. Plusieurs travaux dans la littérature ont été consacrés pour la réduction de ce risque.

Dans ce mémoire, nous nous intéressons en premier lieu à la reconnaissance automatique d'une arythmie cardiaque, qui est le battement ventriculaire prématuré (BVP), en se basant sur les descripteurs collectés à partir d'un électrocardiogramme (ECG), dans un but préventif, et permettant au cardiologue de mieux cerner cette anomalie cardiovasculaire.

Le choix du modèle Pour aider le médecin à prendre une décision efficace devient un challenge, pour cela on a fait la comparaison entre trois approches différentes :

Modèle probabiliste : car l'activité médicale donne une importance considérable au facteur de doute, à cause de l'indisponibilité d'une information utile et certaine au moment de la décision.

Modèle flou : connu par le critère d'interprétabilité et l'activité médicale généralement donne une explication des décisions.

Ainsi un autre modèle neuronal : l'avantage majeur de ce modèle c'est la capacité d'apprendre et la facilité d'implémentation par contre leur inconvénient c'est la non interprétabilité de leurs résultats

Nous avons utilisé la base de données MIT-BH pour la construction et le test de ces modèles. Les résultats obtenus étaient satisfaisants avec des taux de classification comparable mais avec interprétabilité différente.

Comme perspectives de ce travail, est de construire un modèle hybride à partir de ces classifieurs, plus performants côté précision et explicabilité

Bibliographies

[1] Rémi Dubois thèse de doctorat application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie de l'Université Pierre et Marie Curie - Paris VI (Janvier 2004).

[2] : **Wael Bachta**, " Chirurgie Cardiaque à Coeur Battant Conception et commande d'un stabilisateur cardiaque actif", Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg, 2008.

[3] www.mathworks.com/.../neural-network-toolbox

[4] : **Latrémouille C, Lintz F.** "Anatomie du coeur". Livre en Cardiologie, 2005.

[5] http://fr.wikipedia.org/wiki/Rythme_cardiaque

[6] apprendre l'ECG, Rythme Sinusal http://www.ednes.com/ecg_ex/anartm2.htm

[7] la sante, bradycardie http://www.medtronic.fr/votre_sante/bradycardie/index.htm

[8] bradycardie-1-bradycardie-sinusale-et-bloc-sino-auriculaire /2011/10/13/
<http://thoracotomie.com>

[9] / encyclopedia tachycardia /1290 ,<http://www.topsante.com/>

[10] / encyclopedia tachycardia /1290 ,<http://www.topsante.com/>

[11] Rajai Mourid El Dajani, modélisation cognitive et prédictive du comportement dynamique de l'activité électrique du cœur par approche neuronale, thèse de doctorat, L'institut national des sciences appliquées de Lyon, 2002.

[12] Ouahib GUENOUNOU Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé, thèse de doctorat, université de Toulouse, 2009

[13] les réseaux de neurone www.ryounes.net/cours/

[14] Hussein Atoui, Conception de Systèmes Intelligents pour la Télémédecine Citoyenne, thèse de doctorat, l'INSA de Lyon, 2006

[15] D. Rumelhart, G. Hinton, Learning internal representations by error propagation," in Parallel Data Processing, vol. 1. The M.I.T. Press, Cambridge,1986

[16] le développement d'une approche d'intégration de la logique floue dans la représentation des connaissances d'un système de raisonnement à partir de cas. Mémoire de magister, Université de BLIDA

[17] Patrick Naïm, Pierre-Henri Wuillemin, Philippe Leray, Olivier Pourret et Anna Becker, *Réseaux bayésiens*, Eyrolles, 2011, 3^e éd. (ISBN 9782212047233)

[18]: N. Belgacem, M.A Chikh, F. Bereksi Reguig Detection et identification des arythmies cardiaques par application des réseaux neurones Laboratoire de Génie Biomédical. Département d'électronique. Faculté des Sciences de l'Ingénieur. Université Abou Bekr Belkaïd. Tlemcen Année 2003

[19] Mouna hendel, Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels, 5th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 2009 – TUNISIA

[20]: Kemal Polat et al. A new method to medical diagnosis: Artificial immune recognition system (AIRS) with fuzzy weighted pre-processing and application to ECG arrhythmia. Expert Systems with Applications 31 (2006) 264–269

[21] Omar Behadada Construction d'un système d'aide à la décision médicale pour la détection des arythmies cardiaques à l'aide d'arbres de décision flous, Laboratoire de génie biomédical Département d'électronique Biomédicale Université Aboubekr Belkaïd 2009

[22] : R. Benali, M. A. Chikh :Neuro-Fuzzy Classifieur for cardiac arrhythmias recognition Genie Biomedical Laboratory Tlemcen University 2009

[23] A. Dallali, A. Kachouri and M. Samet Fuzzy C-means clustering neural network ,WT, and HRV for classification of cardiac arrhythmia In Journal of Engineering and Applied Sciences ARPJ VOL. 6, NO. 10, october 2011

[24]: N. Djouaher, Z. Amirou, M. Djeddi Détection du segment S-T de l'ECG par la spline quadratique, SETIT 2005

[25] S. Karpagachelvi et M. Arthanari et M. Sivakumar Classification of ECG Signals Using Extreme Learning Machine, **Journal:** Computer and Information Science **ISSN:** 19138989 **Year:** 2010 **Volume:** 4 **Issue** 2010

[26] Rym Besrouer , Détection de l'Onde R d'un Electrocardiogramme Basée sur le Produit Multiéchelle, 4th International Conference Technologies of Information and Telecommunications Mars 2007 – TUNISIA

[27].René Hunter, fuzzy logic in control, these de doctorat université Amsterdam, 1995

[28] Kim, J. and Pearl, J. (1983). A computational model for combined causal

and diagnostic reasoning in inference systems. In Proceedings IJCAI-83, pages 190-193, Karlsruhe, Germany.

[29] S. L. Lauritzen and D. J. Spiegelhalter. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 50(2) :157–224, 1988.

[30] F. V. Jensen, S. L. Lauritzen, and K. G. Olesen, “Bayesian updating in recursive graphical models by local computation,” *Computational Statistics Quarterly* 1990

[31]: Robinson R. W. (1977). Counting unlabeled acyclic digraphs. In C. H. C. Little, Ed., *Combinatorial Mathematics V*, volume 622 of *Lecture Notes in Mathematics*, p. 28–43, Berlin: Springer.1977

[32] MIT BIH Arrhythmia Database Directory. Physiobank Archive Index, MIT-BIH Arrhythmia Database. Available: <<http://www.physionet.org/physiobank/database>>.

[33] K. Murphy (2000) : The Bayes Net Toolbox 3.0 for Matlab 5

<http://www.cs.berkeley.edu/~murphyk/Bayes/bnt.html>

Remerciements

"من لم يشكر الناس لم يشكر الله" "حديث شريف"

Celui qui ne remercie pas les gens ne remercie pas le dieu tout puissant

La première personne que nous tenons à remercier est mon encadrant Mr. (Chíkh M.A) professeur à l'université de Tlemcen pour l'orientation, la confiance, la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port malgré ses charges administratives et pédagogiques

Nos remerciements s'étendent également à Mr. (Benmouna .Y) Co-encadreur pour ses bonnes explications qui nous ont éclairé le chemin de la recherche et sa collaboration avec nous dans l'accomplissement de ce modeste travail.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui

nous ont enseigné et qui par leurs compétences nous ont soutenu dans la poursuite de nos études.

Ainsi que tous les membres de jury qui nous honoré par leur présence et leur acceptation d'évaluer notre travail.

J'exprime ma gratitude à Mlle Settouti Nesma, Mlle Saïdi Meryem doctorantes à l'université de Tlemcen rencontrés lors des recherches effectuées et qui ont accepté de répondre à mes questions avec gentillesse.

Enfin, on remercie tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Merci à tous et à toutes.

Je dédie ce travail à :

Tout d'abord, louange à « Allah » qui m'a guidé sur le droit chemin tout au long du travail et m'a inspiré les

**bons pas et les justes reflexes. Sans sa miséricorde, ce
travail n’aura pas abouti.**

Mes parents,

Toute ma famille,

Mes amis,

**Qu’ils trouvent ici l’expression de toute ma
reconnaissance.**

GLOSSAIRE

Glossaire

ANFIS : adaptative neuro fuzzy inférence system

AV : auriculo ventriculaire

ECG: electrocardiogramme

ELM : Machine Learning Extreme

K-NN: K Nearest Neighbor.

K-NNW: K Weighted Nearest Neighbor.

K-PPV : K Plus Porches Voisins.

OMS: Organisation Mondiale de Santé.

PMC : perceptron multi couche

SVM: support vector machine

QRS: la contraction ventriculaire

IC : Inductive Causation

MV.maximum de vraisemblance

SEM : Structural EM

Table des matières

| | |
|--|----|
| Table de matières..... | 1 |
| Liste des figures | 6 |
| Liste des tableaux..... | 7 |
| Introduction générale | 8 |
| Chapitre I : système cardiovasculaire | |
| 1. Introduction | 11 |
| 2. Le système cardiovasculaire | 11 |
| 3. Le cœur | 11 |
| 3.1 Anatomie du cœur..... | 11 |
| 3.2 Fonctionnement électrique | 12 |
| 4. Electrocardiogramme | 13 |
| 4.1 Lecture et interprétation d'un ECG..... | 14 |
| 4.2 Ondes constituant un ECG..... | 16 |
| 4.2.1 Onde P | 16 |
| 4.2.2 Le complexe QRS..... | 17 |
| 4.2.3 L'onde T..... | 17 |
| 4.2.4 L'intervalle PR..... | 18 |
| 5. Rythme cardiaque..... | 18 |
| 5.1 Origine sinusale..... | 19 |
| 5.2 Origine jonctionnelle..... | 19 |

| | | |
|---------|---|----|
| 5.3 | Origine ventriculaire..... | 20 |
| 6 | Arythmies cardiaques | 20 |
| 6.1 | Battement ventriculaire prématuré (BVP) | 20 |
| 7 | Les troubles de fréquence..... | 21 |
| 7.1 | Fréquence..... | 21 |
| 7.1.1 | Bradycardie..... | 21 |
| 7.1.1.a | Bradycardie sinusale | 21 |
| 7.1.2 | La tachycardie..... | 22 |
| 7.1.2.a | Tachycardie sinusale | 22 |
| 7.1.2.b | Tachycardie auriculaire et nodale AV..... | 23 |
| 7.1.2.c | Tachycardie ventriculaire (TV) | 23 |
| 7.2 | Les troubles de la régularité | 24 |
| 7.2.1 | Foyer ectopique auriculaire ou nodal AV..... | 24 |
| 7.2.2 | Foyer ectopique ventriculaire..... | 25 |
| 7.2.3 | Le flutter et les fibrillations | 25 |
| 8. | Bloc de Branche Droit | 28 |
| 9. | Bloc de Branche gauche | 28 |
| 10. | Conclusion..... | 29 |

| | |
|------------------------------------|--|
| Chapitre II : Etat de l'art | |
|------------------------------------|--|

| | | |
|----|--------------------|----|
| 1. | Introduction | 30 |
|----|--------------------|----|

| | | |
|------|---|----|
| 9. | Réseaux de neurone | 30 |
| 10. | Carte de kohonnen..... | 30 |
| 11. | Approche floue..... | 30 |
| 4.1. | Approche neuro-flou..... | 31 |
| 4.2. | Classification c-means flou (FCMC)..... | 31 |
| 12. | L'approche SVM..... | 32 |
| 13. | La méthode ELM..... | 32 |
| 14. | Autre approche..... | 33 |
| 15. | Conclusion..... | 33 |

Chapitre III : Les méthodes de classification

| | | |
|-------|---|----|
| 1. | Introduction..... | 34 |
| 2. | Les réseaux de neurones..... | 35 |
| 2.1 | Historique..... | 35 |
| 2.1 | Neurone biologique..... | 35 |
| 2.3 | Le neurone formel..... | 36 |
| 2.4 | Réseaux non bouclés..... | 37 |
| 2.5 | Réseaux bouclés..... | 38 |
| 2.6 | Exemple de réseaux de neurone..... | 39 |
| 3. | Les étapes de conception d'un réseau de neurones..... | 40 |
| 3.1 | Choix et préparation des échantillons | 40 |
| 3.2 | Elaboration de la structure du réseau..... | 40 |
| 3.3 | Apprentissage..... | 41 |
| 3.3.1 | L'arrêt précoce..... | 41 |
| 8.1 | La validation croisée..... | 42 |
| 4. | Logique flou..... | 42 |
| 4.1 | Historique..... | 42 |

| | | |
|-------|---|-----------|
| 5. | Théorie des sous-ensembles flous..... | 43 |
| 5.1 | Notion d'ensemble et de sous-ensemble flou..... | 43 |
| 5.2 | Valeur d'appartenance..... | 44 |
| 5.3 | Utilité des ensembles flous..... | 44 |
| 5.3.1 | Incertitude..... | 44 |
| 5.3.2 | Imprécision..... | 45 |
| 6. | Différentes formes de fonctions d'appartenance..... | 45 |
| 6.1 | Fuzzification..... | 46 |
| 6.2 | Inférence ou Base de règles | 46 |
| 6.3 | Défuzzification..... | 46 |
| 7. | Différentes méthodes d'inférence..... | 47 |
| 7.1 | Méthode MAX-MIN..... | 47 |
| 7.2 | Défuzzification..... | 48 |
| 7.2.1 | Méthode du maximum..... | 48 |
| 7.3 | Méthode du centroïde..... | 48 |
| 8. | Réseaux bayésiens | 49 |
| 8.1 | Introduction..... | 49 |
| 8.2 | Définition de Réseaux bayésiens..... | 50 |

| | | |
|-------|--|----|
| 8.2.1 | Un exemple simple de réseau Bayésien..... | 51 |
| 8.3. | L'utilisation de réseaux bayésien..... | 52 |
| 8.3.1 | Méthodes d'inférence exactes..... | 53 |
| a. | Messages locaux..... | 53 |
| b. | Ensemble de coupe..... | 53 |
| c. | Arbre de jonction..... | 53 |
| 8.4. | La mise en œuvre du réseau Bayésien..... | 54 |
| 8.5. | Apprentissage dans les réseaux bayésien..... | 54 |
| 8.5.1 | Apprentissage de structure..... | 55 |
| a. | Algorithmes de structure (Données complètes)..... | 55 |
| a.1 | Algorithmes basés sur un score..... | 56 |
| a.2 | Algorithmes basés sur l'indépendance conditionnelle..... | 56 |
| b. | Algorithmes de structure (Données incomplètes)..... | 56 |
| 8.5.2 | Apprentissage des paramètres | 57 |
| a. | A partir de données complètes..... | 57 |
| a.1 | Apprentissage statistique..... | 57 |
| b. | A partir de données incomplètes..... | 57 |
| b.1 | Algorithme EM..... | 57 |
| 9. | Conclusion..... | 58 |

| | |
|--|--|
| Chapitre IV : Résultats et discussion | |
|--|--|

| | | |
|--------|--|----|
| 6.4 | Présentation de la base de données MIT/BIH..... | 59 |
| 7.4 | Sélection des descripteurs d'un cycle cardiaque..... | 60 |
| 8.4 | Méthodes de réseaux de neurone..... | 61 |
| 3.1 | Le Toolbox Neural Network | 61 |
| 3.2 | Présentation de la méthode | 61 |
| 3.2.2. | Inputs..... | 61 |
| 3.2.2. | .Classe..... | 61 |
| a. | Phase d'apprentissage | 62 |
| 9.4 | Logique flou | 63 |
| 5.1. | Fuzzification des paramètres..... | 63 |
| 4.2. | Les règles d'inférences..... | 64 |
| 4.3. | Les critères d'évaluation..... | 64 |
| 6. | Réseaux bayésien..... | 64 |
| 5.2. | BayesNet Toolbox (BNT)..... | 64 |
| 5.2 | Présentation du modèle proposée | 65 |
| 5.3 | Discrétisation..... | 65 |
| 5.4. | Initialisation du table de probabilités conditionnelles..... | 65 |
| 5.5. | L'apprentissage de paramètre..... | 65 |
| 5.6. | L'apprentissage de structure | 66 |
| 5.7. | Inférence..... | 67 |
| 6. | Conclusion..... | 68 |

Liste des tableaux

| | | |
|-------------|---|----|
| Tableau 1.1 | Correspondance entre le tracé électrique et le rythme cardiaque . | 15 |
| Tableau 3.1 | Modélisation de la table de probabilité | 51 |

| | |
|---|-----------|
| Tableau 3.2 Tableau de probabilité conditionnelle | 52 |
| Tableau 4.1 Nombre des battements (Bvp et Normal)..... | 59 |
| Tableau 4.2 Résultats possible d'un test | 60 |
| Tableau 4.3 Les valeurs associées pour chaque descripteur | 61 |
| Tableau 4.4 Résultats obtenus..... | 62 |
| Tableau 4.5 Résultats obtenus..... | 64 |
| Tableau 4.6 Résultat de discrétisation..... | 66 |
| Tableau 4.7 Taux de classification | 67 |

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1.1 : Le cœur est séparé en deux par une épaisse cloison..... | 12 |
| Figure 1.2 : la propagation de l'impulsion électrique dans le cœur | 13 |
| Figure 1.3 : Enregistrement d'un ECG 3 voies..... | 14 |
| Figure 1.4 : Onde P..... | 17 |
| Figure 1.5 : Le complexe QRS | 17 |
| Figure 1.6 : Onde T..... | 18 |
| Figure 1.7 : Rythme sinusal (ondes P identiques)..... | 19 |
| Figure 1.8 : Rythme jonctionnel (ondes P rétrogrades)..... | 20 |
| Figure 1.9 : Rythme Ventriculaire..... | 20 |
| Figure 1.10 : BVP sur la surface du signal ECG..... | 21 |
| Figure 1.11 : Bradycardie sinusale..... | 22 |
| Figure 1.12 : Tachycardie sinusale. Le rythme est de 120 BPM..... | 22 |
| Figure 1.13 : Tachycardie ventriculaire (TV)..... | 24 |
| Figure 1.14 : Emplacement des foyers ectopiques..... | 25 |

| | |
|--|----|
| Figure 1.15 : Bigéminisme ventriculaire..... | 25 |
| Figure 1.16 : Fibrillation auriculaire..... | 27 |
| Figure 1.17 : Fibrillation ventriculaire..... | 27 |
| Figure 1.18 : Bloc de branche droite | |
| Figure 1.19 : Bloc de branche gauche (Dépolarisation aux sens inverse) | |
| Figure 3.1 : Les domaines scientifiques et l'apprentissage artificiel. | |
| Figure 3.2 : Modèle de base d'un neurone formel | |
| Figure 3.3 : Exemples de fonctions d'activation | |
| Figure 3.4 : Perceptron à une couche cachée | |
| Figure 3.5 : Réseaux de neurones récurrents | |
| Figure 3.6 : le perceptron multicouche | |
| Figure 3.7 : Forme Croissante | |
| Figure 3.8 forme Décroissant | |
| Figure 4.1 Structure du RB pour la Détection des Anomalies Cardiaques | |

Résumé

Dans ce travail nous appliquons trois méthodes de classification sur une base cardiologique MIT dont le but d'identifier l'arythmie (BVP)

Dans un premier temps nous introduisons des notions de base en cardiologie en précisant la nature électrique du signal ECG et ses différentes ondes (P, Q, R, S et T). Nous présentons après la définition des arythmies cardiaques ciblées dans notre étude. Par la suite, nous présentons les trois méthodes (réseaux de neurone, logique floue et réseaux bayésien)

Les résultats de nos expérimentations et leurs interprétations avec une comparaison sont expliqués au dernier chapitre

Mots clés : Electrocardiogramme (ECG), décision médicale , classification supervisé , interprétabilité , précision

Abstract

In this paper we apply three classification methods on a cardiology database MIT/BH to identify the arrhythmia (BVP)

As a first step we introduce basic concepts in cardiology specifying the electrical nature of the ECG signal and its various (P, Q, R, S and T).

We present the definition of cardiac arrhythmias targeted in our study. Subsequently, we present three methods (neural networks, fuzzy logic and Bayesian networks)

The results of our experiments and their interpretations are discussed with a comparison to the last chapter

Keywords: medical decision, supervised classification, Interpretability, precision, Electrocardiogram (ECG).

لقد قمنا في هـ العمل بتطبيق ثلاثة طرق التصنيف على قاعدة للقلب و ذلك لتحديد نبضة البطين السابقة
(P Q كخطوة أولى قمنا بتقديم المفاهيم الأساسية في مجال أمراض القلب كذلك الطبيعة الكهربائية للإشارة ECG وأنها
R S,T) قمنا بتعريف عدم انتظام ضربات القلب المستهدفة في الدراسة.
(الشبكات العصبية، والمنطق الضبابي الشبكات النظرية الافتراضية) نتائج الطرق الثلاث وتفسيراتها مع المقارنة
هي موضحة في الفصل الأخير الكلمات الرئيسية المقرر الطبية، والتصنيف، التفسير والدقة.