



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Informatique Biomédicale

présenté par : **GUILAL Rima**

**Classification des tracés
CardioTocoGraphiques fœtales par un
classifieur neuronale de type Hopfield**

Soutenu le 23 Mai 2016 devant le Jury

M.	BECHAR Hassane	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Président
M.	CHIKH Mohammed Amine	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	SETTOUTI Nesma	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

*Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut...
Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude,
L'amour, le respect, la reconnaissance...
Aussi, c'est tout simplement que*



*Je dédie ce modeste
travail...*

A ceux qui m'ont donnée la vie, à mes très chers parents :

A mon très cher Père :

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

A ma très chère mère :

Affable, honorable, aimable : Tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi.

Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études. Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte.

« Que Dieu vous garde ».

A mes chères sœurs : CHAIMAA, ASMAA, DOUAA, AHLAM

A mon petit cher frère : AHMED YACINE.

A mes très chères sœurs et adorables amies : Hamla Ahlam Djedjiga, Azzaoui Amaria, et Benazouz Ahlem, je ne vous oublie jamais.

A mon oncle Mébarki AbdElHamid, sa femme Faiza et ses enfant, qui n'ont pas cessé de m'aider et m'encourager. Puisse Dieu vous garder, éclairer votre route et vous aider à réaliser à votre tour vos vœux les plus chers.

A mes Camarades de promotion : Hanane, Sara Rabia, Sabiha.... En souvenir des bons moments passés ensemble.

A tous mes enseignants depuis mes premières années d'études

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.

RIMA



Remerciements

Avant tous, Je remercie الله le tout puissant de m'avoir donné le courage, la volonté, la force d'y croire et la patience d'aller jusqu'au Bout.

Au Prophète محمد صلى الله عليه وسلم Notre guide et notre exemple bien aimé. Qu'il nous oriente dans le droit chemin.

« من لا يشكر الناس لا يشكر الله » - حديث نبوي -

Au terme de ce travail, je saisis cette occasion pour exprimer mes vifs remerciements à toute personne ayant contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Spécialement mon encadreur le professeur CHIKH Mohamed El Amine. Je vous remercie d'avoir cru en mes capacités, pour le temps et la patience que vous m'avez accordés tout au long de ces années en me fournissant d'excellentes conditions logistiques. Pour tout ce que vous m'avez donné, je vous remercie très sincèrement.

J'exprime également ma gratitude aux membres du jury :

A Mr. BECHAR Hassane pour avoir accepté de juger ce travail et d'en présider le jury de soutenance. Que vous soyez assuré de mon entière reconnaissance.

A Mme. SETTOUTI Nessma, pour avoir bien voulu juger mon travail en acceptant d'être examinateur : un grand honneur pour moi madame.

Mes remerciements s'adressent également aux doctorantes : Mlle. HAMLIA Ahlam Djedjiga et Mlle. BENAZOUZ Ahlem. Je vous remercie beaucoup pour vos présences et vos soutiens.

Mes remerciements aussi à : Mr. BECHAR Mohamed El Amine qui m'a aidé et orienté dans ce travail.

*Je désire adresser mes remerciements à l'ensemble du corps enseignant de la **Filière de Génie Biomédical**. Je pense particulièrement à tous les membres de laboratoire de Génie Biomédical.*

*Je souhaite adresser ici mes sincères remerciements à nos professeurs de la spécialité **Informatique biomédicale** de nous avoir incités à travailler en mettant à notre disposition leurs expériences et leurs compétences.*

J'adresse toute ma gratitude à tous mes ami(e)s et à toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail. Merci pour votre support et vos encouragements.



Merci

تلخيص:

تشير ضربات قلب الجنين الطبيعية عادة إلى أن كل شيء على ما يرام في مراحل الحمل المختلفة. تعتبر مراقبة الجنين من أهم العوامل التي تسمح لنا بالكشف عن التشوهات و الاضطرابات التي يعاني منها الجنين في مراحل مبكرة.

La cardiocographie هي عبارة عن تقنية قديمة لمراقبة الجنين، تستعمل في تحليل المعلومات المتعلقة بضربات قلبه (RCF). في أغلب الأحيان ، يتعذر على الخبراء كشف الحالات المستعصية بالاعتماد على العين المجردة. و لهذا تم تطوير العديد من النظم الآلية من أجل حل هذه المشكلة.

الهدف من هذه الدراسة هو بناء مصنف غير خاضع للرقابة (non supervisée) قادر على معرفة و تصنيف الحالات إلى صنفين: عادية و أخرى مرضية. و لهذا اقترحنا استعمال الشبكة العصبية هوبفيلد بمثابقتها مصنف غير خاضع للرقابة. تسمح لنا هذه الدراسة بالتمييز بين الحالات العادية و المرضية بالاعتماد على قاعدة

بيانات لمعلومات متعلقة بالجنين. نتيجة لذلك، تحصلنا على معدل تصنيف مقبول حوالي 76%. يمكننا تحسين

هذه النتائج عن طريق استعمال فقط المعلومات المهمة جدا، أو أيضا عن طريق التهجين بين المصنف المقترح من قبلنا مع نظام الاستدلال الغامض (système d'inférence flou).

الكلمات المفتاحية : نبضات قلب الجنين، مراقبة الجنين، جهاز مراقبة قلب الجنين، الشبكة العصبية، شبكة هوبفيلد.



Abstract:

The fetal heart rate is a tool which informs us on fetus's state. The fetal monitoring is very important to detect the anomalies in precocious level. The Cardiotocography (CTG) is an old fetal monitoring technique which allows an analysis of fetal heart rate (FHR) parameters. Some case, the experts doesn't detect the anomalies by eye, to solve this problem several computing system are developed. The objective of this memory is the construction of unsupervised classifier able to predict the normal and pathological cases. In our study we proposed a Hopfield type of neural networks like a classifier.

It enable to differentiate the normal cases from the pathological using a fetal data base. The algorithm has shown 76 percent correct rate.

These results can be improved by a vector of more pertinent characteristics, and adding the concept of interpretability by hybridizes our classifior with a vague inference system.

Keywords: fetal heart rate, fetal monitoring, Cardiotocography, neural networks, Hopfield



Résumé :

Le rythme cardiaque fœtal (RCF) est un outil qui nous informe sur l'état du fœtus. La surveillance fœtale est très importante car elle permet de détecter les anomalies au niveau de RCF à un stade précoce. La cardiotocographie (CTG) est une ancienne technique de la surveillance fœtale qui permet une analyse des paramètres du rythme cardiaque fœtal (RCF). Dans certains cas, les experts n'arrivent pas à détecter ces anomalies à l'œil nu. Afin de résoudre ce problème plusieurs systèmes automatisés sont développés.

L'objectif de ce mémoire est la construction d'un classifieur non supervisée capable de prédire les états normaux et pathologiques d'un fœtus. Dans notre étude nous avons proposé le modèle de réseau de neurones type Hopfield comme un classifieur. Il permet de différencier les cas normaux des cas pathologiques à partir d'une base de données fœtale.

Nous avons obtenu un taux de classification acceptable aux environs de 76%. Ces résultats peuvent être améliorés en choisissant un vecteur de caractéristiques plus pertinent et en ajoutant la notion d'interprétabilité en hybridant notre classifieur avec un système d'inférence flou.

Mots clés: rythme cardiaque fœtal, surveillance fœtale, cardiotocographe, réseaux de neurones, Hopfield.

Table des matières :

Dédicace	i
Remerciements.....	iii
تلخيص.....	v
Abstract.....	vi
Résumé.....	vii
Table des matières.....	viii
Table des figures.....	ix
Liste des tableaux.....	x
Glossaire.....	xi
Introduction générale.....	02
Chapitre 01 :	
Contexte médical : le rythme cardiaque foetal	06
Chapitre 02 :	
Les réseaux de neurones : le réseau Hopfield.....	24
Chapitre 03 :	
Résultats et discussion.....	44
Conclusion générale & perspectives	65
Bibliographie.....	67
Annexes.....	69



Table des figures

Figure I.1	physiologie d'un fœtus	08
Figure I.2	disque embryonnaire (20 jours de développement embryonnaire).....	09
Figure I.3	formation des plis limitant latéraux (21-22 jours de développement embryonnaire).....	09
Figure I.4	le cordon ombilical.....	10
Figure I.5	le cœur d'un fœtus.....	11
Figure I.6	la circulation sanguine fœtale.....	12
Figure I.7	tracé d'une fréquence de base normale.....	13
Figure I.8	tracé d'une bradycardie.....	13
Figure I.9	tracé d'une tachycardie.....	13
Figure I.10	physiologie d'un fœtus.....	14
Figure I.11	Cardiotocographe.....	16
Figure II.1	Schéma d'un neurone biologique.....	27
Figure II.2	Schéma d'un neurone formel.....	27
Figure II.3	exemple de réseau de neurones non bouclé.....	28
Figure II.4	exemple de réseau de neurones bouclé.....	29
Figure II.5	réseau monocouche.....	30
Figure II.6	réseau multicouche.....	30
Figure II.7	les réseaux de neurones les plus utilisés.....	31
Figure II.8	un exemple d'un réseau Hopfield.....	35
Figure II.9	architecture d'un réseau Hopfield.....	36
Figure III.1	organigramme de l'approche proposée.....	46
Figure III.2	Classification à base de K-Means.....	49
Figure III.3	Fonction d'appartenance dans K-MEANS/FCM.....	53
Figure III.4	structure générale de l'approche proposée.....	55
Figure III.5	Base de données normalisées.....	56



Liste des tableaux

Tableau I.1	systèmes de classification et leurs critères d'interprétation.....	21
Tableau I.1	systèmes de classification et leurs critères d'interprétation (suite).....	22
Tableau II.1	quelques fonctions de transfert les plus utilisées.....	31
Tableau III.1	les définitions des grandeurs V_p , V_n , F_p et F_n	54
Tableau III.2	les données avant la normalisation.....	56
Tableau III.3	les données après la normalisation.....	57
Tableau III.4	les centroides des deux clusters pour chaque attribut (K-means).....	58
Tableau III.5	la bipolarisation selon le vecteur C_1 obtenu avec k-means.....	59
Tableau III.6	la bipolarisation selon le vecteur C_2 obtenu avec k-means.....	59
Tableau III.7	les cas identiques obtenus après la comparaison entre les résultats des deux seuils pour chaque attribut (par la méthode kmeans).....	60
Tableau III.8	les centroides des deux clusters pour chaque attribut (FCM).....	61
Tableau III.9	la bipolarisation selon le vecteur V_1 obtenu avec FCM.....	61
Tableau III.10	la bipolarisation selon le vecteur V_2 obtenu avec FCM.....	61
Tableau III.11	les cas identiques obtenus après la comparaison entre les résultats des deux seuils pour chaque attribut (pour la méthode FCM).....	62
Tableau III.12	l'élément de la confiance pour chaque classe.....	63
Tableau III.13	les valeurs de V_p , F_p , F_n et V_n	64
Tableau III.14	les résultats obtenus de TC, Se et Sp.....	64



Glossaire

AC	Nombre d'accélération.
ACOG	American College of Obstetricians and Gynecologists
AdaLiNe	Adaptative LinearNeuron
ALTV	Durée moyenne d'une variabilité à long terme anormale.
ASTV	Durée moyenne d'une variabilité à court terme anormale.
bpm	Battement par minute
CTG	cardiotocographie
DL	Nombre de décélérations légères (précoces).
DP	Nombre de décélérations prolongés.
ECG	électrocardiogramme
FM	Nombre de mouvements fœtaux.
FCM	Fuzzy C-Means
Fn	Faux négatif
Fp	Faux positif
HNN	The Hopfield neural network
IMG	interruption médicale de grossesse
INEB	Institut National d'Ingénierie Biomédicale
LB	Fréquence cardiaque de base (battements par minute).
MFE	monitorage fœtal électronique
MLTV	Valeur moyenne d'une variabilité à long terme.
Ms	millisecondes
MSTV	Valeur moyenne d'une variabilité à court terme.
NICE	National Institute for Health and Clinical Excellence
NICHD	National Institute of Child Health & Human Development
RCF	rythme cardiaque fœtal
RCOG	Royal College of Obstetricians and Gynecologists
Rdb	rythme cardiaque fœtal de base
RNAs	réseaux de neurones artificiels
SE	la sensibilité
SOGC	Société des Obstétriciens et Gynécologues Canadiens
SP	la spécificité
TC	taux de classification
UC	Nombre de contractions utérines.
VCT	variabilité à court terme
VLT	variabilité à long terme
Vn	Vrai négatif
Vp	Vrai positif



Introduction Générale



Introduction générale :

Actuellement dans le monde de la santé, le plus grand souci concerne le taux de décès annuel des nouveau-nés et des prématurés. Afin de faire face à ce problème, la surveillance fœtale est devenue une nécessité durant les dernières semaines de la grossesse.

Notons que la surveillance continue des réactions du fœtus par une analyse plus détaillée de la fréquence cardiaque permet de prévenir l'hypoxie (diminution de l'oxygène dans le sang) et les lésions cérébrales. Un intérêt plus particulier a été initialement accordé aux problèmes d'arythmies cardiaques liés en particulier à la bradycardie et la tachycardie. [3]

Le Rythme Cardiaque Fœtal (RCF) nous permet d'identifier les fœtus qui ont une souffrance aigue nécessitant une prise en charge rapide. Pour s'assurer que l'état du fœtus est normal, les médecins utilisent souvent la cardiotocographie (CTG).

La Cardiotocographie fœtale est un test de diagnostic en fin de grossesse pour vérifier le rythme cardiaque fœtal. Ce test est particulièrement adapté pour les femmes enceintes de plus de 38 semaines de gestation, pour vérifier l'intégrité de la santé de l'enfant. Dans certains cas pendant le travail, cette technique peut être effectuée pour s'assurer que le bébé n'est pas en détresse.

L'utilisation de la Cardiotocographie a un intérêt très important durant la grossesse et lors de l'accouchement car elle permet d'assurer un meilleur suivi de bien-être fœtal et les contractions utérines.

Problématique :

L'introduction du CTG a montré que le monitoring fœtal électronique permettrait d'identifier les fœtus présentant une souffrance intra-utérine. La technologie CTG est d'une utilisation facile sur le plan technique, mais l'expérience a montré que de nombreux accouchements suivis par le CTG se terminent souvent par une intervention superflue (augmentation du taux de césarienne) dont le but est de sauver le bébé.

La complexité des modes de lecture et d'interprétation des tracés CTG, l'absence de critère spécifique de l'hypoxie survenant au cours de l'accouchement représentent des difficultés supplémentaires. Une bonne interprétation du RCF nécessite une analyse rigoureuse du tracé.

Pour tenter de réduire les interventions inutiles, l'utilisation des systèmes de surveillance automatisés comme outil complémentaire au RCF a été préconisée. La supériorité des systèmes automatiques par rapport à l'analyse visuelle du CTG, réside dans le traitement des tracés suspects et pathologiques.

Plusieurs systèmes de classification sont utilisés pour identifier les anomalies fœtales dont le but d'aider le médecin (gynécologue ou obstétricien) dans leur analyse du tracé CTG.

Afin d'améliorer la performance de l'interprétation de RCF, nous proposons une nouvelle application médicale dite intelligente basé sur un classifieur neuronale à base du modèle de Hopfield.

Objectif visé:

Dans ce travail, nous cherchons à réaliser un modèle de classification automatique permettant de réaliser la classification des tracés CTG en deux classes (normal et pathologique).

Notre approche proposée est fondée sur deux phases principales :

1- Phase de prétraitement : dans cette partie, nous avons appliqué un ensemble des opérations de prétraitement sur notre base de données (normalisation et bipolarisation des données) afin de les utiliser comme vecteur d'entrée au classifieur dans la phase suivante.

2- Phase de classification : notre but est de tester un classifieur non supervisé (le réseau de neurone –Hopfield-) sur notre base de données fœtale afin de classifier les cas de notre base de données en deux clusters (normal et pathologique).

Plan de mémoire :

Le problème ciblé dans notre travail se résume à la reconnaissance non supervisée des tracés CTG afin d'identifier l'état d'un fœtus.

Notre mémoire est organisé en trois chapitres distincts :

Chapitre 01 : contexte médicale « le rythme cardiaque fœtal » :

Dans ce chapitre, Nous commençons par une petite définition de fœtus, sa circulation sanguine et son rythme cardiaque. Ensuite, nous parlons de la surveillance et l'analyse de rythme cardiaque fœtal. Parmi les techniques de la surveillance fœtal, nous présentons la technique de monitoring électronique « cardiotocographie », puis nous discutons les modes d'interprétation de tracés CTG. Enfin nous terminons ce chapitre par les différents systèmes standards de classification des tracés CTG afin de déterminer les cas pathologiques et normaux en se basant sur les définitions des critères d'interprétation pour chaque système.

Chapitre 02 : les réseaux de neurones « le réseau Hopfield » :

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'abord une description des réseaux de neurones et leurs caractéristiques. Ensuite, nous détaillons le modèle utilisée dans notre travail qui est «le réseau « Hopfield ». L théorie de ce réseau permet une meilleure compréhension de choix de cette méthode de classification adoptée dans le reste de ce travail.

Chapitre 03 : expérimentations et résultats « approche proposée »

Ce dernier chapitre représente le cœur de ce mémoire : la première partie est dédiée à la présentation des différentes méthodes et matériels utilisés dans les deux phases de notre approche proposée (prétraitement et classification). Puis, nous présentons une description de la base de données fœtale utilisée dans notre travail. Dans la deuxième partie, nous discutons les résultats obtenus.



Chapitre 01 :

Contexte médical :

Le rythme cardiaque foetal

Chapitre 01 :

Contexte médical:

Le rythme cardiaque fœtal.

Sommaire :

I. Introduction	07
II. Définitions	07
II.1. Notions sur le fœtus	07
II.2. L'appareil circulatoire	08
II.2.1. le cœur, organe de vie	08
➤ La formation du tube cardiaque	09
II.2.2. la circulation sanguine	10
➤ circulation fœtale	10
III. le rythme cardiaque fœtal	12
III.1. Définition	12
III.2. L'analyse du rythme cardiaque fœtal	12
III.2.1. Le rythme de base	13
III.2.2. La variabilité	14
III.2.3. Les accélérations	14
III.2.4. Les décélérations	15
III.3. La surveillance du rythme cardiaque fœtal	15
III.3.1. La technique Cardiotocographique	15
III.3.1.1. Définition	15
III.3.1.2. Le Principe	16
a) Description de l'appareil.....	16
b) Le fonctionnement	17
III.4. Interprétation et classification des tracés CTG	18
III.4.1. Interprétation de rythme cardiaque fœtal	18
III.4.1.1. Interprétation visuelle du RCF.....	18
III.4.1.2. Interprétation informatisée du RCF.....	18
➤ Quelques systèmes informatisés (anciens et récents)	18
III.4.2. Classification des tracés Cardiotocographiques	19
IV. Conclusion.....	20

I. Introduction :

La mort fœtale dans l'utérus est un problème que la majorité des femmes ignorent son contexte scientifique.

Le diagnostic anténatal peut révéler, dans certains cas, des anomalies incurables chez le fœtus qu'il n'y a aucune solution thérapeutique et qui nécessitent une interruption médicale de grossesse (IMG). Dans certains pays, la décision des IMG est prise par une commission mais le dernier mot revient aux parents. En Algérie, les spécialistes déplorent l'inexistence de comités pluridisciplinaires qui décident des IMG, chez nous la question est beaucoup plus sensible car elle relève des valeurs religieuses.

D'après plusieurs experts du domaine médical, les maladies cardiaques restent les premières causes des malformations des fœtus où elles touchent 1 sur 1000 cas dans chaque pays, et que les distorsions touchant le cœur de fœtus varient entre 1% et 2% de la population totales de pays [1]

La surveillance du rythme cardiaque fœtal (RCF) est un élément clé de la surveillance de la grossesse et de l'accouchement. Actuellement, le RCF est l'un des paramètres les plus importants dans la décision d'extraction d'un fœtus présentant une souffrance intra-utérine.

En présence de certains facteurs de risque, la surveillance du RCF est nécessaire pour sauver le fœtus. Afin d'effectuer cette surveillance, il existe plusieurs techniques pour calculer les paramètres caractérisant l'état du fœtus. Parmi ces techniques, on a la technique de monitoring électronique appelée « Cardiotocographie (CTG) ». Cette technique a été développée à partir des années 60 et s'est rapidement généralisée par la suite pour devenir aujourd'hui le mode de surveillance quasi systématique.

Dans ce chapitre, notre objectif est de situer le contexte dans lequel l'application que nous cherchons à développer va être utilisée. Nous commençons par définir le fœtus, la circulation sanguine et le rythme cardiaque fœtale. Ensuite, une description de la technique Cardiotocographique et les modes de l'interprétation de signal. Enfin nous terminons par la classification du tracé CTG afin de déterminer les cas pathologiques et normaux.

II. Définitions :

II.1. Notions sur le fœtus :

L'essentiel de la formation de l'embryon se déroule pendant les trois premiers mois de la grossesse. L'ensemble des organes va se former en dix semaines, dans un ordre précis et d'une façon identique chez tous les humains. L'embryon s'avère le plus vulnérable à certaines menaces telles que des infections qui peuvent provoquer des malformations. Après cette période critique, le fœtus se développera surtout en augmentant sa taille et son poids. [2]

Par rapport à un embryon qui est le résultat immédiat de la fécondation, le fœtus acquiert des caractères distinctifs de l'espèce humaine à partir du troisième mois. En effet les systèmes et les organes chez le fœtus sont déjà constitués. La période fœtale se caractérise essentiellement par la maturation et la croissance [3]. La figure (I.1) suivante représente un fœtus et ses membranes.

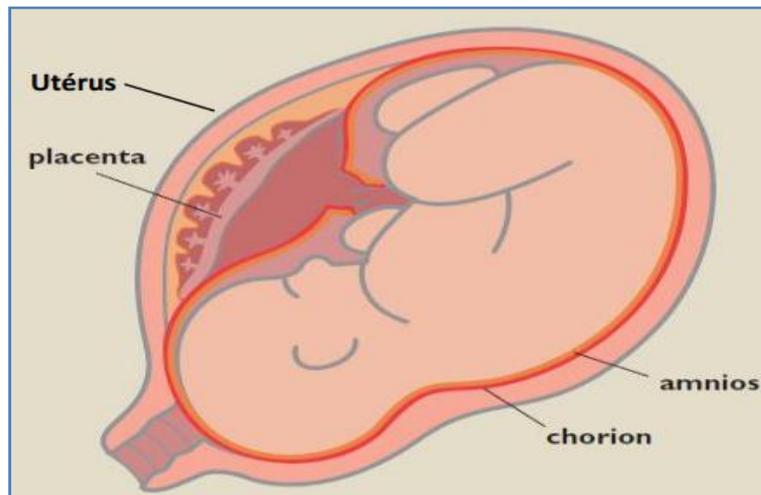


Figure (I.1) : physiologie d'un fœtus

II.2. L'appareil circulatoire :

II.2.1. le cœur, organe de vie :

Le cœur apparaît tôt au cours du développement embryonnaire, ses premières ébauches se forment dès le 20^e jour de développement et ses battements seront fonctionnels au 23^e jour. Revenons au début de l'histoire ; à ce stade du développement l'embryon humain se présente sous la forme d'un disque constitué de trois couches. Le cœur se forme dans la couche intermédiaire appelée le mésoderme (la couche la plus superficielle prend le nom d'ectoderme tandis que la plus profonde est appelée endoderme). De manière parfaitement contre-instinctive, les premières ébauches du cœur apparaissent dans la partie la plus antérieure de l'embryon, en avant même de la région où se développera le cerveau (Figure I.2). Si l'on veut se représenter cette région sur un corps humain, le cœur serait au-dessus de notre tête.

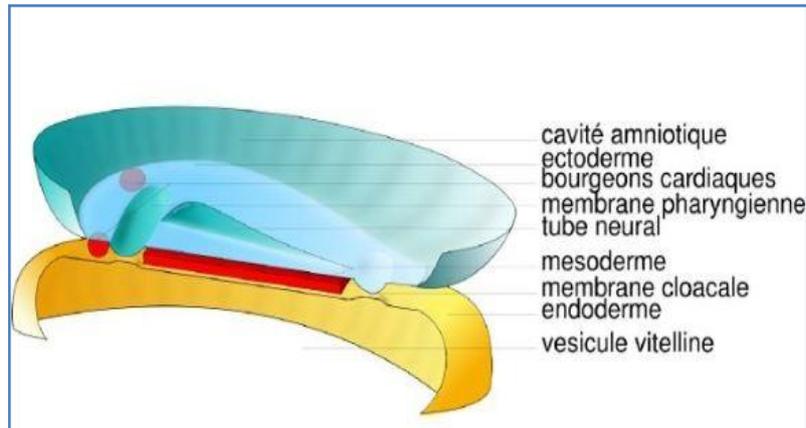


Figure (I.2) : disque embryonnaire (20 jours de développement embryonnaire)

➤ La formation du tube cardiaque :

Le cœur est un organe unique, cependant son développement commence par la formation de deux ébauches cardiaques primordiales, droite et gauche. Le développement du corps va faire que le milieu du disque embryonnaire va se soulever par rapport aux régions latérales qui vont passer en dessous et se rapprocher l'une de l'autre (Figure I.3). Ce mouvement aboutira à la fermeture de la paroi ventrale de l'embryon et entraînera la fusion des deux ébauches cardiaques qui vont alors constituer ce que l'on appelle le tube cardiaque, un cylindre rectiligne et creux ; la croissance du cerveau va le faire passer au-dessus des régions situées en avant de lui. Ainsi le cœur passe d'une position antérieure à une position postérieure et ventrale par rapport à la tête. Nous sommes au 22^e jour de développement embryonnaire, l'embryon fait moins de 5 millimètres.

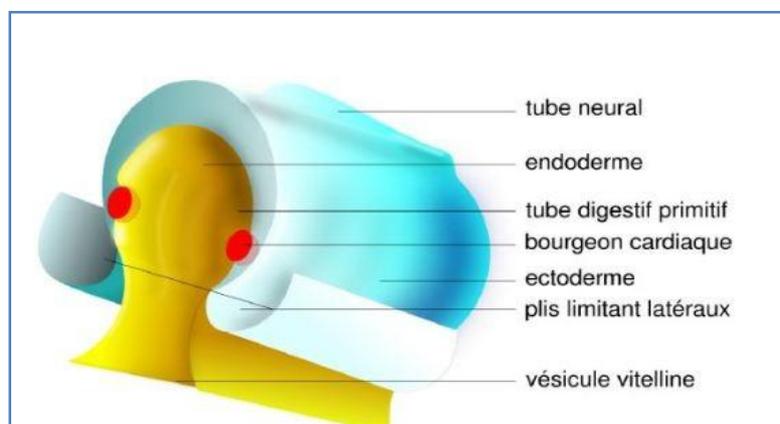


Figure (I.3) : formation des plis limitant latéraux (21-22 jours de développement embryonnaire).

II.2.2. la circulation sanguine :

Au cours du développement, la mise en place du système circulatoire se fait en trois étapes successives :

1- La première circulation, dite « *embryonnaire* », intervient à la quatrième semaine du développement du fœtus de la mise en communication du tube cardiaque avec les artères et les veines primitives.

2- La deuxième circulation, dite « *fœtale* », est la résultante de la transformation du tube cardiaque en un cœur à quatre cavités et du passage des vaisseaux primitifs aux vaisseaux définitifs. Elle persiste pendant toute la grossesse.

3- La troisième, dite *circulation définitive*, se met en place à la naissance du fœtus des modifications de pression secondaires à l'ouverture de la circulation pulmonaire et à l'interruption de la circulation ombilicale.

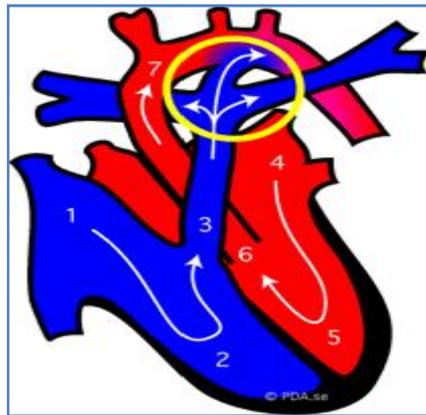
➤ La circulation fœtale:

Chez un fœtus sain, le sang riche en oxygène est fourni par la mère par le placenta et le cordon ombilical (figure I.4) jusqu'à la veine cave du fœtus.



Figure (I.4) : le cordon ombilical

Lorsque le bébé est dans le ventre de sa mère, il a un vaisseau sanguin supplémentaire, le canal artériel (entouré en jaune dans la figure I.5), qui relie directement l'artère pulmonaire à l'aorte.



(1-2) : la partie droite du cœur du fœtus.

3: artère pulmonaire.

(4-5-6) : la partie gauche du cœur du fœtus.

7 : le canal artériel.

Figure (I.5) : le cœur d'un fœtus

Le sang oxygéné circule à partir de l'aorte maternelle et est distribué aux artères utérines et à la suite aux artères spiralées qui fournissent le sang au placenta. Le système respiratoire du fœtus est non fonctionnel et le placenta fonctionne comme les poumons du fœtus. Par conséquent, le sang circule vers les poumons par le canal artériel. La même situation s'applique pour le foie, mais avec la différence que le foie fonctionne partiellement et le sang ne circule pas complètement dans le canal veineux [6].

Toute l'organisation de la circulation fœtale est illustrée dans la Figure I.6. Le sang oxygéné circule dans le placenta, pénètre dans l'oreillette droite et continue directement vers l'oreillette gauche à travers le foramen ovale. A partir de là, il est pompé vers l'aorte, puis de nouveau le sang revient vers le placenta par les artères ombilicales. Le sang désoxygéné revenant de la partie supérieure du corps entre dans l'oreillette droite est pompé vers le ventricule droit. Puis, après la contraction du ventricule, le sang est pompé à travers par la persistance du canal artériel à l'aorte descendante. Tout dysfonctionnement de la circulation sanguine conduit à la souffrance du fœtus.

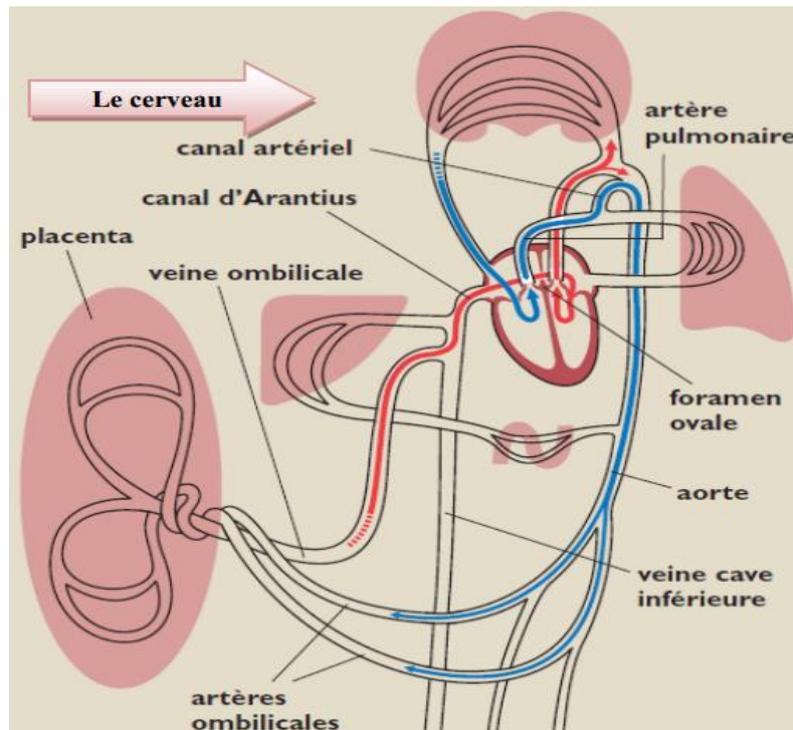


Figure (I.6) : la circulation sanguine fœtale.

III. le rythme cardiaque fœtal :

III.1. Définition :

Le rythme cardiaque chez le fœtus (RCF) est perceptible à partir de 10^{ème} semaine de grossesse. Il est alors habituellement compris entre 190 et 200 battements par minutes (bpm). Il diminue ensuite à environ 140 bpm un mois plus tard. Au-delà de 160, on parle de *tachycardie* et en deçà de 110 battements on parle de *bradycardie*. Le rythme cardiaque fœtal est étudié au cours d'une grossesse car il donne une idée du fonctionnement de la circulation sanguine et permet de détecter précocement des troubles du rythme cardiaque. Il permet aussi aux parents d'entendre battre le cœur du bébé. [4]

III.2. L'analyse du rythme cardiaque fœtal :

L'étude du RCF est un moyen de surveillance fœtale de très grande sensibilité puisque face à un RCF normal il est pratiquement possible d'exclure une asphyxie fœtale. Afin de réaliser une analyse efficace du RCF, il est important de connaître les différents mécanismes physiopathologiques de sa régulation.

Quatre critères (caractéristiques) sont pris en considération lors de l'analyse de RCF:

III.2.1. Le rythme de base

Le rythme cardiaque fœtal de base (Rdb) correspond à la fréquence cardiaque moyenne. Il est analysé sur le tracé par segments de 10 minutes de fréquence cardiaque comparable. Le Rdb est habituellement considéré comme normal s'il est compris entre 120 et 160 battements par minutes (bpm) (voir figure I.7). En dehors de ces valeurs on distingue soit *une bradycardie* (<120) (voir figure I.8), ou bien *une tachycardie* (>160) (voir figure I.9)[5].

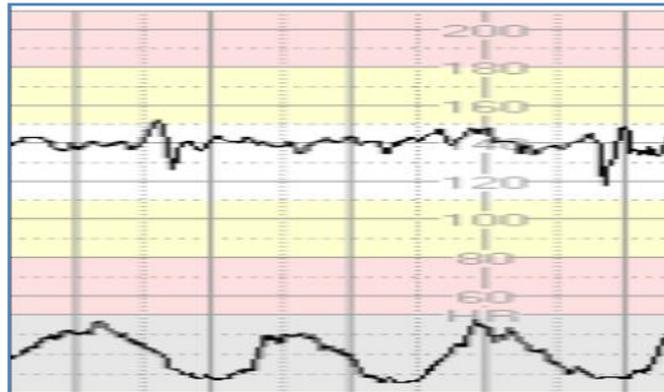


Figure (I.7) : tracé d'une fréquence de base normale.

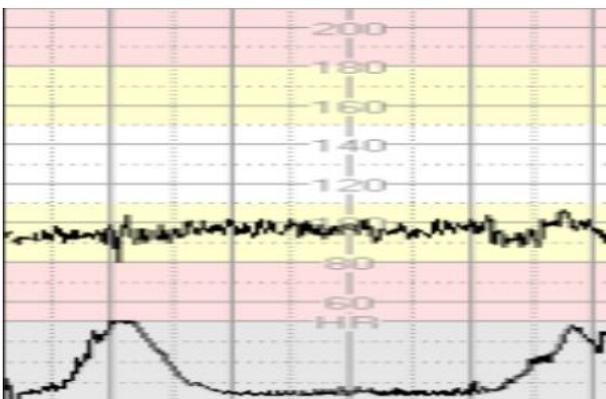


Figure (I.8) : tracé d'une bradycardie.

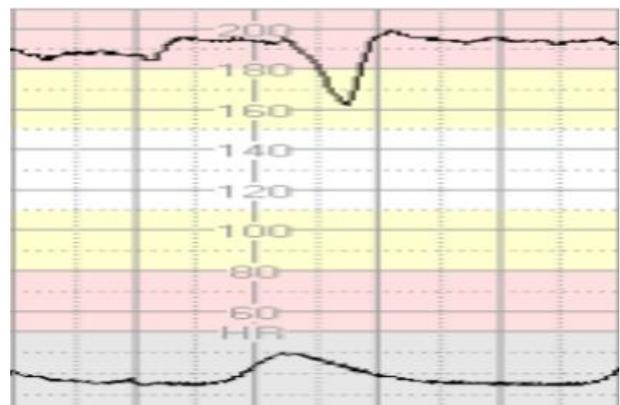


Figure (I.9) : tracé d'une tachycardie.

On trouve deux types de la bradycardie et tachycardie fœtale (modérée et sévère). La figure (I.10) présente les types de ces deux anomalies de la fréquence cardiaque (la bradycardie et la tachycardie) :

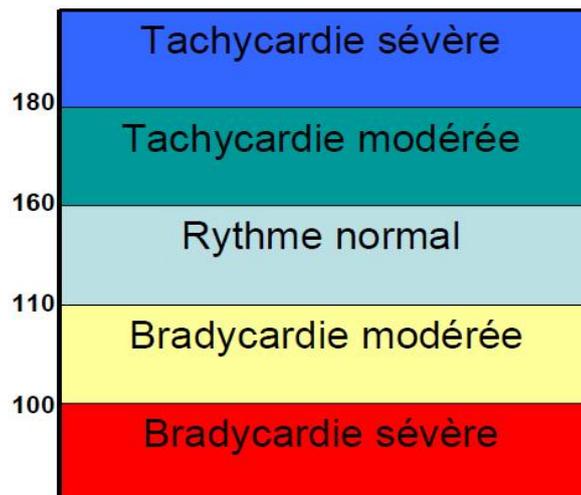


Figure (I.10) : physiologie d'un fœtus

On différencie une bradycardie d'une décélération et une tachycardie d'une accélération par la durée de l'incident, si il dure moins de 10 minutes il s'agit d'une accélération ou décélération, au-delà il s'agit d'une bradycardie ou tachycardie.

III.2.2. La variabilité :

Sur une minute d'enregistrement du RCF on peut remarquer la présence d'un certain nombre de cycles d'oscillation du tracé du RCF, le nombre de ces cycles/minute est appelé la fréquence des oscillations.

Classiquement, lors de l'analyse visuelle, les oscillations du RCF sont classées selon leur fréquence par minute et selon leur amplitude. L'analyse informatisée permet de différencier la variabilité à long terme (VLT), qui correspond aux oscillations visibles à l'œil nu et la variabilité à court terme (VCT), qui approche la fluctuation battement par battement, au sein des périodes de 3,75 secondes et qui est invisible à l'œil nu.

La fréquence des oscillations du rythme de base du RCF est classifiée en :

- normale : > 4 cycles/min.
- limite : 4 cycles/min.
- pathologique : < 4 cycles/min.

III.2.3. Les accélérations :

Les accélérations correspondent à une augmentation du RCF d'au moins de 15 bpm durant au moins 15 secondes. Elles définissent la réactivité du tracé RCF et leurs présences

témoignent d'une bonne vitalité fœtale.[6]

III.2.4. Les décélérations :

Les décélérations sont caractérisées par une diminution temporaire du RCF, au-dessous du rythme cardiaque de base. Elles sont définies soit par une diminution de 10 bpm au-dessous de la ligne de base pendant plus de 60 secondes, soit par une diminution de 20 bpm au-dessous de la ligne de base pendant plus de 30 secondes. Les décélérations sont liées à l'activité utérine.[6]

III.3. La surveillance du rythme cardiaque fœtal :

La surveillance du rythme cardiaque fœtal est une façon de vérifier que le fœtus va bien. En écoutant ou en enregistrant les battements de cœur du fœtus, on espère identifier les fœtus qui commencent à manquer d'oxygène (hypoxie) et pour qui une césarienne ou un accouchement vaginal instrumental pourraient être bénéfiques. Le RCF peut également être contrôlé en continu au moyen d'une machine de CTG. Cette méthode de CTG en continu est aussi appelée monitoring fœtal électronique (MFE).

III.3.1. La technique Cardiotocographique :

III.3.1.1. Définition :

Le Cardiotocographe ou le monitoring fœtal électronique (figure I.11) est un appareil développé à partir des années 1960. Il est rapidement devenu une des principales méthodes de surveillance du bien-être fœtal durant la période de grossesse et l'accouchement. Il permet de surveiller 5 choses: *la présence de contractions utérines, le rythme cardiaque fœtal de base* (120-160 chez le fœtus), *la variabilité de ce rythme, les accélérations et les décélérations du rythme cardiaque.* Cette surveillance permet de détecter d'éventuelles anomalies qui signalent une souffrance aiguë du fœtus (diminution de son oxygénation, soit une hypoxie aiguë). L'hypoxie peut entraîner la mort du fœtus ou être à l'origine de graves séquelles psychomotrices.

Cet examen cardiotocographique est utilisé pendant la grossesse à partir de la 28^{ième} semaine ou au cours du travail après la rupture de la poche des eaux.



Figure (I.11) : Cardiotocographe

L'objectif d'utilisation de cette technique est de réduire la mortalité et la morbidité périnatales et néonatales.

III.3.1.2. Le Principe:

a) Description de l'appareil :

Le monitoring électronique ou cardiotocographe est muni de deux capteurs :

1- Le premier, un capteur nommé tocomètre qui mesure les contractions utérines. Il existe deux méthodes d'analyse : une tocographie externe et une tocographie interne nécessitant une intervention.

La tocographie externe :

Le capteur est placé sur l'abdomen, et mesure la variation de la tension au niveau de la paroi abdominale. Ces variations vont permettre de connaître la tension des muscles utérins et des muscles abdominaux. Cette technique a de nombreux avantages. Tout d'abord, elle est sans danger pour la mère. Le capteur se place facilement sur la mère et il permet de bien détecter toutes les variations de rythme des contractions (fréquence et durée des contractions ainsi que leur aspect). Dans le cas d'accouchement plus difficile, un tocographe interne devra être mis en place.

La tocographie interne :

Dans ce cas, le capteur est placé dans un cathéter. Celui-ci est alors inséré, aseptiquement dans la cavité amniotique, après rupture de la membrane placentaire.

Cette technique permet de mesurer plus précisément les intensités de contraction utérine.

De nombreuses contre-indications médicales peuvent empêcher la mise en place d'un tel système, à cause de la rupture de la membrane. De plus, le risque infectieux est présent (1/40000), le cathéter peut se rompre et l'abdomen peut-être perforé à cause de cette intervention. Néanmoins, les deux dernières complications sont extrêmement rares.

2- Le deuxième, un capteur mesure le rythme cardiaque fœtal. Comme pour l'étude des contractions utérines, il existe deux types de méthodes d'analyse, une externe et une interne :

 **Le capteur externe :**

Ce capteur est utilisé dans plus de 60 % des cas. Le capteur se place sur le ventre de la mère. Le capteur envoie, dans l'abdomen, un large spectre d'ondes sonores (inaudibles), afin d'éviter des pertes de signal.

Le signal récupéré par le capteur est alors traité pour retirer les parasites (bruits du corps de la mère, rythme cardiaque maternel...).

Les études récentes semblent montrer que les ondes sonores n'ont aucun impact sur l'enfant. Il est donc sans danger.

 **Le capteur interne :**

Dans des cas très particuliers, les capteurs internes doivent être utilisés. Un capteur est placé sur la tête du fœtus pour capter les battements de son cœur. Ce capteur est appelé **électrode de scalpe**. Un second capteur est utilisé pour capter la tocométrie interne. Ce capteur est placé le long de la paroi utérine. Cette technique est beaucoup plus précise que la précédente. Le risque d'hémorragie du fœtus est très faible. Le risque infectieux existe, mais il est extrêmement rare (2/1000 naissances).

b) Le fonctionnement :

Deux capteurs sont placés, le premier décelant les contractions, le deuxième enregistrant les battements du cœur du fœtus. En général, un moniteur imprime un tracé appelé « cardiotocogramme » qui permet de suivre l'évolution de ces données et de repérer une souffrance fœtale. Parfois, le cœur du bébé n'est plus audible, mais c'est généralement parce qu'il a bougé et le simple fait de replacer correctement l'électrode résout le problème. Pour que l'examen soit fiable, il faut laisser le cardiotocographe en place pendant 30 à 45 minutes.

Une fois que le cardiotocographe est lancé, deux tracés apparaissent sur le papier qui défile : la ligne du haut permet de voir *les battements cardiaques du fœtus*, celle du milieu *ses mouvements* et celle du bas *les mouvements de l'utérus*.

Seul un professionnel de santé peut interpréter le cardiotocogramme.

III.4. Interprétation et classification des tracés CTG :

III.4.1. Interprétation de rythme cardiaque fœtal :

Comme vu précédemment, la lecture d'un tracé de CTG porte sur quatre critères :

- Le rythme de base.
- La variabilité.
- La présence ou non d'accélération (réactivité).
- La présence ou non de décélérations.

L'interprétation du tracé CTG indiquant le rythme Cardiaque fœtale (RCF) peut être : visuelle ou informatisée.

III.4.1.1. Interprétation visuelle du RCF:

L'évaluation visuelle d'un tracé du rythme cardiaque fœtal doit être effectuée par une personne expérimentée (un gynécologue ou obstétricien), capable de déterminer mentalement à partir d'un cardiocytogramme les différents paramètres (critères cités précédemment) d'un RCF. Ces paramètres sont modifiés ou variés par divers facteurs, à titre d'exemple : l'âge gestationnel, les états comportementaux fœtaux, la maturité du système nerveux centrale.

III.4.1.2. Interprétation informatisée du RCF:

L'analyse informatisée du rythme cardiaque fœtal (RCF), est mise au point par l'équipe du professeur Dawes et par Reedman à l'université d'Oxford au Royaume-Uni en 1977, partant d'une base contenant 8000 cas de grossesses pathologiques.

Ces systèmes informatisés sont conçus pour rendre l'interprétation du rythme cardiaque fœtal automatique et pour simplifier la surveillance fœtale.

L'objectif de l'informatisation est de fournir une quantification objective des paramètres du RCF et une reproductibilité dans le temps et entre les observateurs.

Quelques systèmes informatisés (anciens et récents) :

Différents systèmes informatisés sont développés depuis 1977. Ils sont utilisés actuellement en gynécologie. On peut citer:

➤ *Système Sonicaid Oxford 8000*: C'est un système automatisé pour l'analyse des tracés (pendant la grossesse) et développé à l'université « Oxford » entre 1978 et 1989 en utilisant une base de données de 8000 tracés.

➤ *Système Sonicaid Oxford 8002* : C'est la version développée du système Sonicaid 8000 et commercialisée en 1994. Ce système utilise une base de 48339 tracés et il est considéré comme un modèle plus sophistiqué que Sonicaid 8000.

➤ *Système STAN (ECG fœtal)* : C'est un système de surveillance fœtale qui utilise le signal de l'électrocardiogramme (obtenu grâce à une électrode spirale posée sur le scalp du fœtus) pour acquérir le segment ST (Segment qui commence à la fin du complexe QRS et se termine au début de l'onde T du graphe ECG).

➤ *Système Sisporto* : C'est un système d'analyse automatisés des tracés (pendant l'accouchement) du cardiotocographe. SisPorto est développé par INEB (Institut National d'Ingénierie Biomédicale) à l'université de « Porto » (Portugal) en 2000. L'ordinateur n'étudie pas le tracé RCF battement par battement. Il segmente chronologiquement ce tracé en périodes dont chacune étant égale à 1/16ème de minute. L'ordinateur calcule ensuite la valeur moyenne du RCF pour chaque période, le résultat étant exprimé en temps (millisecondes (ms) par pulsation) et à partir de celui-ci, on obtient les valeurs de variabilité à long terme (*VLT*) et variabilité au cours terme (*VCT*). Pour exprimer la fréquence cardiaque en ms, il suffit de diviser 60000 ms (1minute) sur la fréquence cardiaque à 120 bpm, le cœur effectue un battement toute les 500 ms et pour une fréquence à 160 bpm, il effectue un battement toute les 375 ms. L'ordinateur calcule aussi la durée moyenne entre 2 battements (le plus élevé et le plus bas) en millisecondes (ms).

III.4.2. Classification des tracés cardiotocographiques:

Depuis l'introduction du CTG, de nombreuses définitions ont été données pour chacun des critères d'interprétation de RCF et diverses classifications ont été établies afin d'interpréter les tracés.

Les recommandations de la FIGO, établis en 1986, constituent à l'heure actuelle le seul consensus professionnel mondial dans ce domaine, et aucune mise à jour n'a été faite depuis (FIGO, 1986).

Au Royaume Uni, le *Royal College of Obstetricians and Gynecologists*(RCOG) suit à l'heure actuelle les recommandations du *National Institute for Health and Clinical Excellence* (NICE, 2007), et avant cela suivait les recommandations du RCOG de 2001.

Aux Etats Unis, l'*American College of Obstetricians and Gynecologists* (ACOG) a adopté en 2010 les définitions des critères d'interprétation du RCF définies par le *National Institute of Child Health & Human Development* (NICHD, 2010).

En France, les recommandations actuelles sont celles édictées par le CNGOF (CNGOF, 2007a).

Au Canada ce sont celles de la Société des Obstétriciens et Gynécologues Canadiens (SOGC, 2007).

Dans d'autres pays, il y a encore d'autres définitions et classifications.

Le tableau (I.1) résume les critères de lecture des tracés et leur classification selon chaque système.

IV. Conclusion :

Actuellement, le plus grand souci concerne le taux de décès annuel des nouveau-nés et des prématurées. De ce fait un grand intérêt a été porté à ce fameux problème.

Le rythme cardiaque fœtal est un outil qui nous informe sur l'état du fœtus. La surveillance fœtale est très importante car elle permet de détecter les anomalies au niveau d'un stade précoce.

Au niveau de ce chapitre, nous avons fait une petite définition du fœtus, la circulation sanguine et le rythme cardiaque fœtale. Ensuite, une description de la technique Cardiotocographique et les modes de l'interprétation de signal. Enfin nous terminons par la classification du tracé CTG. Afin que le lecteur trouvera l'essentiel de cotés médicales et technique pour faciliter la compréhension du problématique de ce mémoire « la classification des tracés CTG ».

En raison aux difficultés liées a l'interprétation des tracés CTG, notre projet est née pour facilite le travail des gynécologues et des obstétriciens. Il est basé sur un classifieur neuronal de type Hopfield.

Dans le chapitre suivant, nous allons détailler ce type des réseaux de neurones.

<i>Système</i>	<i>La classification des tracés CTG selon les critères d'interprétation</i>		
FIGO	Normal	Suspect	Pathologique
	<ul style="list-style-type: none"> rythme de base : 110–150 bpm variabilité : 5–25 bpm absence de décélérations sauf sporadiques, légères sur une très courte durée ≥ 2 accélérations par 10 minutes 	<ul style="list-style-type: none"> rythme de base suspect: 150–170 bpm ou 100–110 bpm variabilité suspecte : 5–10 pendant > 40 minutes ; > 25 bpm absence d'accélérations pendant > 40 minutes. décélérations sporadiques sauf sévères 	<ul style="list-style-type: none"> rythme de base pathologique : < 100 ou > 170 bpm. variabilité pathologique : < 5 bpm pendant > 40 minutes. décélérations récurrentes et répétées de tous types.
NICE/ RCOG	Normal	Suspect	Pathologique
	<ul style="list-style-type: none"> Les 4 critères sont rassurants. 	<ul style="list-style-type: none"> Un des critères est non-rassurant et les autres sont rassurants. 	<ul style="list-style-type: none"> Au moins 2 des critères sont non-rassurants ou au moins 1 des critères est anormal.
ACOG/ NICHD	I – normal	II – indéterminé	
	<ul style="list-style-type: none"> ligne de base normale. variabilité modérée. absence de décélérations tardives ou variables. décélérations précoces présentes ou absentes. 	<p>Tous les tracés qui ne sont pas en catégorie I ou III, par exemple:</p> <ul style="list-style-type: none"> variabilité : absente sans décélérations récurrentes, minimale, marquée. accélérations : absence après stimulation fœtale. décélérations : variables récurrentes avec variabilité minimale ou modérée ; prolongées; récurrentes tardives avec variabilité modérée ; variable avec retour lent à la ligne de base. 	
			III – anormal
			<ul style="list-style-type: none"> variabilité absente + décélérations tardives récurrentes / décélérations variables récurrentes / bradycardie. tracé sinusoïdal.

Tableau (I.1) : systèmes de classification et leurs critères d'interprétation.

CNGOF	<i>Normal</i>	<i>Anomalies à faible risque d'acidose.</i>	<i>Anomalies à risque d'acidose.</i>	<i>Anomalies à risque important d'acidose.</i>	<i>Anomalies à risque majeur d'acidose.</i>
	<ul style="list-style-type: none"> • rythme de base 110-160 bpm. • variabilité 6-25 bpm. • réactivité : présence d'accélération (absence pendant l'accouchement tolérée). • absence de décélérations. 	<ul style="list-style-type: none"> • tachycardie ou bradycardie modérée (160-180 ou 100-110 bpm) • variabilité minimale (≤ 5 bpm) pendant < 40 minutes • décélérations : précoces, prolongées < 3 minutes, variables typiques non sévères. 	<ul style="list-style-type: none"> • tachycardie > 180 bpm isolée ou bradycardie entre 90-100 bpm isolée. • Variabilité minimale (≤ 5 bpm) pendant > 40 minutes, variabilité marquée (> 25 bpm) • décélérations variables atypiques et/ou sévères, tardifs non répétés, prolongées > 3 minutes. 	<ul style="list-style-type: none"> • variabilité minimale (≤ 5 bpm) ou absente inexplicite pendant $> 60-90$ minutes. • rythme sinusoïdal vrai > 10 minutes. 	<ul style="list-style-type: none"> • bradycardie persistante + variabilité absente. • bradycardie sévère subite (< 90 bpm). • tachycardie progressive + variabilité minimale + perte des accélérations, puis décélérations
SOGC	<i>Normal</i>		<i>atypique</i>		<i>Pathologique</i>
	<ul style="list-style-type: none"> • rythme de base 110-160 bpm • variabilité 6-25 bpm, ou ≤ 5 bpm pendant < 40 minutes • variabilité normale • absence de décélérations ou présence de décélérations non compliquées ou précoces • présence d'accélération spontanées ou provoquées par une stimulation du scalp 		<ul style="list-style-type: none"> • 110-110 bpm ou > 160 bpm pendant > 30 et < 80 minutes, ou ligne de base en augmentation. • variabilité ≤ 5 bpm pendant 40-80 minutes. • absence d'accélération avec stimulation au scalp 		<ul style="list-style-type: none"> • < 100 ou > 160 bpm, ou ligne de base changeante. • variabilité ≤ 5 bpm pendant 80 minutes, ou ≥ 25 bpm pendant > 10 minutes ; tracé sinusoïdal. • absence d'accélération mais si présentes ne change pas la classification du tracé.

Tableau (I.1) : systèmes de classification et leurs critères d'interprétation (suite).



Chapitre 02 :

Les réseaux de neurones: le réseau Hopfield

Chapitre 02 :

Les réseaux de neurones :

Le réseau Hopfield

Sommaire :

I. Introduction	25
II. Historique	25
III. Généralités sur les réseaux de neurones	26
III.1. Neurone biologique	27
III.2. Neurone Formel	27
III.3. Le réseau de neurones	28
III.3.1. Définition d'un réseau de neurones	28
III.3.2. Les types des réseaux de neurones	28
III.4. Principe de fonctionnement	29
III.4.1. Connectivité.....	29
III.4.2. Calcul des poids synaptiques	30
III.4.3. La fonction d'activation d'un neurone	30
III.5. Quelques réseaux célèbres	31
III.5.1. Le perceptron monocouche	32
III.5.2. Le perceptron multicouche	32
III.5.3. Les réseaux de Hopfield	32
III.5.4. Les réseaux de Kohonen	32
III.6. Apprentissage des réseaux de neurones	33
III.6.1. Apprentissage supervisé	33
III.6.2. Apprentissage non supervisé	33
III.6.3. Apprentissage hybride	33
III.7. Avantages et inconvénients	34
IV. Le réseau Hopfield	34
IV.1. Introduction	34
IV.2. Définition du réseau	35
IV.3. Architecture et caractéristiques	35
IV.4. connectivité	37
IV.5. Le principe	37
IV.5.1. Apprentissage	37
➤ La règle de Hebb	37
IV.5.2. La généralisation	39
IV.6. Algorithme	39
IV.7. L'activation d'un neurone	40
➤ La fonction « signe »	41
IV.8. La fonction d'énergie	41
IV.9. Capacité du réseau Hopfield.....	42
V. conclusion	42

I. Introduction :

Le cerveau humain est un appareil de calcul très complexe qui reste inaccessible. Sa grande capacité de penser, de mémoriser et de résoudre les problèmes a inspiré les scientifiques, qui ont essayé de modéliser son fonctionnement durant ces opérations. Et comme résultats de leurs recherches, ils ont développés ce qu'on l'appelle « le réseau de neurones artificiels ».

Des algorithmes des réseaux de neurones artificiels ont été appliqués et examinés dans divers domaines comme la technologie, la médecine, et les finances...etc., afin de réaliser des différentes applications telles que la classification, regroupement, et reconnaissance des structures et des formes.

Un modèle neuronal artificiel permet certaines fonctions du cerveau, comme la mémorisation associative, l'apprentissage par l'exemple, le travail en parallèle. Mais jusqu'à maintenant, le neurone artificiel est loin de posséder toutes les capacités du neurone biologique parce que ce dernier est ainsi beaucoup plus compliqué qu'un modèle mathématique et informatique.

Lorsqu'on parle de la mémoire associative; on va donc citer un des types des réseaux de neurones qui peut assurer la mémorisation. Par exemple ; imaginez que l'on vous demande de mémoriser 5 numéros de téléphone (ou bien par exemple 5 images différentes.....etc.). Après une période d'apprentissage, on vous présente les premiers chiffres d'un des ces numéros (ou bien une partie d'un de ces images). Vous vous rappelez automatiquement le numéro ou l'image mémorisée correspond. Donc quel est le mécanisme neuronal sous-tendant ce type de mémoire ?

Ce chapitre sera consacré d'abord, à la présentation des réseaux de neurones et leurs principales caractéristiques. Ensuite, nous détaillons le modèle Hopfield qui nous intéresse particulièrement dans ce travail et qui est la bonne réponse pour la question posée précédemment.

II. Historiques :

Certains réseaux de neurones sont des modèles de réseaux biologiques, mais d'autres ne le sont pas. Historiquement l'inspiration pour les réseaux de neurones provient cependant de la volonté de créer des systèmes artificiels sophistiqués, voire intelligents, capables d'effectuer des opérations semblables à celles que le cerveau humain effectue de manière routinière. [8]

L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à **1890** quand **W. James**, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. [9]

En **1943**, **J. Mc Culloch** chercheur en neurologie et **W. Pitts** mathématicien proposent le premier modèle mathématique et informatique du neurone et ils montrent que des réseaux de

neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949, **D. Hebb**, neuropsychologue canadien, publia son livre intitulé '*The Organization of behavior*', dans lequel il a présenté ses idées sur l'apprentissage pour la première fois. [9]

Un des succès remarquable remonte à 1957 lorsque **F. Rosenblatt** développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance des formes.

En 1960, **B. Widrow** et **T.Hoff** développent le modèle *AdaLiNe* (Adaptative Linear Neuron). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. [9]

En 1969, **M. Minsky** et **S. Papert** publient leur livre intitulé 'Perceptrons', dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche.

Un autre succès a été atteint en 1982 grâce à **J. J. Hopfield**, un physicien reconnu qui a proposé des réseaux de neurones associatifs et l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les scientifiques. On peut citer encore les travaux de **Kohonen** et **J. Anderson** qui ont mis au point de nouveaux réseaux pouvant servir de mémoires associatives, ainsi que **S. Grossberg** qui a mis au point ce que l'on appelle aujourd'hui les réseaux auto-organisés.

C'est ensuite, en 1985, un groupe des trois chercheurs indépendants « **Rumelhart**, **Hinton** et **Williams** » publient l'algorithme de la 'rétro propagation de l'erreur' qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. À partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant. [10]

III. Généralités sur les réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones artificiels (RNAs) sont devenus en quelques années des outils précieux dans des différents domaines malgré qu'ils n'aient pas encore atteint leurs pleins développements à cause des raisons plus psychologiques que techniques.

Ils ont d'abord été développés pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes, ou de mémorisation comme une alternative à l'intelligence artificielle. [9]

L'inspiration originale pour le réseau neurone artificiel est venue de l'examen des systèmes nerveux centraux et leurs neurones, axones, dendrites et synapses qui constituent les éléments de traitement des réseaux neurones biologiques.

III.1. Neurone biologique:

Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Un neurone biologique est une cellule vivante et nerveuse, consacrée au traitement de l'information (Figure 1.1). Son corps est prolongé par quelques milliers de dendrites et un unique axone, relativement long. Cet axone est relié aux dendrites d'autres neurones par des connexions synaptiques et l'on obtient au final un réseau très complexe.

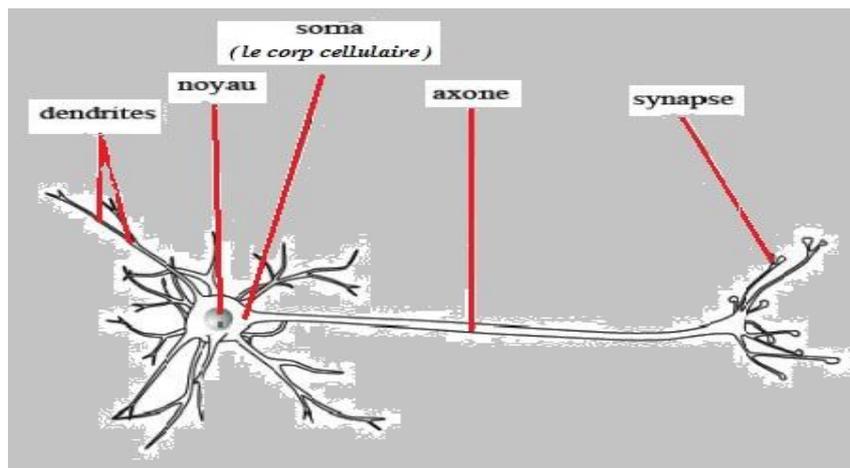


Figure (II.1) : Schéma d'un neurone biologique

III.2. Neurone Formel :

Un **neurone formel** est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Le neurone formel possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui sont correspondants respectivement aux dendrites et l'axone dans un neurone biologique (figure I.1). Il est l'élément de base d'un réseau de neurones artificiels.

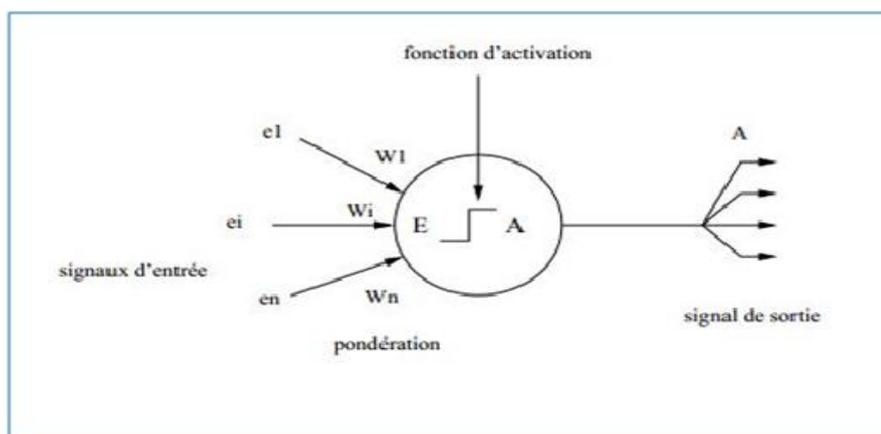


Figure (II.2) : Schéma d'un neurone formel

III.3. Le réseau de neurones :

III.3.1. Définition d'un réseau de neurones:

Les réseaux de neurones artificiels sont à l'origine une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Un réseau de neurones est un système de traitement de l'information constitué de plusieurs neurones formels reliés à l'extérieur et entre eux par des connexions appelés poids synaptiques .

III.3.2. Les types des réseaux de neurones [22]:

On distingue deux familles de réseaux de neurones :

✚ **Les réseaux de neurones non bouclés** : dans lesquels l'information circule des entrées vers les sorties, sans bouclage (Figure II.3). Ce sont des systèmes statiques, utilisés principalement pour effectuer des tâches de classification, ou de modélisation statique de processus. L'opérateur réalisé par un réseau de neurones non bouclé (relation entrées-sorties) est une fonction algébrique.

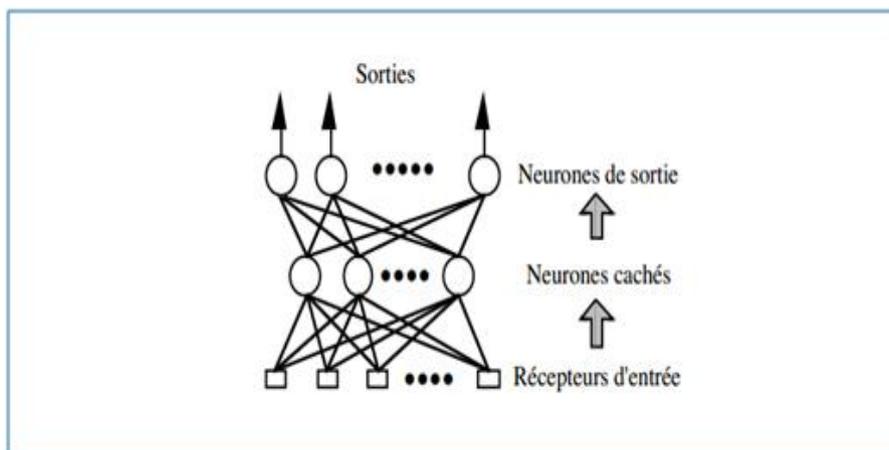


Figure (II.3) : exemple de réseau de neurones non bouclé.

✚ **Les réseaux bouclés** : dont le graphe des connexions contient des cycles (Figure II.4). Ce sont des systèmes dynamiques, utilisés comme filtres non linéaires, ainsi que pour la modélisation et la commande de processus. L'opérateur réalisé par un réseau bouclé est un ensemble d'équations aux différences couplées.

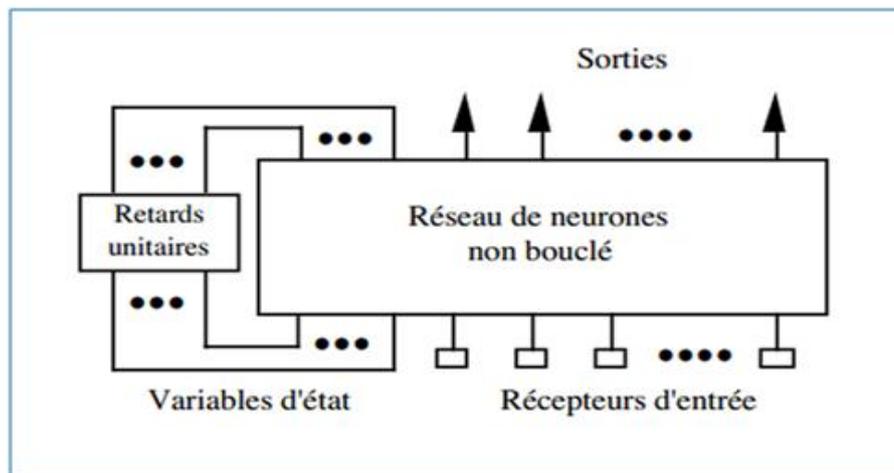


Figure (II.4) : exemple de réseau de neurones bouclé.

III.4. Principe de fonctionnement :

Les réseaux de neurones artificiels sont basés sur le fonctionnement des neurones biologiques.

Le principe du réseau de neurones est de reproduire schématiquement le cerveau humain et son mode d'association afin de l'automatiser dans une machine : c'est ce qu'on appelle l'intelligence artificielle. Comme notre cerveau, le réseau de neurones débute par une phase d'apprentissage, avec l'association de données d'entrées à des catégories spécifiques (les classes de sortie) comme références.

Le réseau de neurones fonctionne par analyse statistique, par opposition à d'autres systèmes capable d'apprendre qui prennent des décisions par comparaison à un ensemble de règles déductives. Son principe est de créer un raisonnement statistique. En fonction de ce qu'il a appris par le passé (apprentissage), il va prendre des décisions par rapport aux données d'entrées qu'il reçoit.

III.4.1. Connectivité :

La connectivité des réseaux est la manière dont les neurones sont connectés entre eux. Elle peut être totale (tous les neurones sont connectés entre eux) ou organisée par couche (les neurones d'une couche ne sont connectés qu'à la couche précédente en entrée et à la couche suivante en sortie). Il existe des réseaux *monocouches* ou *multicouches* (figure II.5 et figure II.6).

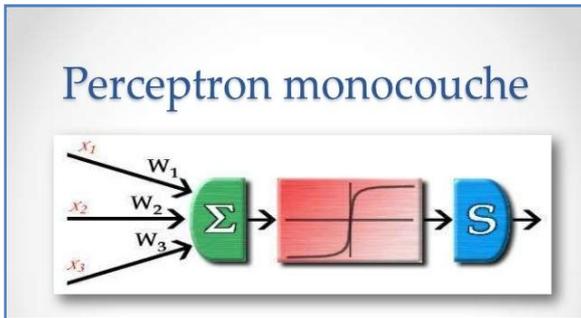


Figure (II.5) : réseau monocouche.

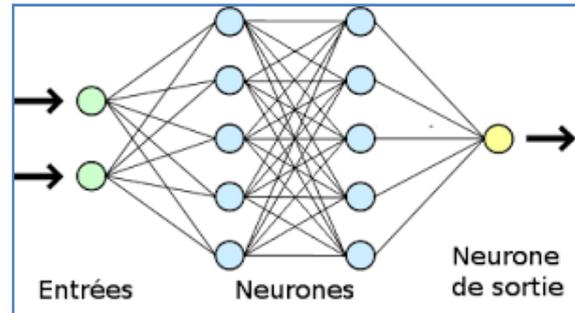


Figure (II.6) : réseau multicouche.

III.4.2. Calcul des poids synaptiques :

La rétro-propagation (backpropagation) est un algorithme de calcul des poids pour un réseau à apprentissage supervisé qui consiste à minimiser l'erreur quadratique de sortie (somme des carrés de l'erreur de chaque composante entre la sortie réelle et la sortie désirée). D'autres méthodes de modification des poids sont plus locales, c'est-à-dire que chaque neurone modifie ses poids en fonction de l'activation ou non des neurones proches. C'est le cas des réseaux suivants la règle de Hebb (Hebbian rule) ou les réseaux de Kohonen.

III.4.3. La fonction d'activation d'un neurone :

La fonction d'activation (on l'appelle aussi fonction de seuillage ou fonction de transfert) est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les "bonnes" informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel [0,1]. Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est active alors que quand le réel est proche de 0, on dit que l'unité est inactive.

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations.

En notant g la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone :

On remarque que le coefficient de biais est inclus dans la somme, d'où la formule plus explicite :

$$f(a_i) = f(\sum_{i=0}^k W_i * x_i) \dots \dots \dots (II.1)$$

Il y a bien sûr beaucoup de fonctions d'activations possibles, dans le tableau suivant on va citer quelques uns :

$$f(a_i) = f((\sum_{i=1}^k W_i * x_i) - W_0) \dots \dots \dots (II.2)$$

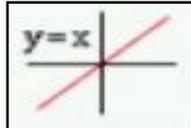
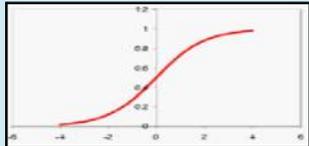
Nom de la fonction	La relation d'entrée/sortie	Le graphe
Seuil	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (a)$ $f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (b)$	 <p>(a) (b)</p>
Linéaire	$f(x) = x$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

Tableau (II.1) : quelques fonctions de transfert les plus utilisées.

III.5. Quelques réseaux célèbres :

Il y a de très nombreuses sortes de réseaux de neurones actuellement.

La Figure (II.7) représente les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature :

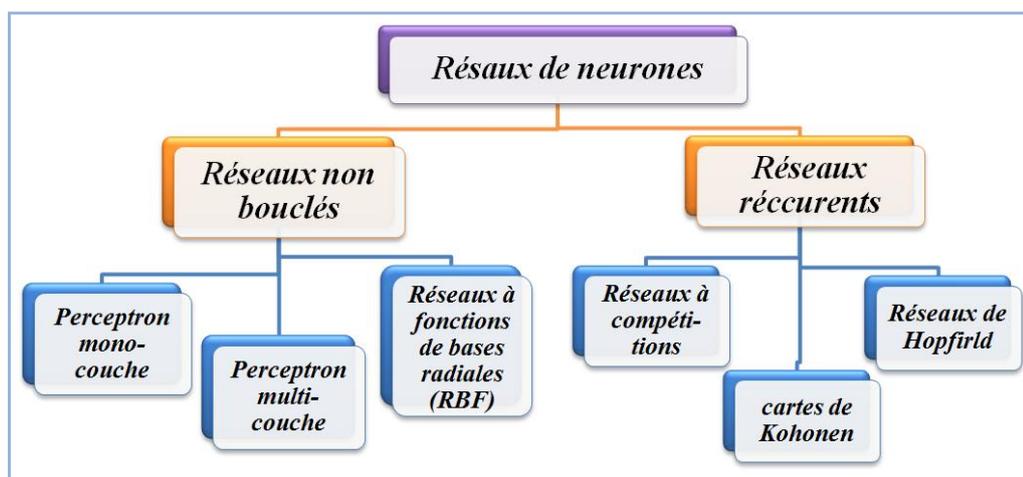


Figure (II.7) : les réseaux de neurones les plus utilisés.

On va présenter par la suite quelques uns :

III.5.1. Le perceptron monocouche:

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par Frank Rosenblatt [11]. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur. [9]

III.5.2. Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron) :

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur. [9]

III.5.3. Les réseaux de Hopfield :

Un réseau de Hopfield réalise une mémoire adressable par son contenu. Il s'agit d'un réseau constitué de neurones de McCulloch et Pitts (à deux états -1 et 1 ou 0 et 1), dont la loi d'apprentissage est la règle de Hebb (1949), ce réseau sera détaillé par la suite.

III.5.4. Les réseaux de Kohonen :

Contrairement aux réseaux de Hopfield où les neurones sont modélisés de la façon la plus simple possible, on recherche ici un modèle de neurone plus proche de la réalité. Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères. Ils ont été introduits pour la première fois par T. Kohonen [12] en 1982. On les appelle aussi : Les cartes topologiques ou cartes auto organisatrices. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé.

III.6. Apprentissage des réseaux de neurones :

L'objectif de l'apprentissage est de fournir une méthode au réseau, afin qu'il puisse ajuster ses paramètres lorsqu'on lui présente des exemples à traiter. On distingue habituellement trois types d'apprentissage : supervisé, non supervisé et hybride.

III.6.1. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un professeur qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un stimulus connu (on dit que ce stimulus est un exemple appartenant à la base d'apprentissage). Dans ce type d'apprentissage, on fournit au réseau de neurones la donnée à traiter mais aussi la sortie attendue. Le réseau effectue une évaluation de la donnée, puis compare la valeur obtenue avec la valeur désirée, il va ensuite modifier ses paramètres internes afin de faire diminuer l'erreur d'échec.

III.6.2. Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé implique la fourniture à un réseau autonome. Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Celui-ci est amené à découvrir la structure sous-jacente des données afin de les organiser en clusters.

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau modifie ses paramètres en tenant compte seulement des informations locales. Ces méthodes n'ont pas besoins de sorties désirées préétablies. Les réseaux utilisant cette technique sont appelés réseaux à dynamique autonome et sont considérés comme des détecteurs de régularité, car le réseau apprend en détectant les régularités dans la structure des motifs d'entrée et produit la sortie la plus satisfaisante. [13]

III.6.3. Apprentissage hybride :

Ce type d'apprentissage est plus rare et est encore mal exploré, cette approche combine des méthodes numériques (réseaux de neurones, algorithmes génétiques) et des méthodes symboliques. Certains auteurs utilisent le terme d'apprentissage hybride pour parler d'un couplage 'supervisé non supervisé' ; dans ce cas, il s'agit d'un réseau qui met en parallèle ou en série un réseau entraîné en mode supervisé et un autre en mode non supervisé.

III.7. Avantages et inconvénients :

Avantages :

- ☑ Classifieur très précis (si bien paramétré).
- ☑ Apprentissage automatique des poids.
- ☑ Possibilité de faire le parallélisme (les éléments de chaque couche peuvent fonctionner en parallèle).
- ☑ Résistance aux pannes (si un neurone ne fonctionne plus, le réseau ne se perturbe pas).

Inconvénients :

- ☑ Détermination de l'architecture du réseau est complexe.
- ☑ Paramètres difficiles à interpréter (boîte noire).
- ☑ Difficulté de paramétrage surtout pour le nombre de neurone dans la couche cachée.

IV. Le réseau Hopfield :

IV.1. Introduction :

Dans une mémoire informatique classique, une information est retrouvée à partir d'une clé arbitraire. Par opposition, une donnée entreposée dans une mémoire associative est accessible à partir d'informations qui lui sont associées.

La fonction d'une mémoire associative est de restituer une information en tenant compte de sa perturbation ou de son bruit. L'information doit alors se rapprocher d'une information apprise ou connue.

La mémoire associative est un modèle plausible pour la mémoire biologique, où un grand nombre de neurones agissent individuellement d'une manière aléatoire en constituant collectivement un organe qui fait une tâche compliquée spécifique d'une façon robuste qui permet de retrouver un motif mémorisé auparavant.

Dans la désignation mémoire associative, le terme mémoire fait référence à la fonction de stockage de ces réseaux, et le terme associative au mode d'adressage, puisque qu'il faut fournir de l'information au réseau pour obtenir celle qui est mémorisée : c'est une mémoire adressable par son contenu.

Parmi les réseaux qui appartiennent à ce type des mémoires, on a : le réseau de Hopfield.

IV.2. Définition du réseau :

Le réseau de Hopfield est une mémoire auto-associative qui régénère en sortie la forme présentée en entrée. Les réseaux de Hopfield sont des réseaux à minimisation d'énergie : ils sont composés de neurones entièrement interconnectés (figure II.8) ; ils n'ont pas une "entrée" et une "sortie", mais ils évoluent à partir d'un état initial.

Le modèle de réseau de neurone Hopfield (The Hopfield neural network (HNN) model) est une approche employée couramment dans beaucoup de différents problèmes d'optimisation.

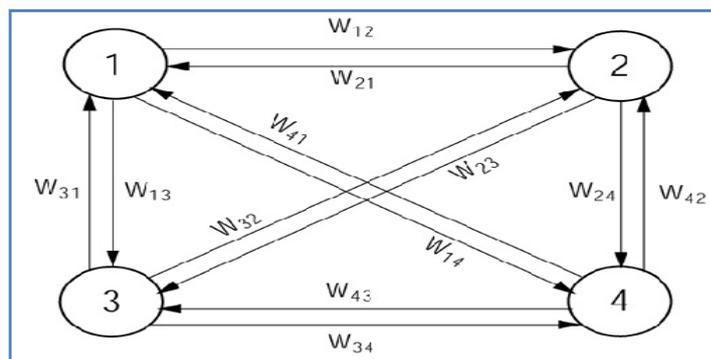


Figure (II.8) : un exemple d'un réseau Hopfield

IV.3. Architecture et caractéristiques :

Les réseaux Hopfield sont essentiellement utilisés pour les problèmes d'identification des patrons et d'optimisation.

Caractéristiques :

Le réseau de Hopfield de base est caractérisé par les points suivants :

- C'est un réseau totalement connecté, en particulier les couches d'entrée et de sortie sont confondues.
- Les connexions sont symétriques et il n'y a pas de bouclage d'un neurone sur lui-même afin d'éviter les risques d'instabilité.
- L'activation des neurones est asynchrone, un seul neurone étant activé à la fois, et ce de façon aléatoire.
- Les fonctions d'activation sont généralement de type signe (on va la définir par la suite).
- Les entrées du réseau sont du type binaire (-1 et 1 ou bien 0 et 1).

L'architecture du réseau :

Le modèle de Hopfield est la version la plus simple des « réseaux neuronaux ». Il s'agit d'une structure dite complètement connectée puisque chaque neurone est connecté à tous les autres.

Ainsi, le neurone ne possède ni couche d'entrée, ni couche de sortie. Tous les neurones reçoivent l'input du réseau (figure II.9). Les neurones ont un état binaire (classiquement, 1 ou -1, même si certains modèles utilisent 1 et 0).

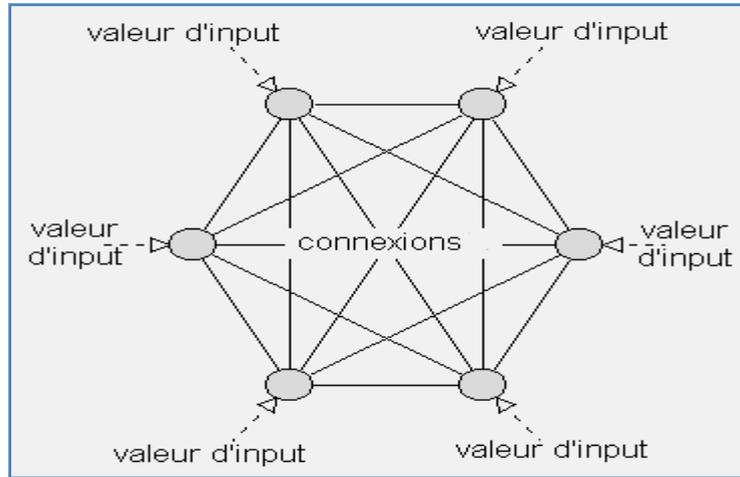


Figure (II.9) : architecture d'un réseau Hopfield

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux à rétroaction et à connexions symétriques. Les sorties sont fonctions des entrées. Le principe général se rapproche beaucoup du modèle *des verres de Spin de Ising*.

➤ **Le modèle d'Ising [20]:**

Le modèle de Ising est en fait un modèle très simplifié des interactions magnétiques entre atomes. Dans ce modèle, chaque atome est décrit par la direction de son moment magnétique dont les valeurs sont limitées à -1 et 1 . Chaque atome va ajouter une contribution au champ magnétique ambiant et de ce fait influencer ses voisins.

Si l'on note par (S_i) le spin de l'atome i et (J_{ij}) l'effet de l'atome j sur i , le modèle prévoit que la contribution (h_i) de l'atome i au champ magnétique est la suivante:

$$h_i = \sum_{j \in N, j \neq i} J_{ij} * S_i \dots\dots\dots(\text{II.3})$$

Avec:

N le nombre d'atomes du système et en tenant compte de l'hypothèse très importante de symétrie $J_{ij} = J_{ji}$, et de non auto-activation, $J_{ii} = 0$.

Dans un tel système, 2^N états sont possibles. Pourtant, certains de ces états sont plus probables et d'autres fortement improbables. En effet, un atome qui est de spin contraire au champ ambiant est instable. Il ne peut donc pas rester longtemps dans cet état. Une étude précise de ce comportement peut être effectuée après l'étude de l'énergie du système. Dans ce cas, l'énergie E

décrit la somme des interactions entre les spins des atomes et l'effet de leurs champs magnétiques.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j \in N} J_{ij} * S_i * S_j \dots\dots\dots \text{(II.4)}$$

Dans la mesure où certains des états stables du système ont une énergie non négligeable, et où les interactions entre atomes peuvent être relativement variées, le modèle de Ising permet donc l'étude des systèmes frustrés et désordonnés.

IV.4. connectivité [20]:

Ce sont des réseaux complètement connectés, sans couches spécifiques. Chaque unité est connectée à toutes les autres, sauf elle-même, c-à-d :

$$W_{ii}=0 \quad \text{et} \quad W_{jj}=0$$

Et les connexions sont symétriques, c'est-à-dire que les connexions (i,j) et (j,i) sont affectées du même poids :

$$W_{ij}=W_{ji}$$

IV.5. Le principe :

Le réseau de Hopfield est l'un des réseaux les plus simples en particulier grâce à un apprentissage facile à mettre en oeuvre. Ce n'est qu'au cours de la phase de test que les problèmes les plus importants apparaissent.

IV.5.1. Apprentissage [14] :

L'apprentissage dans un réseau d'Hopfield consiste à faire en sorte que chacun des prototypes à mémoriser soit :

- Un état stable du réseau
- Un état attracteur permettant de le retrouver à partir d'états légèrement différents.

Pour estimer les poids, on se sert d'un apprentissage hebbien, inspiré de la loi de Hebb.

➤ La règle de Hebb [19] :

La règle de Hebb ou théorie de Hebb ou postulat de Hebb ou théorie des assemblées de neurones a été établie par Donald Hebb en 1949. Elle est à la fois utilisée comme hypothèse en neurosciences et comme concept dans les réseaux neuronaux en mathématiques.

De façon simple, cette théorie est souvent résumée par :

Si l'activité post-synaptique d'un neurone est proche dans le temps de l'activité pré-synaptique d'un neurone, alors l'activité de ces deux neurones est corrélée, et la connexion entre eux doit donc être renforcée. A l'inverse, si l'activité d'un neurone post-synaptique et loin (dans le temps) de l'activité d'un neurone pré-synaptique, alors leur activité n'est pas liée, et leur connexion peut être "dépréciée" (diminuée).

Cette règle est basée sur une hypothèse scientifique en neurosciences. Elle décrit les changements d'adaptation neuronale dans le cerveau ou dans un réseau de neurones pendant un processus d'apprentissage.

Grâce à la règle de Hebb, on peut:

❖ mieux comprendre la **création des souvenirs** :

Quand deux neurones s'activent simultanément au cours d'un événement donné, ils pourront facilement être réactivés ensemble dans le futur. Dans le jargon scientifique, il est question de **potentialisation à long terme**.

❖ on peut aussi savoir le **fonctionnement de la mémoire** :

Quand un neurone envoie régulièrement un message vers un autre neurone, le second neurone devient de plus en plus sensible à ce message. C'est ainsi que la **mémoire à court terme** qui est instable (elle dure seulement quelques secondes) se transforme en **mémoire à long terme**.

❖ on sait que les émotions fortes et la **répétition** facilite l'enregistrement d'un événement :

Lorsque les neurones sont activés par un **fait émotionnellement intense** (accident, choc), le stockage des souvenirs au niveau des synapses est favorisé.

La loi de Hebb et le modèle de Hopfield correspondent à un apprentissage non-supervisé : le réseau se corrigera lui-même jusqu'à atteindre un état stable.

Dans le cas de Hopfield, cette règle est légèrement étendue si l'on considère que deux neurones dans l'état -1 sont actifs. La règle de modification des poids devient donc :

$$W_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum x_i^p * x_j^p & \text{si } i \neq j \\ 0 & \text{si } i = j \end{cases} \dots\dots\dots \text{(II.5)}$$

Ou :

W_{ij} : le poids entre les neurones i et j .

p : le nombre d'exemples présenté au réseau.

x_i^p : le i éme élément du p éme exemple (vecteur).

N : est la dimension du vecteur d'entrée

On remarque que la phase d'apprentissage est immédiate en calculant directement les poids à l'aide de cette fonction. C'est d'ailleurs l'un des seuls réseaux qui permet un calcul aussi simple et analytique des poids.

IV.5.2. La généralisation :

Les poids ont été modifiés au cours de la phase d'apprentissage et ne seront plus modifiés. On présente alors le vecteur d'entrée au réseau. Ce dernier calcule la sortie correspondante et la réinjecte à l'entrée. On itère le processus jusqu'à ce que l'entrée à l'étape t et la sortie correspondante soient identiques (convergence du réseau). C'est à cause de ce processus que le réseau de Hopfield est classifié dans les réseaux récurrents.

IV.6. Algorithme de Hopfield :

Algorithme du réseau de Hopfield:**Début**

Initialisation du réseau

Initialisation des poids à 0

Lecture des exemples

Modification des poids à l'aide de la règle de Hebb

Pour chaque exemple en généralisation

Faire

Pour chaque neurone faire

Calculer son entrée totale sans compter le neurone courant

Si l'entrée totale est positive

sortie = 1

Sinon

Si l'entrée totale est négative

sortie = -1

Sinon

sortie = entrée

Fin Si

Fin Si

Mise à jour de la nouvelle entrée

Fin Pour

Calcul de la différence entre entrée précédente et sortie

Tant que l'entrée et la sortie sont différentes

Fin Pour

Affichage des résultats

Fin**IV.7. L'activation d'un neurone :**

Un réseau de Hopfield est un auto-associateur, et donc son architecture est semblable à celle d'une mémoire auto-associative, il se différencie de cette dernière par : la réponse est binaire, et la mise à jour de la réponse des cellules est asynchrone. Les valeurs d'entrée sont binaires ($-1, 1$) mais peuvent être aisément remplacées par les valeurs binaires usuelles ($0,1$) en utilisant une simple transformation :

$$A_{(-1,1)} = 2 * A_{(0,1)} - 1 \dots\dots\dots(\text{II.6})$$

L'activation a_j du neurone j se calcule comme suit :

$$a_j = \sum_i^N x_i * W_{ij} \dots\dots\dots(\text{II.7})$$

Avec :

x_i : valeur de sortie du neurone i .

W_{ij} : poids de la connexion entre les neurones i et j .

On calcule la valeur de sortie du neurone j en bridant son activation à l'aide de la fonction d'activation de type «*signe*» :

$$x_j = \text{sgn}(a_j) = \begin{cases} 1 & \text{Si } a_j > 0 \\ -1 & \text{Si } a_j < 0 \end{cases} \dots\dots\dots(\text{II.8})$$

➤ La fonction « signe » [15]:

La fonction *signe*, ou *signum* en latin, souvent représentée *sgn* dans les expressions, est une fonction mathématique qui extrait le signe d'un nombre réel, c'est-à-dire que l'image d'un nombre par cette application est 1 si le nombre est strictement positif, 0 si le nombre est nul, et -1 si le nombre est strictement négatif :

$$\forall x \in R, \text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{Si } x < 0 \\ 0 & \text{Si } x = 0 \dots\dots\dots(\text{II.9}) \\ 1 & \text{Si } x > 0 \end{cases}$$

IV.8. La fonction d'énergie [21] :

Une des contributions novatrices du réseau de Hopfield fut l'usage d'une fonction auxiliaire, dite *fonction d'énergie* ou fonction de Lyapunov, définie en termes des variables du réseau, qui permet de démontrer la convergence du réseau vers un état stable.

La théorie de Lyapunov prédit qu'un système dynamique aura ce comportement si sa fonction auxiliaire décroît pendant la phase transitoire du système pour se stabiliser ensuite.

Dans le cas du réseau de Hopfield, cela veut dire que la fonction auxiliaire doit décroître d'une itération à l'autre afin de garantir la convergence du réseau.

On a dit précédemment que le principe de fonctionnement général du réseau Hopfield se rapproche beaucoup du modèle *des verres de Spin d'Ising*. Donc par définition l'énergie du système pour un état x est comme suit :

$$E(x) = -\frac{1}{2} * \sum_{i,j} W_{ij} * x_i * x_j \dots\dots\dots(\text{II.10})$$

$$E(x) = -\frac{1}{2} * \sum_j x_j * \sum_i W_{ij} * x_i \dots\dots\dots(\text{II.11})$$

IV.9. La capacité du réseau Hopfield :

La capacité de réseau du modèle de réseau de Hopfield et le nombre de mémoires qui peuvent être stocké sont déterminée par des quantités et des raccordements de neurone dans un réseau donné.

Hopfield a trouvé expérimentalement que le nombre de modèles binaires (la quantité maximum de l'information) qui peuvent être stockés et rappelés dans un réseau avec l'exactitude raisonnable est donné approximativement par :

$$N \approx 0,14 * n \dots\dots\dots(\text{II.12})$$

Avec : n est le nombre des neurones dans le réseau

V. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exposé brièvement les notions fondamentales des réseaux de neurones. Nous avons aussi présenté un des types du réseau de neurones récurrents : « le réseau Hopfield » qui sera utilisé pour la classification de notre base de données choisie. Dans le chapitre suivant, nous allons définir les différentes méthodes utilisées dans notre approche proposée, et aussi nous allons présenter les résultats obtenus.



Chapitre 03 :

Résultats et discussions

Chapitre 03 :

Résultats et discussion.

Sommaire :

I. Introduction	45
II. Les principales étapes de l'approche adoptée.....	45
II.1 L'organigramme adopté.....	45
II.2 Principes d'utilisation de l'approche adoptée.....	47
III. Expérimentations et méthodes appliquées	47
III.1. La normalisation	47
III.2. La binarisation ou bipolarisation	48
III.3. La méthode des centres mobiles (K-means).....	49
III.3.1.Définition.....	49
III.3.2.Cas d'applications de K-means.....	49
III.3.3.Principe de l'algorithme.....	50
III.3.4.caractéristiques de K-means.....	51
➤ Avantages	51
➤ Inconvénients	51
III.4. La méthode de Fuzzy C-Means (FCM).....	51
III.4.1.Définition.....	51
III.4.2.Principe de l'algorithme.....	51
III.5. Comparaison entre k-means et FCM	52
III.6. La classification avec le réseau Hopfield.....	53
IV. Résultats et discussions	54
IV.1. La partie du prétraitement.....	55
IV.1.1. La normalisation entre [0 1].....	55
➤ Discussions des résultats.....	57
IV.1.2. La bipolarisation de la base de données normalisée	57
IV.1.2.1. Les résultats de la méthode k-means	58
➤ Discussions des résultats.....	60
IV.1.2.2. Les résultats de la méthode FCM	60
➤ Discussions des résultats.....	62
IV.1.2.3. Comparaison entre les deux méthodes k-means et FCM.....	62
IV.2. La partie de la classification	63
➤ Discussions des résultats.....	64
V. Conclusion	64

I. Introduction :

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains descripteurs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'applications et elles sont utilisées en particulier dans les systèmes de prise de décision automatisée. Ils existent trois grandes approches en classification :

- Approche dite supervisée : nous connaissons la classe désirée.
- Approche dite semi-supervisée : nous connaissons des informations partielles sur la classe désirée.
- Approche dite non-supervisée : aucune information sur la classe désirée.

Dans le cadre de ce projet de fin d'étude, nous sommes intéressés par le 3^{ème} type de classification « clustering ». Ce type repose sur le principe d'un apprentissage non supervisé, qui tente d'obtenir des informations sans aucune connaissance préalable. Nous adoptons en général des algorithmes qui permettent d'apprendre à partir d'un certain nombre de données non annotées, selon certaines caractéristiques et sans aucune expertise ou intervention requise

Parmi les méthodes qui s'inscrivent dans le cadre de l'apprentissage non supervisé, nous citons en particulier : les algorithmes de type k-means, FCM et le réseau Hopfield.

L'objectif de notre travail est de séparer les fœtus normaux (sains) de ceux qui présentent une pathologie à l'aide d'un classifieur non supervisé basé sur le réseau de Hopfield.

Nous présentons dans ce chapitre les différentes expérimentations engagées lors de la réalisation de notre application. Nous décrivons et nous discutons aussi les résultats obtenus.

Dans le cadre de ce projet de fin d'étude nous avons adopté le modèle de classification basé sur le réseau d' Hopfield qui est une version la plus simple des réseaux de neurones connus dans la littérature. Ce réseau possède une structure complètement connectée puisque chaque neurone est connecté à tous les autres. Les entrées du réseau sont du type binaire (-1 et 1 ou bien 0 et 1). Cette caractéristique nous a obligé tous d'abord de normaliser notre base de données « CTG » entre -1 et 1 afin de l'adapter à ce type de réseau de neurones.

II. Les principales étapes de l'approche adoptée :

II.1 L'organigramme adopté

Les étapes principales de notre approche sont présentées dans l'organigramme de la figure III.1.

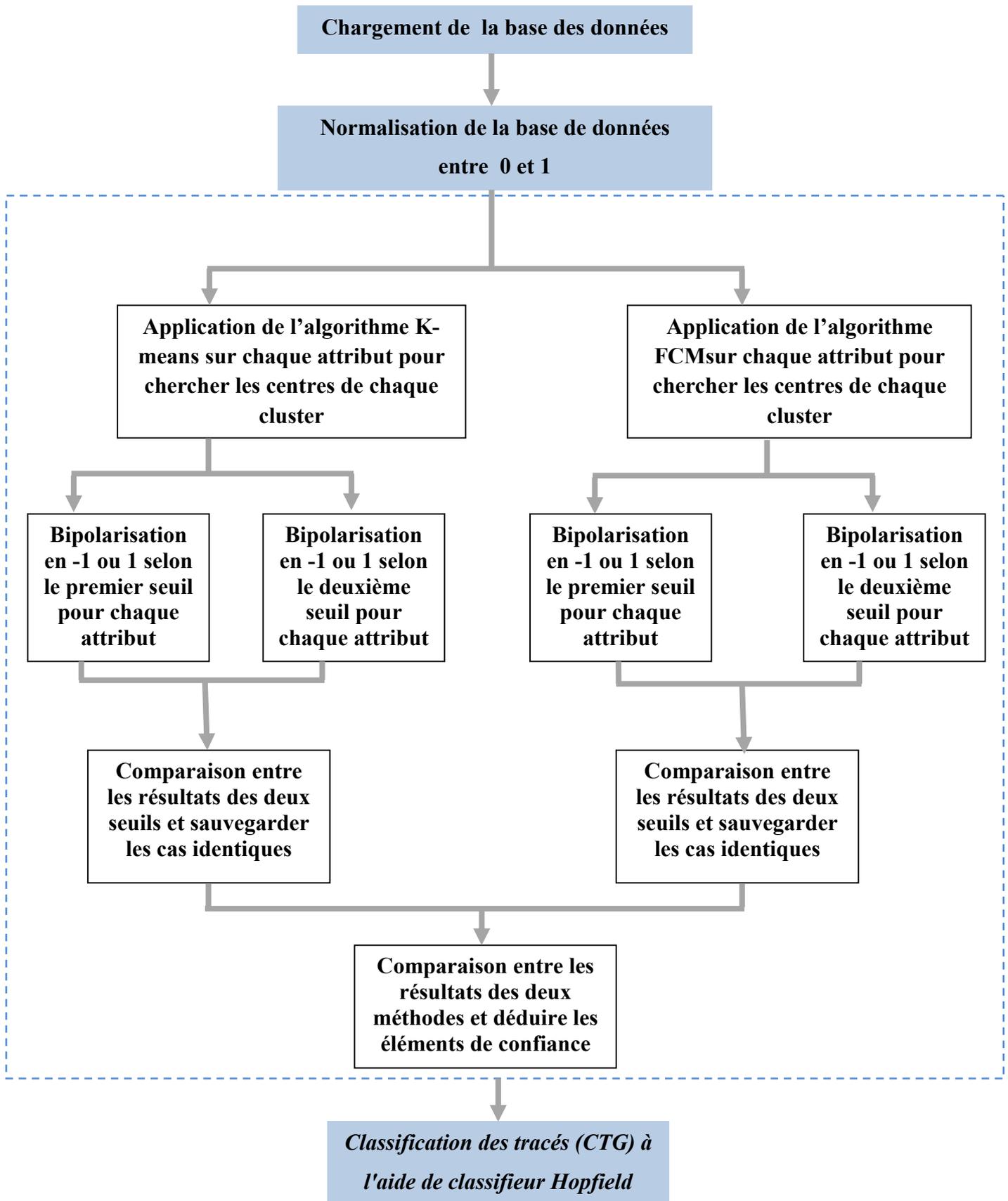


Figure (III.1) : Organigramme de l'approche proposée.

II.2 Principes d'utilisation de l'approche adoptée

- Nous avons normalisé les données entre [0 1] pour les adapter avec le modèle de classification de Hopfield
- Nous avons par la suite réalisé une bipolarisation des descripteurs entre -1 et 1 afin de tirer les éléments de confiance pour les deux classes ciblées (normal et pathologique). Nous notons que cette partie était la plus difficile, nous avons rencontré des difficultés pour fixer le seuil de la bipolarisation pour chaque attribut. Pour contourner cet obstacle, nous avons appliqué les méthodes de clustering sur tous les attributs afin de trouver les deux centres pour chaque attribut, ces derniers seront utilisés comme des seuils de bipolarisation. Parmi les méthodes de partitionnement, nous avons choisi les deux algorithmes : K-means et FCM.

Pendant cette étape, nous avons obtenu des éléments bipolarisés en -1 et 1 pour chacune des deux classes, et après une comparaison entre les résultats obtenus par K-means et FCM ; nous avons choisi les éléments identiques comme éléments de confiance pour chacune des deux classes de notre base de données. Cette base sera utilisée par la suite dans la phase d'apprentissage du réseau Hopfield.

- Le classifieur Hopfield appliquée à la base de données normalisée permet :
 - D'une part, de partitionner les données de notre base en deux clusters (normal et pathologique).
 - Et d'une autre part, identifier l'état du fœtus (malade ou sain).

III. Expérimentations et méthodes appliquées:

Dans cette partie, nous décrivons les différentes méthodes appliquées et les différentes expérimentations réalisées.

III.1. la Normalisation :

La normalisation est le processus de transformation d'une valeur réelle en une nouvelle valeur normalisée comprise entre 0 et 1 (ou bien entre -1 et 1).

La normalisation permet de :

- Eliminer les redondances.
- Organiser les données efficacement.
- Réduire le potentiel d'anomalies pendant les opérations sur les données.

Parmi les méthodes de normalisation les plus utilisées, nous citons : *la normalisation max-min* qui réalise une transformation linéaire sur les valeurs de données originales en se basant sur les valeurs minimum et maximum possibles.

La formule qui nous permet de normaliser une donnée X entre [0 1] est comme suit :

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \dots \dots \dots \text{(III.1)}$$

Et aussi pour normaliser la donnée X entre [-1 1], vous pouvez employer la formule suivante :

$$x'' = 2 * \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} - 1 \dots \dots \dots \text{(III.2)}$$

La normalisation min-max préserve les rapports parmi les valeurs de données originales. Un problème peut se poser si une valeur d'un point de repères invisible est hors l'intervalle [minX, maxX].

III.2. La binarisation (bipolarisation) des données normalisées :

➤ Binarisation :

La binarisation permet de convertir en binaire. C'est-à-dire que chaque variable ne peut prendre que deux valeurs qui sont (0) ou (1). La binarisation peut se faire à l'aide d'un seuil fixé par l'utilisateur.

➤ Bipolarisation:

Le principe de la bipolarisation est le même que celui de la binarisation, sauf que pour la bipolarisation ; chaque attribut peut prendre les deux valeurs (-1) ou (1).

Nous passons du binaire vers le bipolaire, ou bien inversement, en se basant sur les deux formules suivantes :

Le passage du binaire vers le bipolaire :

$$f(x) = 2 * x - 1 \dots \dots \dots \text{(III.3)}$$

Le passage du bipolaire vers le binaire :

$$f(x) = \frac{x+1}{2} \dots \dots \dots \text{(III.4)}$$

III.3 Méthode des centres mobiles (K-means) :

III.3.1 Définition [18] :

k-means est un algorithme de quantification vectorielle (clustering en anglais). Cet algorithme mis au point par *MacQueen* en 1967, est considéré l'un des plus simples algorithmes d'apprentissage non supervisé, appelée aussi *algorithme des centres mobiles*. Il adopte une technique de classification très simple, il attribue chaque point dans un cluster (Figure III.2) dont le centre (centroïde) est le plus proche. Le centre est la moyenne de tous les points dans le cluster, ses coordonnées représentent la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les points dans le cluster, c'est-à-dire chaque cluster est représentée par son centre de gravité

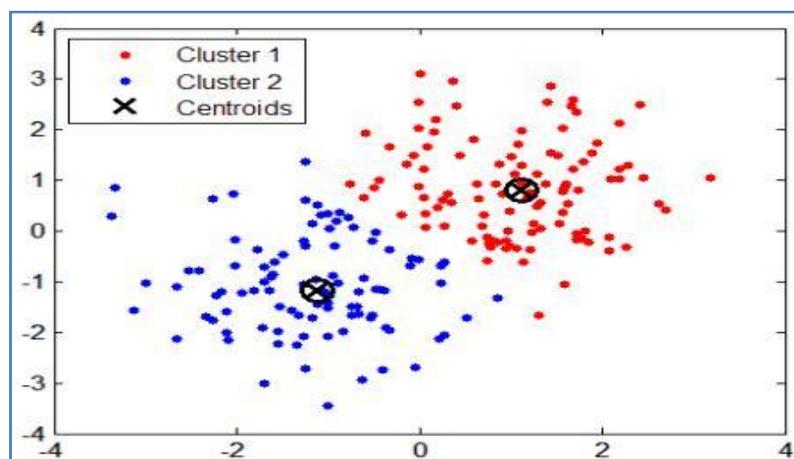


Figure (III.2) : Classification à base de K-Means.

III.3.2. Cas d'application de K-Means [18] :

L'algorithme K-Means est appliqué dans plusieurs domaines, nous citons en particulier les cas suivants :

- ✓ **Marketing** : segmentation du marché en découvrant des groupes de clients distincts à partir de bases de données d'achats.
- ✓ **Environnement** : identification des zones terrestres similaires (en termes d'utilisation) dans une base de données d'observation de la terre.
- ✓ **Assurance** : identification de groupes d'assurés distincts associés à un nombre important de déclarations.
- ✓ **Planification de villes** : identification de groupes d'habitations suivant le type d'habitation, valeur, localisation géographique, ...

✓ *Médecine* : Localisation de tumeurs dans le cerveau. Nuage de points du cerveau fournis par le neurologue. Identification des points définissant une tumeur.

III.3.3. Principe de l'algorithme [23]:

Cet algorithme est le plus populaire des algorithmes de clustering. L'idée principale est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixé a priori et de chercher itérativement la partition optimale. Chaque individu est affecté au centre le plus proche, après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque groupe est calculé, elle constitue les nouveaux représentants des groupes, lorsqu'on abouti à un état stationnaire (aucune donnée ne change de groupe) l'algorithme est arrêté.

Algorithme K-means :

Entrée :

Ensemble de N données, noté par x .

Nombre de clusters (groupes) souhaité, noté par k .

Sortie :

Une partition de k groupes $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$.

Début

1) Initialisation aléatoire des centres C_k ;

Répéter :

2) Affectation : générer une nouvelle partition en assignant chaque objet à un groupe dont le centre est le plus proche :

Si $x_i \in C_k$

$$\forall j |x_i - \mu_k| = \min |x_i - \mu_j|$$

Avec μ_k le centre de la classe k ;

3) Représentation : Calculer les centres associés à la nouvelle partition :

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{x \in C_k} x_i$$

Jusqu'à : convergence de l'algorithme vers une partition stable ;

Fin

III.3.4. Caractéristiques de K-means :

➤ Avantages :

☑ L'algorithme de k-means est très populaire du fait qu'il est très facile à comprendre et à mettre en œuvre.

☑ La méthode résolve une tâche non supervisée, donc elle ne nécessite aucune information a priori sur les données.

☑ Sa simplicité conceptuelle.

☑ Sa rapidité et ses faibles exigences en taille mémoire.

☑ La méthode est applicable à tout type de données (même textuelles), en choisissant une bonne notion de distance.

➤ Inconvénients :

☑ La partition finale dépend de la partition initiale. Le calcul des centroïdes, après chaque affectation d'un individu, influence le résultat de la partition finale. En effet, ce résultat dépend de l'ordre d'affectation des documents.

☑ Le nombre de classes est un paramètre de l'algorithme. Un bon choix du nombre k est nécessaire, car un mauvais choix de k produit de mauvais résultats.

III.4 Méthode de Fuzzy C-Means (FCM) :

III.4.1. Définition :

Fuzzy C-Means (*FCM*) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasse, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. [16]

III.4.2 Principe de l'algorithme :

Fuzzy C-means (FCM) est une méthode de clustering qui permet à un objet de données d'appartenir à deux ou plusieurs clusters. Cette méthode est dérivée de l'algorithme C-means,

identique à l'algorithme k-means décrit précédemment, elle a été développée par Dunn en 1973 et améliorée par Bezdek en 1981, est fréquemment utilisée dans la reconnaissance des formes. Elle est basée sur la minimisation de la fonction objective suivante [17]:

$$f(m) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C U_{ij}^m \|x_i - C_j\|^2 \quad 1 \leq m < \infty \dots\dots\dots \text{(III.5)}$$

avec :

- m : un nombre réel (> 1).
- U_{ij} : le degré d'appartenance de x_i .
- x_i : le $i^{\text{ème}}$ élément des données mesurées.
- C_j : le centre d'un cluster.

Ce Partitionnement flou (fuzzy) est réalisé grâce à une optimisation itérative de la fonction objectif présentée ci-dessus, avec la mise à jour de degrés d'appartenance U_{ij} et les centres des clusters C_j .

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont les suivantes:

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Le calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il ya non convergence de critère.

III.5. Comparaison entre les algorithmes K-means et FCM :

Nous résumons la différence entre fuzzy C-means (FCM) et k-means dans la fonction d'appartenance d'un nuage de points dans deux clusters (figure III.3) [17]:

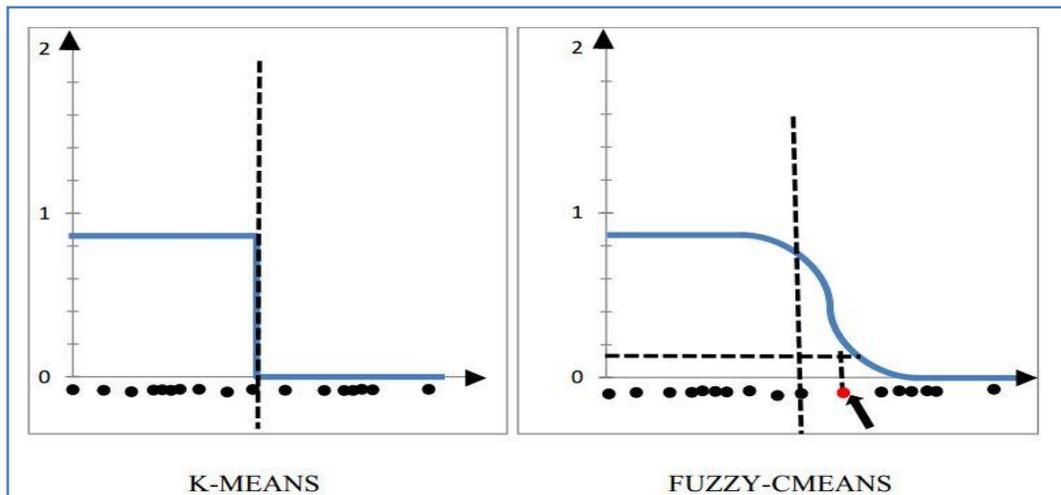


Figure (III.3) : Fonction d'appartenance dans K-MEANS/FCM.

Dans le cas de k-means, un objet ne peut pas appartenir à deux clusters simultanément, ce qui explique la Discrimination binaire entre les clusters, mais en FCM il est possible qu'un objet appartienne à deux ou plusieurs clusters selon différents pourcentages c'est-à-dire que les données sont liées à chaque groupe par le biais d'une fonction d'appartenance, ce qui représente l'aspect flou de cet algorithme.

III.6.La classification avec le réseau Hopfield :

Un réseau de Hopfield est une mémoire adressable par son contenu : une forme mémorisée est retrouvée par une stabilisation du réseau. Il s'agit d'un réseau constitué de neurones à deux états (-1 et 1, ou 0 et 1), il adopte la loi d'apprentissage basée sur la règle de Hebb (1949), où une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ses deux neurones est corrélée. Ce réseau est utilisé beaucoup dans le domaine de la reconnaissance des formes.

Pour notre approche, nous proposons d'utiliser le classifieur Hopfield pour effectuer deux tâches distinctes :

☑ **Le partitionnement** (clustering) des données de notre base en deux clusters (normal et pathologique).

☑ **La classification d'un tracé CTG** pour identifier l'état du fœtus (normal ou bien malade).

Comme tous les réseaux de neurones, ce classifieur est basé sur deux phases : phase d'apprentissage et phase de test.

Les tests concernent la vérification de la performance du réseau Hopfield. En effet, cette validation est exprimée par quelques critères comme :

- le taux de reconnaissance (TC),
- la sensibilité(SE)
- la spécificité (SP)

Nous citons ci-dessous la formule de chaque critère :

- Le taux de classification (*TC*):

$$TC = \frac{V_p + V_n}{V_p + V_n + F_p + F_n} \dots \dots \dots (III.6)$$

- La sensibilité (Se):

$$Se = \frac{V_p}{V_p + F_n} \dots \dots \dots (III.7)$$

- La Spécificité (Sp):

$$Sp = \frac{V_n}{V_n + F_p} \dots \dots \dots (III.8)$$

Où les grandeurs V_p , F_n , V_n , F_p sont définies dans le tableau III.1 :

	Présence d'événement de classe	Absence d'événement de classe
Classification Positive	Vrai positif (Vp)	Faux positif (Fp)
Classification Négative	Faux négatif (Fn)	Vrai négatif (Vn)

Tableau (III.1): les définitions des grandeurs V_p , V_n , F_p et F_n

IV. Résultats et discussions :

Dans les parties précédentes de ce chapitre, nous avons expliqué notre approche et les méthodes utilisées. Nous présentons dans cette partie les résultats obtenus pour chaque expérimentation.

Notre travail est divisé en deux parties importantes (figure III.4):

- ☑ Le prétraitement.
- ☑ La classification.

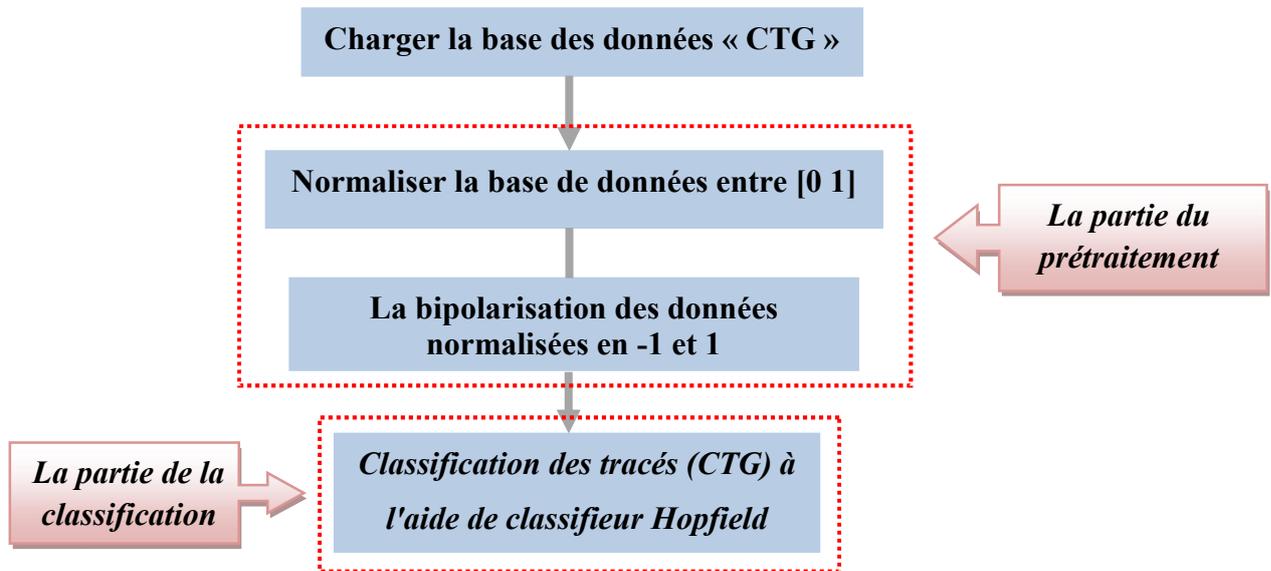


Figure (III.4) : structure générale de l'approche proposée.

Afin d'évaluer notre approche, nous avons utilisé une base de données cardiocardiographique (CTG.xls) téléchargée à partir du site web [archive.ics.uci.edu/ml/machine-learningdatabases/00193/CTG.xls]. Cette base contient **21 attributs** et **1163 mesures** (foetus) ou tracés CTG traités automatiquement par un système d'analyse informatisée du rythme cardiaque fœtal. Nous avons utilisé dans notre travail seulement 11 attributs car ils caractérisent bien le rythme cardiaque fœtal. (Voir **Annexe A**).

IV.1. Partie prétraitement :

IV.1.1. La normalisation entre [0 1] :

Après normalisation, nous remarquons la figure (III.5) les résultats obtenus :

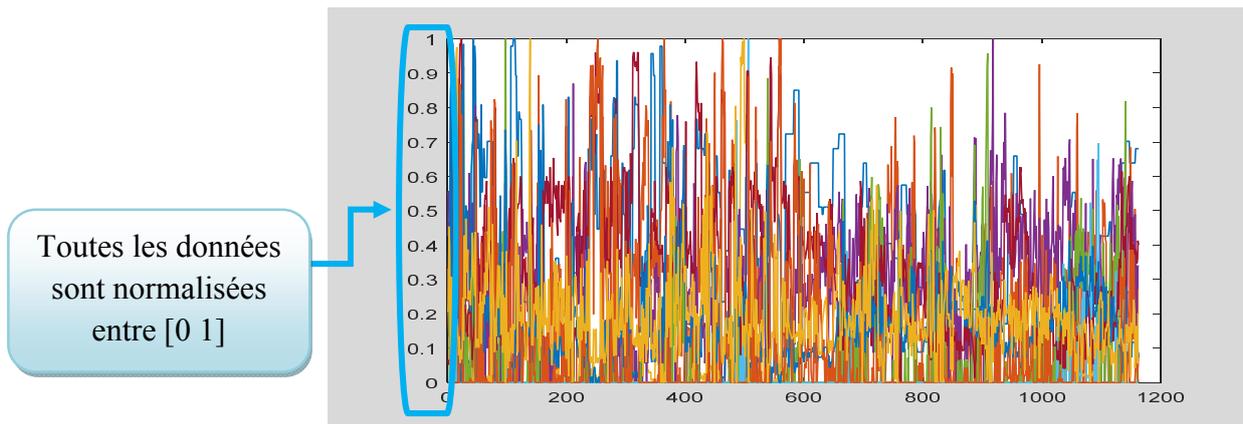


Figure (III.5) : base de données normalisée.

Et puisque nous avons 1163 exemples dans notre base de données et ne pouvons pas présenter tous les résultats obtenus, donc nous allons citer juste quelques-uns. Le tableau (III.2) présente quelques cas choisis avant la normalisation, et le tableau (III.3) contient les résultats obtenus correspondants à ces cas:

<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>	<i>Classe</i>
132	0,0063	0	0,0063	0,0031	0	17	2,100	0	10,40	1
133	0,0033	0	0,0083	0,0033	0	16	2,100	0	13,40	1
134	0,0025	0	0,0076	0,0025	0	16	2,400	0	23	1
132	0,0065	0	0,0081	0	0	16	2,400	0	19,90	1
134	0,0010	0	0,0104	0,0094	0,0020	26	5,900	0	0	3
134	0,0014	0	0,0126	0,0084	0,0028	29	6,300	0	0	3
122	0	0	0	0	0	83	0,500	6	15,60	3
122	0	0	0,0015	0	0	84	0,500	5	13,60	3
122	0	0	0,0029	0	0	86	0,300	6	10,60	3
131	0,0050	0,0723	0,0076	0,0025	0	28	1,400	0	12,90	1
131	0,0090	0,2223	0,0060	0,0015	0	28	1,500	0	5,400	1
130	0,0058	0,4078	0,0041	0,0050	0,0008	21	2,300	0	7,900	1
130	0,0055	0,3802	0,0041	0,0041	0,0013	19	2,300	0	8,700	1
130	0,0060	0,4414	0,0045	0,0045	0	24	2,100	0	10,90	1
130	0,0028	0,4509	0,0056	0,0042	0,0014	23	1,900	0	8,800	1
130	0,0050	0,4692	0,0050	0,0042	0,0008	29	1,700	0	7,800	1

Tableau (III.2): les données avant la normalisation

<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>	<i>Classe</i>
0,4255	0,3308	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	1
0,4468	0,1723	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1
0,4681	0,1328	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	1
0,4255	0,3378	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1
0,4681	0,0544	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	3
0,4681	0,0727	0	0,2632	0,4707	0,3027	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	3
0,2128	0	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	3
0,2128	0	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	3
0,2128	0	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	3
0,4043	0,2632	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1
0,4043	0,4707	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	1
0,3830	0,3028	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1
0,3830	0,2889	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	1
0,3830	0,3157	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1
0,3830	0,1475	0,3308	0,1723	0,1328	0,3378	0,0544	0,0727	0	0	1
0,3830	0,2621	0	0,2632	0,4707	0,3028	0,2889	0,3157	0,1475	0,2621	1

Tableau (III.3): les données après la normalisation

➤ **Discussions:**

D'après la figure (III.2) et le tableau (III.3), nous remarquons que tous les données sont limitées entre [0 1]. Donc l'étape de la normalisation a été effectuée avec succès.

D'après ces résultats, nous remarquons l'efficacité de l'algorithme de normalisation proposé. Cette base de données normalisée sera utilisé par la suite :

- Pour définir les éléments de confiance qui seront utilisés dans la phase d'apprentissage du réseau Hopfield.
- Et aussi, nous utilisons cette base dans la phase de test du même réseau.

IV.1.2. La bipolarisation de la base de données normalisée :

Après la phase de normalisation, nous cherchons dans cette étape le seuil qui va être utilisé pour convertir la base de données entre -1 et 1.

Puisque nous rencontrons de difficultés lors de la détermination manuelle de ce seuil, nous utilisons les méthodes de clustering sur tous les attributs afin de déduire les deux centres pour chaque attribut qui seront considérés et utilisés comme des seuils de bipolarisation.

Notre but dans cette étape est de chercher les éléments de confiance. Donc afin de définir ces éléments, nous appliquons deux méthodes de clustering (k-means et FCM) et nous comparons entre les résultats afin de garder juste les cas identiques qui confirment notre objectif (élément de confiance).

IV.1.2.1. Les résultats de la méthode k-means :

K-means est un algorithme qui permet de classer ou de regrouper des objets en fonction des attributs/caractéristiques en nombre K de classe.

Nous appliquons cette méthode sur chaque attribut de notre base de données, et nous choisissons chaque fois manuellement le nombre de classe égale à 2.

Les résultats obtenus montrent que cet algorithme divise chaque attribut en deux classes. Notre but est de définir les centres des clusters pour chaque attribut. Le tableau (III.4) présente les centres obtenus pour tous les attributs :

	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV
Le centre du 1^{er} cluster	0,6167	0,4304	0,0118	0,4031	0,0251	0,0038	0,2313	0,1239	0,0308	0,1351
Le centre du 2^{eme} cluster	0,2627	0,0674	0,7914	0,0943	0,3837	0,4360	0,5848	0,3693	0,5960	0,3352

Vecteur

Vecteur C2

Tableau (III.4): les centroides des deux clusters pour chaque attribut (K-means).

Nous regroupons ces centres dans deux principaux vecteurs selon le 1^{er} et le 2^{eme} cluster qui seront considérés comme des seuils de la bipolarisation par la suite:

- **Le 1^{ere} vecteur (C₁):** contient le 1er centre de tous les attributs concernant le 1er cluster.
- **Le 2^{eme} vecteur (C₂):** contient le 2eme centre de tous les attributs concernant le 2eme cluster.

Après, nous effectuons un algorithme de bipolarisation en utilisant dans la 1^{ère} fois les seuils stockés dans le vecteur C₁, et dans la 2^{ème} fois, les seuils stockés dans le vecteur C₂.

D'après ce travail, nous avons obtenus deux bases de données converties entre -1 et 1. Les deux tableaux III.5 et III.6 représentent quelques résultats obtenus :

<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>	<i>classe</i>
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	3
-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1

Tableau (III.5):la bipolarisation selon le vecteur C_1 obtenu avec k-means

<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>	<i>classe</i>
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	3
1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1

Tableau (III.6):la bipolarisation selon le vecteur C_2 obtenu avec k-means

Ensuite, nous comparons entre les résultats des deux seuils et nous sauvegardons les cas identiques. Le tableau (III.7) présente le résultat de cette comparaison :

Les deux modèles pour la classe 2 (pathologique)

Les deux modèles pour la classe 1 (normal)

LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	classe
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3

Tableau (III.7): les cas identiques obtenus après la comparaison entre les résultats des deux seuils pour chaque attribut (par la méthode kmeans).

➤ Discussions:

Dans cette partie, nous cherchons les seuils de la bipolarisation en utilisant l'algorithme de la méthode k-means. Les résultats finaux obtenus montrent que nous avons pu bipolariser correctement notre base de données. D'après le tableau (III.7), nous remarquons que notre algorithme a sauvgardé 15 éléments identiques. aussi nous remarquons que nous avons deux modèles pour chaque classe (la classe normal « 1 » et la classe pathologique « 3 »).

IV.1.2.2. Les résultats de la méthode FCM :

Fuzzy C-Means est un algorithme de classification non supervisée floue, il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré d'appartenance, et tous les clusters sont caractérisés par leurs centre de gravité.

Dans cette partie, nous réalisons les mêmes étapes suivis que la méthode précédente (k-means). Tout d'abord, nous commençons par l'application de l'algorithme FCM sur chaque attribut de notre base de données en choisissant le nombre de classes égale à 2.

Les centres de gravités obtenus pour chaque attribut sont présentés dans le tableau (III.8) :

	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV
Le centre du 1 ^{er} cluster	0,2628	0,0580	0,0108	0,0890	0,3791	0,0022	0,2167	0,3522	0,0289	0,1297
Le centre du 2 ^{eme} cluster	0,6343	0,4303	0,7932	0,4102	0,0193	0,4289	0,5719	0,1177	0,6586	0,3223

Vecteur

Vecteur V2

Tableau (III.8): les centroides des deux clusters pour chaque attribut (FCM).

Après, nous appliquons l’algorithme de la bipolarisation en utilisant les deux vecteurs présentés dans le tableau III.8. Les résultats obtenus sont présentés dans les deux tableaux III.9 et III.10 :

LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	classe
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	3
1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	3
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	3
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	3
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1

Tableau (III.9):la bipolarisation selon le vecteur V₁ obtenu avec FCM

LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	classe
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	3
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1

Tableau (III.10):la bipolarisation selon le vecteur V₂ obtenu avec FCM

Et d'après une comparaison entre les résultats présentés dans les deux tableaux précédents (tableau III.9 et III.10), nous déduisons les cas identiques qui sont présentés dans le tableau (III.11) :

<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>	<i>classe</i>
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3

Tableau (III.11): les cas identiques obtenus après la comparaison entre les résultats des deux seuils pour chaque attribut (pour la méthode FCM).

➤ Discussions:

Dans cette partie, nous cherchons les seuils de la bipolarisation en utilisant l'algorithme de la méthode FCM. Les résultats finaux obtenus montrent que nous avons réussi de bipolariser notre base de données. D'après le tableau (III.11), nous remarquons que notre algorithme nous permet de sauvegarder 13 cas identiques. Aussi nous remarquons que nous avons deux modèles pour la classe pathologique « 3 » et seulement un modèle pour la classe normal « 1 ».

IV.1.2.3. Comparaison entre les deux méthodes k-means et FCM :

D'après les résultats obtenus et présentés dans les deux tableaux (III.7) et (III.11), nous remarquons que ces deux méthodes nous ont permis d'obtenir les mêmes modèles pour les deux classes.

Après une comparaison entre les résultats de ces deux méthodes, nous remarquons que le modèle le plus utilisé pour chacune de ces deux classes est présenté dans le tableau III.12:

	<i>LB</i>	<i>AC</i>	<i>FM</i>	<i>UC</i>	<i>DL</i>	<i>DP</i>	<i>ASTV</i>	<i>MSTV</i>	<i>ALTV</i>	<i>MLTV</i>
<i>Classe normal (1)</i>	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1
<i>Classe pathologie (3)</i>	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1

Tableau (III.12):l'élément de la confiance pour chaque classe.

Ces deux éléments de confiance sont utilisés par la suite dans la phase d'apprentissage du réseau Hopfield (dans la partie de classification concernant notre travail).

IV.2. La partie de classification :

Pour classifier un tracé CTG d'un fœtus, il faut d'abord développer le modèle de classification par apprentissage, en lui donnant en entrée les exemples d'apprentissage (qui ont les deux éléments de confiance présentés dans le tableau III.12).

Une fois l'apprentissage est terminé, nous passons à une phase de test . Dans cette phase,les exemples (les éléments de notre base de données normalisés) sont présentés au classifieur Hopfield pour décider sur classe du tracé CTG.

Afin de vérifier la performance de notre classifieur proposé, nous calculons le taux de classification (TC), la sensibilité (Se) et la spécificité (Sp).

En utilisant les grandeurs suivantes :

- Les Vrais positifs (*Vp*).
- Les Vrais négatifs (*Vn*).
- Les Faux positifs (*Fp*).
- Les Faux négatifs (*Fn*).

Le tableau suivant (III.13) présente les résultats obtenus correspondants a ces grandeurs (Vp, Vn , Fp, Fn) :

	cas non malade (classe 1)	cas pathologique (classe 3)
Classification Positive	Vp = 816	Fp = 17
Classification Négative	Fn = 261	Vn = 69

Tableau (III.13):les valeurs de Vp, Fp, Fn et Vn.

Le tableau (III.14) montre les résultats obtenus pour les calculs de TC, Se et Sp :

Taux de classification (TC)	Sensibilité (Se)	Spécificité (Sp)
76,0963%	75,7660%	80,2326%

Tableau (III.14):les résultats obtenus de TC, Se et Sp.

➤ Discussions :

D'après les résultats présentés dans le tableau (III.13), nous remarquons que notre algorithme a reconnu la plupart des données appartenant aux deux classes de notre base de données (il a reconnu : **816 cas** parmi **1077 cas** dans la classe 1 et **69 cas** parmi **86 cas** dans la classe 3).

Les résultats de tableau (III.14) nous permet de dire que ce classifieur a un taux de classification acceptable ($\approx 76\%$). Aussi la meme remarque pour la sensibilité ($\approx 76\%$) et la spécificité ($\approx 80\%$). Donc, ces résultats de classification nous mènent a dire que notre classifieur basé sur le réseau Hopfield est meilleur pour la classification non supervisé des tracés « CTG ».

V. Conclusion :

Nous avons présenté, dans ce chapitre, notre approche proposée et nous avons défini et décrit les différentes méthodes utilisées. Puis, nous avons discuté les résultats d'expérimentations de nos algorithmes appliqués sur une base de données fœtale « CTG ».

Notre objectif principal est de construire un classifieur non supervisé basé sur le réseau de neurone « Hopfield » qui sera en mesure de :

- Partitionner notre base de données en deux clusters (normal et pathologique).
- Classifier le tracé CTG afin d'identifier l'état de fœtus (malade ou non).



Conclusion Générale



Conclusion générale & perspectives:

La surveillance fœtale permet de mieux connaître l'état du fœtus pendant toutes les périodes intra-utérines. Les informations fournies par le rythme cardiaque sont différentes pour les fœtus sains et les fœtus en souffrance. Nous nous intéressons dans ce travail à la classification des données fœtales pour identifier les fœtus à anomalies.

L'objectif de notre projet de fin d'études est de mettre au point un classifieur capable de prédire les états normaux et pathologiques d'un fœtus à partir d'une base de données fœtales (CTG) à l'aide d'une méthode de classification non supervisée puissante basé sur un classifieur neuronal nous avons adopté le réseau de neurone de type Hopfield.

Avant d'appliquer notre algorithme de classification, nous avons réalisé tout d'abord une phase de prétraitement afin de transformer nos données en 0 et 1 (bipolarisé) parce que le classifieur utilisé (le réseau hopfield) fonctionne avec des entrées bipolaires. Concernant cette partie de prétraitement, nous avons appliqué deux méthodes différentes de clustering (kmeans et FCM) afin de partitionner nos données en deux clusters, et puis, nous avons utilisé les centres de clusters comme seuil de la bipolarisation dont le but est de déduire les deux modèles de confiance (normal et pathologique) qui seront utilisés dans la phase de classification lors de l'apprentissage. Après une petite comparaison visuelle entre les résultats de ces deux méthodes, nous avons remarqué qu'ils nous ont permis d'obtenir les mêmes modèles pour les deux classes. Par la suite, nous avons appliqué notre modèle de classification non supervisé pour la reconnaissance des tracés CTG de notre base de données fœtales.

Les résultats de test effectués sur notre classifieur proposé ont prouvé l'intérêt de la méthode.

Afin de calculer la performance de notre classifieur proposé, nous avons calculé le taux de classification ($TC \approx 76\%$), la sensibilité ($Se \approx 76\%$), et la spécificité ($Sp \approx 80\%$). Les résultats de classification obtenus, montrent que plusieurs exemples sont bien reconnus par notre modèle proposé.

Les résultats obtenus par notre classifieur basé sur le réseau Hopfield peuvent être améliorés en cherchant d'autres techniques de caractérisation du vecteur d'entrée

Perspectives de ce travail:

Ce travail de fin d'étude, nous ouvre des portes et des pistes pour un travail futur. De ce fait, plusieurs pistes sont ouvertes :

- faire une hybridation entre le classifieur neuronale basé sur le réseau Hopfield (RNH) et un système d'inférence floue (SIF) pour créer une interprétabilité des résultats
- Traiter d'autres bases de données médicales



Bibliographie :

- [1]. Lefkir, T. (10 - 06 - 2009). Le diagnostic anténatal et les IMG au cœur des discussions, le séminaire sur l'échographie en gynécologie. *Midi Libre* .
- [2]. BMJ, S. W. (1999). De la fécondation à la naissance : 9 mois pour un nouvel être humain. *British Medical Journal*, 319: 1596 - 1600 .
- [3]. BILLAMI, H. C. (2011, Septembre 29). Classification des tracés CardioTocoGraphiques (CTG) d'un fœtus. Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme en Informatique Option : Modèle Intelligent et Décision (M.I.D).
- [4]. *rythme-cardiaque-foetal*. (s.d.). Récupéré sur <http://sante.medecine.journaldesfemmes.com/faq/45078-rythme-cardiaque-foetal-definition>
- [5]. LARDEUX, S. (s.d.). Analyse du Rythme cardiaque fœtal pendant le travail : Influence de l'échelle temporelle du tracé. DIPLÔME D'ÉTAT DE SAGE-FEMME. Université d'Angers, UFR de Sciences médicales, École de sages-femmes René ROUCHY.
- [6]. SOUAD, M. O. (s.d.). Analyse des signaux biomédicaux par des approches multi fractales et entropiques : Application à la variabilité du rythme cardiaque fœtal. *THESE DE DOCTORAT SPECIALITE : Electronique Option : Télédétection*. UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI TIZI-OUZOU.
- [7]. Charlène GERY, K. P. (2014, juillet). La classification du rythme cardiaque fœtal par catégories permet-elle de prédire le statut acido-basique artériel ombilical néonatal ? *Mémoire de Fin d'Etudes Travail Bachelor sage-femme*. Haute école de santé. Genève.
- [8]. Timothée COUR, G. G.-A. (juillet 2002.). *Reconnaissance de formes par réseau de neurones*,. DREYFUS, ECOLE POLYTECHNIQUE.
- [9]. TALBI, M. L. (2011). Analyse et traitement du signal électro-cardiographique (ECG). *these de doctorat*,. Université Mentouri de Constantine.
- [10]. Djamila, M. K. (2012., 06 28). Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données. *mémoire de Master en Physique de la matière condensée et des semi-conducteurs*. Université ABOU-BAKR BELKAID de TLEMCEM.
- [11]. Rosenblatt, F. (1957). *THE PERCEPTRON: A PERCEIVING AND RECOGNIZING AUTOMATON*. Technical report, Cornell Aeronautical Lab.
- [12]. Kohonen, T. (1982.). *Self-organized formation of topological correct feature maps*. Biological Cybernetics,59–69.
- [13]. Bessai F.Z., K. M. (s.d.). *Division Base de Données et Système multimédia*. centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique (CERIST) .
- [14]. *reseau_de_neurones_de_Hopfield*. (s.d.). Récupéré sur https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_de_Hopfield

- [15]. *Fonction_signe*. (s.d.). Récupéré sur https://fr.wikipedia.org/wiki/Fonction_signe
- [16]. Hamla. A.D (2015, juin 16). Approches de segmentation : application à la détection des opacités mammaires. *Mémoire de projet de fin d'études, Master en génie biomédical* . Tlemcen, Genie biomedical, Algerie: Université Abou Bekr Belkaid,Tlemcen.
- [17]. NOURIA, A. B.-B. (2014). Implémentation d'un algorithme de Clustering à base de k-MEDOIDS. *Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Licence en Informatique*.
- [18] Belhabib Abdelkader, L. O. (2012). Developpement d'une application à base de l'algorithme de classification K-means. *Diplome licence en informatique* . Tlemcen, Informatique, Algerie: Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen.
- [19]. *La loi de Hebb : Découvrez comment vos souvenirs se forment !* (2013, 01 06). Récupéré sur <http://tout-sur-la-memoire.com/la-loi-de-hebb>
- [20]. Pierre Borne, M. B. (2007). *Les réseaux de neurones: présentation et applications*. Editions OPHRYS.
- [21]. Iméne Benkermi, s. P. (2003). Application des reseaux de neurones à l'ordonnancement de taches temps réel sur une architecture multiprocesseurs hétérogenes. *RENPAR* .
- [22] Faycal, M. M. (2010). Modelisation par reseaux de neurones artificiels et commande peredectives non lineaire d'une station de production d'eau froide. *memoire de Magister en Automatique* . Annaba, Electronique, Algerie: Université Badji Mokhtar -Annaba.
- [23] Oumiloud Horiya, M. A. (2014). Classification non supervisée Application de K-means. *Diplome de licence en informatique* . Tlemcen, Informatique, Algerie: Universié Abou Bekr Belkaid Tlemcen



Annexes

Dans cette annexe nous donnons une description brève de la base de données fœtale qui a été utilisée le long de ce projet pour valider nos résultats de classification non supervisé.

1- Définition de la base de données Cardiotocographique « CTG » :

L'ensemble de données de cette base de données « CTG » est constitué de mesures de rythme cardiaque fœtal (RCF) et la contraction utérine (CU). Ces données sont présentées sur un Cardiotogramme. Elles ont également été classées par trois obstétriciens experts.

Le fichier « CTG.xls » contient des mesures et des résultats de la classification des examens Cardiotocographique (CTG) de 1163 fœtus. Les examens ont été réalisés à l'hôpital Joao S., Porto.

Ces tracés CTG sont traités automatiquement par un système d'analyse informatisée du rythme cardiaque fœtal qui est le système SisPorto version 2.0.

Ce système utilise 21 attributs (paramètres) calculés au cours de l'analyse du tracé. Seulement 11 attributs caractérisent bien le rythme cardiaque fœtal et qui sont utilisés dans notre application. Alors que les 10 autres attributs (signal loss, Width, Min, Max,...) décrivent la qualité du signal traité et n'ont pas une relation directe avec le RCF.

2- Description des attributs :

Les 11 attributs qui caractérisent le rythme cardiaque fœtal sont comme suit :

1- LB (FHR baseline) : La fréquence cardiaque de base

La fréquence cardiaque de base est définie comme le rythme cardiaque enregistré entre les contractions ou entre deux accidents (accélérations ou décélérations), et stabilisé sur une période de 10 minutes au minimum. La fréquence de base est rapportée en battements par minutes (bpm), moyenné à partir des épisodes de faible variation.

2- AC (number of heat fetal acceleration per second) : Nombre d'accélérations

Une accélération est définie comme une augmentation intermittente (irrégulière) de la fréquence cardiaque de plus de 15 battements et d'une durée de plus de 15 secondes. La présence d'accélérations témoigne la bonne vitalité fœtale.

3- FM (number of fetal movements per second) : Nombre des mouvements fœtaux

Les mouvements fœtaux ou la réactivité fœtale sont en relation avec les cycles de sommeil et de veille et même avec l'âge gestationnel. Leur diminution est un bon prédicateur de souffrance fœtale.

4- UC (number of uterine contractions per second) : Nombre de contractions utérines

Les contractions au cours de la grossesse sont des spasmes de l'utérus qui durcissent le ventre. Les femmes enceintes peuvent ressentir quelques contractions au cours de leur grossesse. Elles sont en général peu douloureuses, peu fréquentes et isolées.

5- *mSTV* (mean value of short term variability) : ***La variabilité à court terme :***

La variabilité à court terme (VCT) est la variation du rythme cardiaque battement à battement obtenue à partir de l'électrocardiogramme fœtal (acquisition interne). Ce paramètre est l'un des meilleurs indicateurs du bien être fœtal.

6- *ASTV* (percentage of time with abnormal short term variability) : ***Durée moyenne d'une variabilité à courte terme anormale :***

La valeur de VLT inférieure à 4 ms correspond à la valeur anormale.

7- *mLTV* (mean value of long term variability) : ***La variabilité à long terme***

Variabilité à long terme (VLT) est caractérisée par l'amplitude et la périodicité des oscillations. L'amplitude est exprimée en battement par minute (bpm) et normalement comprise entre 5 et 25 bpm.

8- *ALTV* (percentage of time with abnormal long term variability) : ***Durée moyenne d'une variabilité à long terme anormale.***

La valeur de VLT inférieure à 20 ms (soit inférieure à 6,5 bpm) correspond à la valeur anormale.

9- *DL* (number of light decelerations per second) : ***Nombre de décélérations légères (précoces).***

Un ralentissement précoce correspond à une diminution réflexe de la fréquence cardiaque en rapport avec les contractions utérines. La décélération débute avant que la contraction utérine atteigne son maximum, celle-ci a une morphologie arrondie et uniforme (diminution non marquée du nombre de battements).

10- *DP* (number of prolonged decelerations per second) : ***Nombre de décélérations prolongées.***

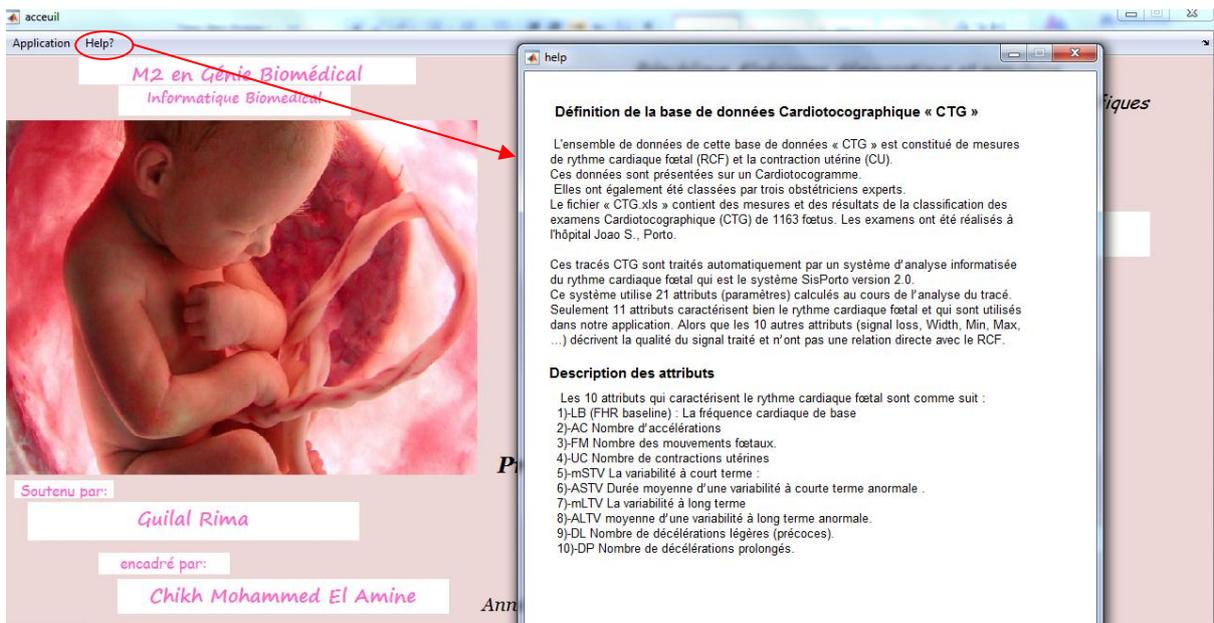
Une décélération prolongée est définie comme une diminution du rythme fœtal avec une fréquence cardiaque de base inférieure à 80 bpm pendant plus de deux minutes, ou inférieure à 100 bpm pendant plus de trois minutes.

L'application réalisée permet de tester les algorithmes de notre approche proposée dans ce Projet de fin d'études de Master IBM. Il s'agit des algorithmes suivant :

- L'algorithme de la normalisation.
- L'algorithme de bipolarisation
- L'algorithme de classification basé sur le réseau de type Hopfield.

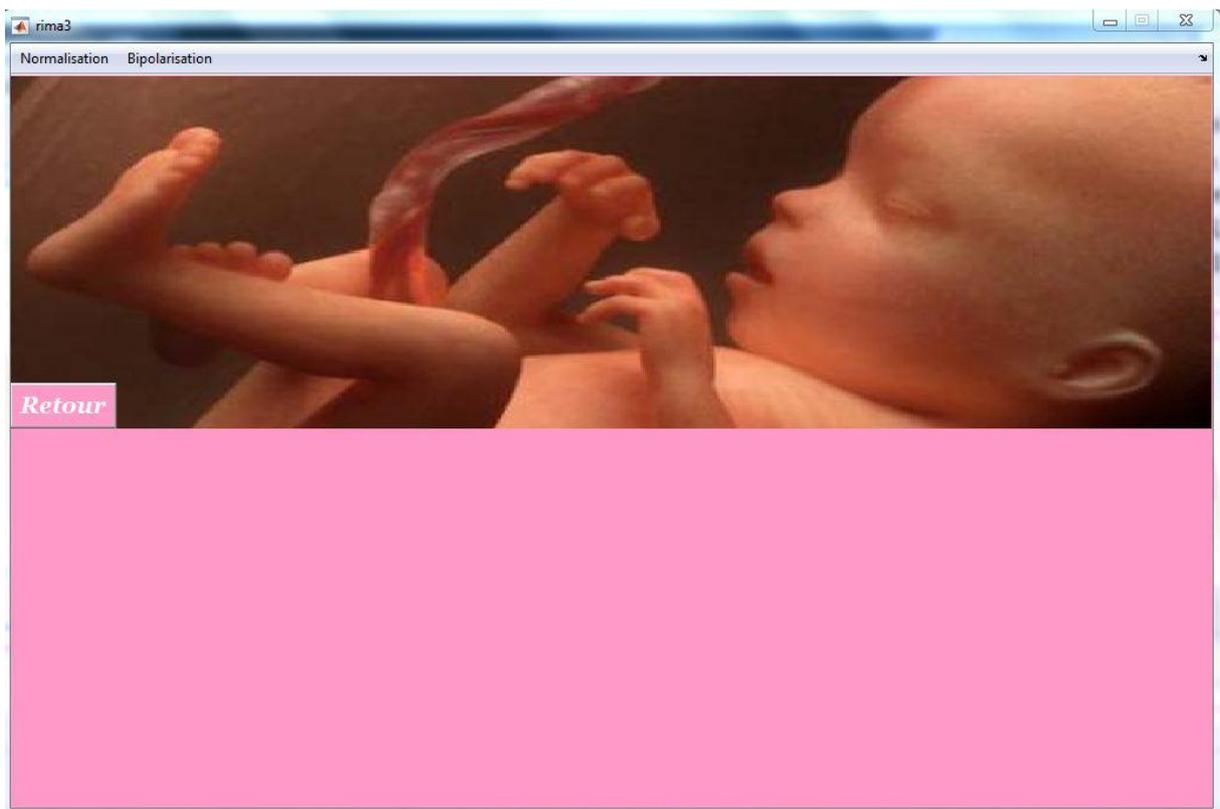


Fenêtre principale





1- La partie de prétraitement :



Normalisation Bipolarisation

	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV
1	0.4255	0.3308	0	0.4274	0.2073	0	0.0667	0.2794	0	0.20
2	0.4468	0.1723	0	0.5565	0.2159	0	0.0533	0.2794	0	0.26
3	0.4681	0.1328	0	0.5147	0.1665	0	0.0533	0.3235	0	0.45
4	0.4255	0.3378	0	0.5456	0	0	0.0533	0.3235	0	0.39
5	0.4681	0.0544	0	0.7030	0.6139	0.3924	0.1867	0.8382	0	
6	0.4681	0.0727	0	0.8457	0.5470	0.5245	0.2267	0.8971	0	
7	0.2128	0	0	0	0	0	0.9467	0.0441	0.0659	0.30
8	0.2128	0	0	0.1017	0	0	0.9600	0.0441	0.0549	0.26
9	0.2128	0	0	0.1988	0	0	0.9867	0.0147	0.0659	0.20
10	0.4043	0.2632	0.1505	0.5102	0.1650	0	0.2133	0.1765	0	0.25
11	0.4043	0.4707	0.4627	0.4054	0.0983	0	0.2133	0.1912	0	0.10
12	0.3830	0.3028	0.8485	0.2794	0.3253	0.1560	0.1200	0.3088	0	0.15
13	0.3830	0.2889	0.7911	0.2799	0.2716	0.2604	0.0933	0.3088	0	0.17
14	0.3830	0.3157	0.9184	0.3059	0.2968	0	0.1600	0.2794	0	0.21
15	0.3830	0.4475	0.0382	0.3812	0.2774	0.2688	0.1487	0.2600	0	0.17

Retour

Normalisation Bipolarisation

- K-means
- FCM
- éléments de confiance

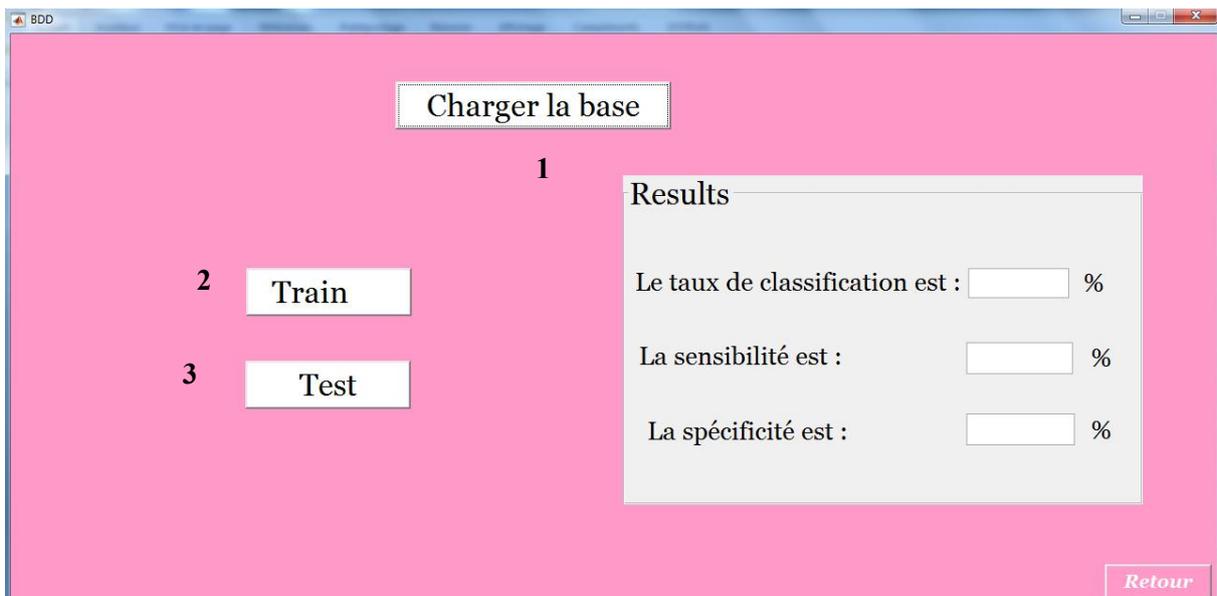
	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	class
1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
2	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
3	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
4	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
5	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
6	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
7	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
8	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
9	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
10	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
11	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
12	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
13	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
14	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
15	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3

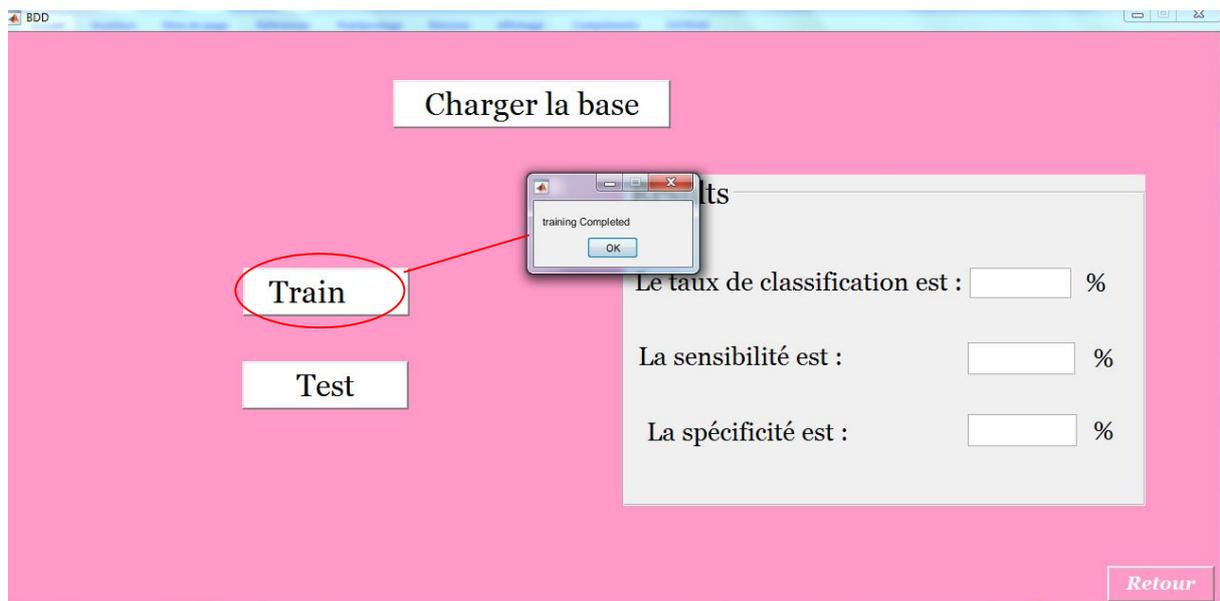
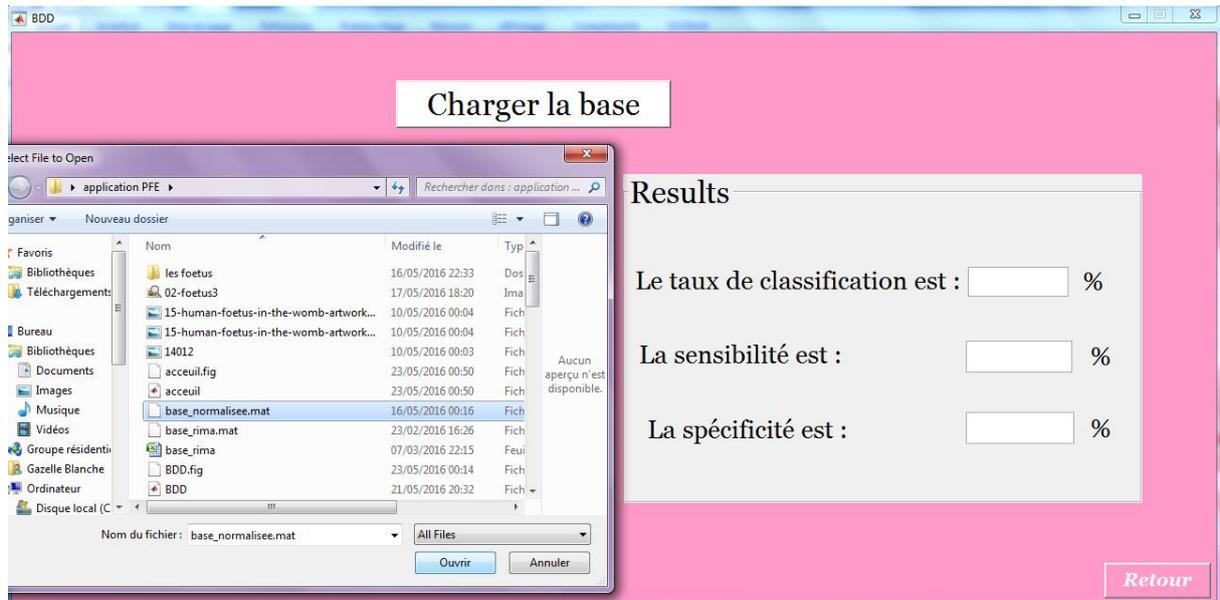
Retour

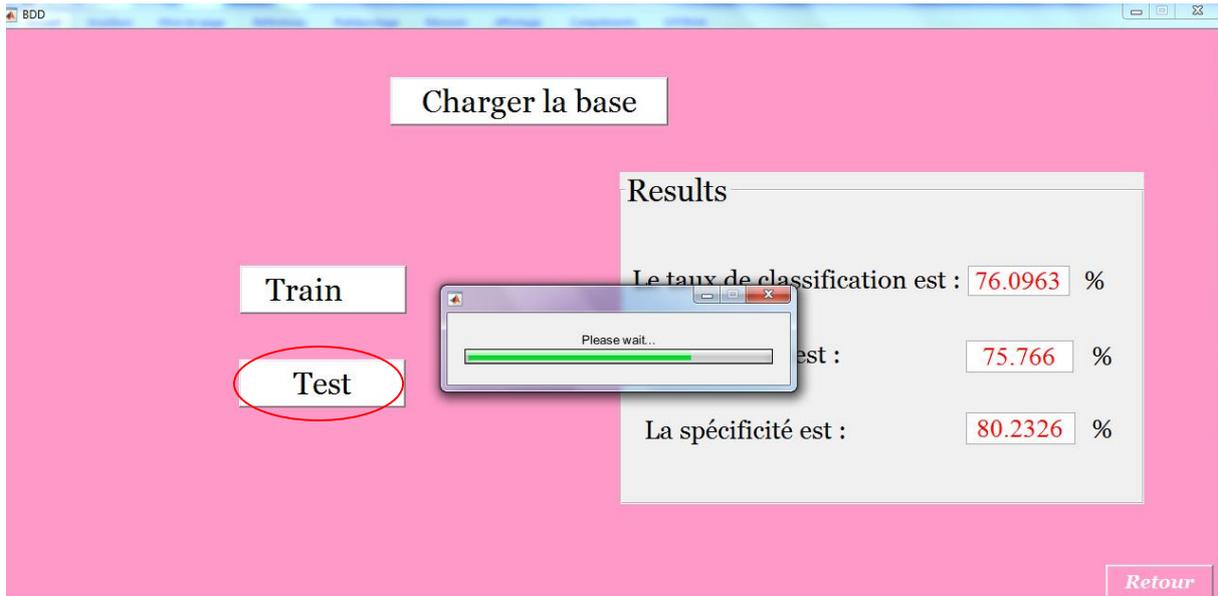
	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	class
1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
2	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
3	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
4	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
5	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
6	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
7	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
8	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
9	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
10	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
11	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
12	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3
13	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3

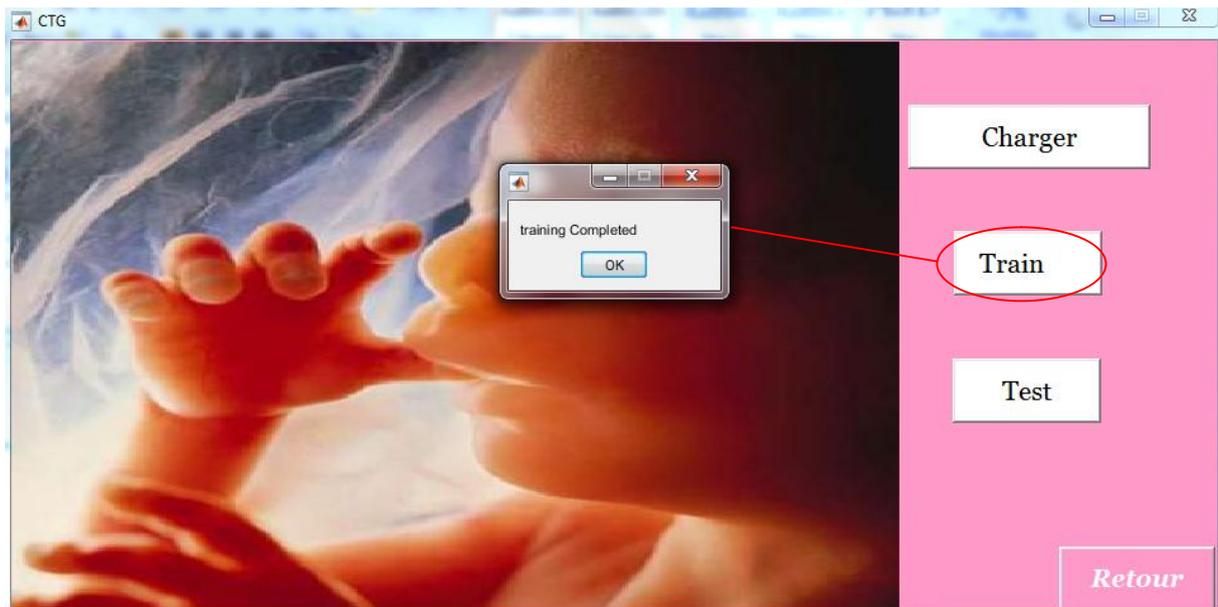
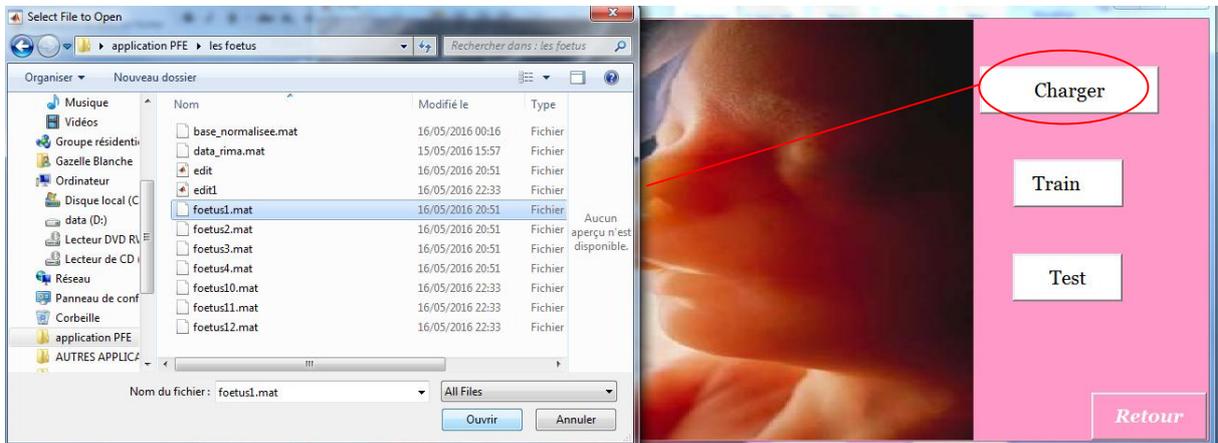
	LB	AC	FM	UC	DL	DP	ASTV	MSTV	ALTV	MLTV	class
normal	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
pathologique	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	3

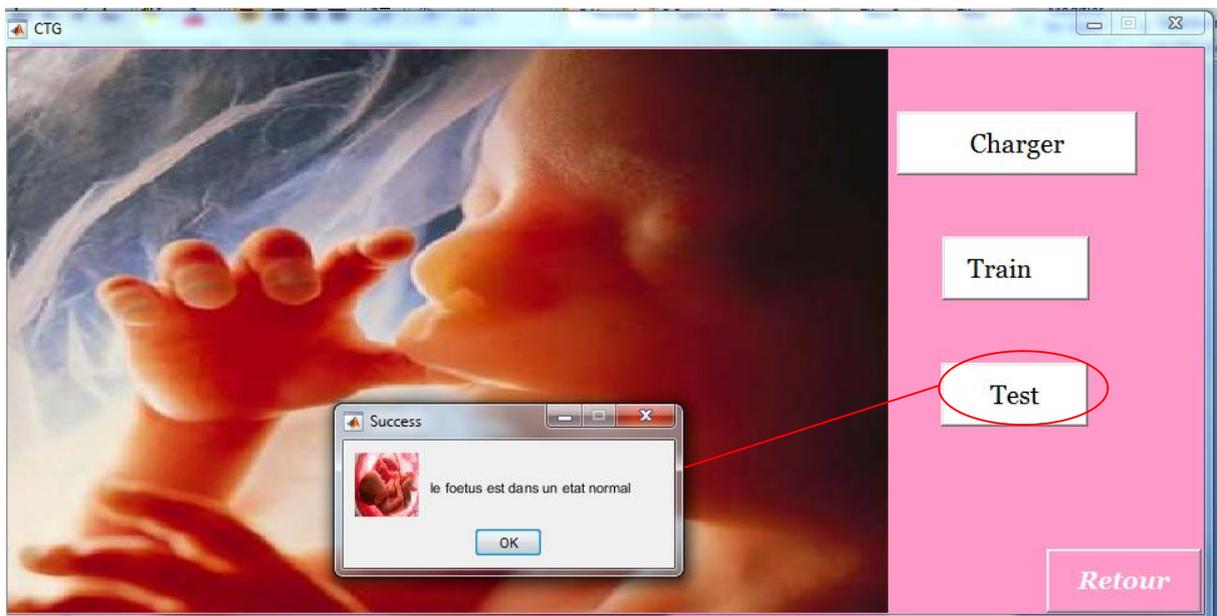
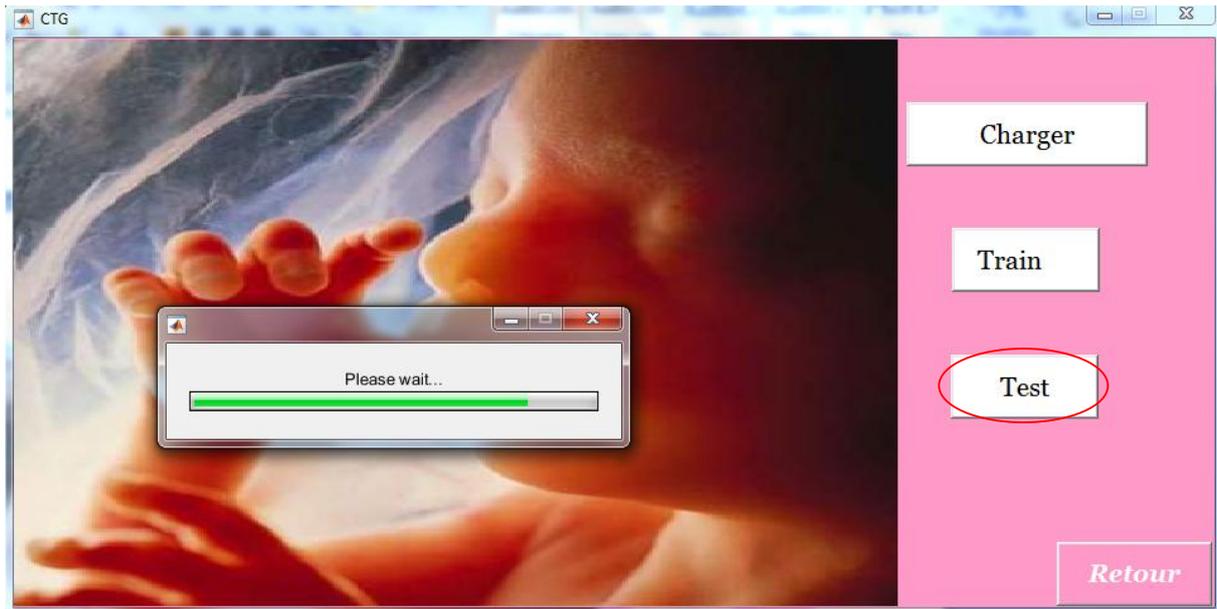
2- La partie de classification :













Résumé :

Le rythme cardiaque fœtal (RCF) est un outil qui nous informe sur l'état du fœtus. La surveillance fœtale est très importante car elle permet de détecter les anomalies au niveau de RCF à un stade précoce. La cardiocardiographie (CTG) est une ancienne technique de la surveillance fœtale qui permet une analyse des paramètres du rythme cardiaque fœtal (RCF). Dans certains cas, les experts n'arrivent pas à détecter ces anomalies à l'œil nu. Afin de résoudre ce problème plusieurs systèmes automatisés sont développés.

L'objectif de ce mémoire est la construction d'un classifieur non supervisée capable de prédire les états normaux et pathologiques d'un fœtus. Dans notre étude nous avons proposé le modèle de réseau de neurones type Hopfield comme un classifieur. Il permet de différencier les cas normaux des cas pathologiques à partir d'une base de données fœtale.

Nous avons obtenu un taux de classification acceptable aux environs de 76%. Ces résultats peuvent être améliorés en choisissant un vecteur de caractéristiques plus pertinent et en ajoutant la notion d'interprétabilité en hybridant notre classifieur avec un système d'inférence flou.

Mots clés: rythme cardiaque fœtal, surveillance fœtale, cardiocardiographie, réseaux de neurones, Hopfield.



Abstract:

The fetal heart rate is a tool which informs us on fetus's state. The fetal monitoring is very important to detect the anomalies in precocious level. The Cardiocardiography (CTG) is an old fetal monitoring technique which allows an analysis of fetal heart rate (FHR) parameters. Some case, the experts doesn't detect the anomalies by eye, to solve this problem several computing system are developed. The objective of this memory is the construction of unsupervised classifier able to predict the normal and pathological cases. In our study we proposed a Hopfield type of neural networks like a classifier.

It enable to differentiate the normal cases from the pathological using a fetal data base. The algorithm has shown 76 percent correct rate.

These results can be improved by a vector of more pertinent characteristics, and adding the concept of interpretability by hybridizes our classifior with a vague inference system.

Keywords: fetal heart rate, fetal monitoring, Cardiocardiography, neural networks, Hopfield.

تلخيص:



تشير ضربات قلب الجنين الطبيعية عادة إلى أن كل شيء على ما يرام في مراحل الحمل المختلفة. تعتبر مراقبة الجنين من أهم العوامل التي تسمح لنا بالكشف عن التشوهات و الاضطرابات التي يعاني منها الجنين في مراحل مبكرة.

La cardiocardiographie هي عبارة عن تقنية قديمة لمراقبة الجنين، تستعمل في تحليل المعلومات المتعلقة بضربات قلب (RCF). في أغلب الأحيان، يتعذر على الخبراء كشف الحالات المستعصية بالاعتماد على العين المجردة. و لهذا تم تطوير العديد من النظم الآلية من أجل حل هذه المشكلة.

الهدف من هذه الدراسة هو بناء مصنف غير خاضع للرقابة (non supervisée) قادر على معرفة و تصنيف الحالات صنفين: عادية و أخرى مرضية. و لهذا اقترحنا استعمال الشبكة العصبية هوبفيلد بمثابة مصنف غير خاضع للرقابة. تسمح لنا هذه الدراسة بالتمييز بين الحالات العادية و المرضية بالاعتماد على قاعدة بيانات لمعلومات متعلقة بالجنين

نتيجة لذلك، تحصلنا على معدل تصنيف مقبول 76%. يمكننا تحسين هذه النتائج عن طريق استعمال فقط المعلومات المهمة جدا، أو أيضا عن طريق التهجين بين المصنف المقترح من قبلنا مع نظام الاستدلال الغامض

(système d'inférence flou)

الكلمات المفتاحية: نبضات قلب الجنين، مراقبة الجنين، جهاز مراقبة قلب الجنين، الشبكة العصبية، شبكة هوبفيلد.