

MA-004-468-1

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université SAAD DAHLEB DE BLIDA
FACULTE DES SCIENCES
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE



Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master II

En informatique Spécialité ingénierie du logiciel

Thème

*Détection des pathologies cardiaques
En utilisant DEEP LEARNING*

Réalisé par:

Tchikou fatma zohra

Promoteur :

KAMECHE Abdellah Hichem

Année universitaire 2016/2017



Remerciements :

Avant tout je remercie Dieu « Allah » tout puissant

C'est tout naturellement que je tiens à remercier Monsieur Kameche Abdallah, le promoteur de ce mémoire, je tiens à lui exprimer ma profonde reconnaissance pour m'avoir fait confiance en acceptant de diriger cette thèse ainsi que pour ses orientations et ses conseils qui m'ont permis à mener à bien ce travail.

Je garde une place toute particulière à mes parents : ma mère Nadja et mon père Djamel je voudrais leur exprimer toutes ma profonde reconnaissance par ce qu'ils m'ont constamment aidé par leurs encouragements et leur soutien moral pour achever cette thèse ainsi que pour leur soutien et leur patience légendaire et sans limites aux moments les plus difficiles.

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à tous les membres de ma famille sans exception qui m'ont accordé leur confiance et en particulier mon frère Adel et mon oncle Mustapha pour leur soutien moral et leur encouragement.

Je pense et me dois remercier également toutes mes amies, notamment celles qui auront eu l'espace d'un instant, à me faire oublier la thèse. Celles qui m'ont aidé durant ces 2 années d'études en master.

Les derniers n'étant certainement pas des moindres, je tenais à remercier profondément tous les membres du « CSCC club » sans exception et ainsi tous les membres du « AkouasScientific club » et je vous dirai que j'ai eu la chance et l'occasion d'appartenir dans ces 2 clubs scientifiques et de collaborer avec vous en tant qu'une organisatrice dans divers évènements.

Pour terminerai cette page en remerciant encore une fois mes chère parents pour leur encouragement et leur meilleure éducations et je vous dirai que ces années d'études ne seraient certainement pas déroulées de la même manière sans vous et c'est en partie grâce à vous si j'en suis ici aujourd'hui.

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes parents :

Ma mère, qui a oeuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit ; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

Je vous dirai un merci ; pour tous vos sacrifices, votre tendresse, votre soutien et vos prières tout au long de mes études,

A mes chères amis pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

Mes frères et soeurs qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité, pour leur appui et leur encouragement,

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire,

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infaillible,

Merci d'être toujours là pour moi.

Liste des figures

- Pg7...Figure 1 : La structure anatomique du cœur.
- Pg9...Figure 2 : Principe de fonctionnement de l'ECG.
- Pg10... Figure 3 : Les dérivations bipolaires et unipolaires des membres.
- Pg11.. Figure 4 : Les dérivations précordiales.
- Pg12...Figure 5 : Illustration d'un homme portant un Holter.
- Pg13...Figure 6 : L'onde électrique d'un battement de cœur.
- Pg15...Figure 7 : Différents intervalles dans l'ECG.
- Pg20...Figure 8 : Modèle idéal pour le fonctionnement de l'apprentissage en général.
- Pg23... Figure 9 : Exemple illustratif .
- Pg24...Figure10 : Exemple de fonctionnement de la méthode des k-plus proches voisins pour des valeurs duparamètres $k = 5$ et $k = 11$. On considère trois classes, représentées respectivement en noir($y = 1$), en gris ($y = 2$) et en blanc ($y = 3$).
- Pg26...Figure11 : Exemple arbre de décision simple [14].
- Pg28...Figure1 2 :Modèle exemplaire du SVM.
- Pg29..Figure 13 :Exemple de Neurone Biologique [14]
- Pg30... Figure 14 :Exemple de Neurone formel [44]
- Pg31...Figure 15: Schéma exemplaire du réseau de neurones général.[21]
- Pg33...Figure16 : Modèle exemplaire de Deep Learning.
- Pg34...Figure 17 :Exemple de perceptron multicouche avec une couche d'entrée, deux couches cachée et une couche de sortie [45]
- Pg36...Figure18: ConvNet pour la reconnaissance des scènes [46]
- Pg36...Figure 19: ConvNet pour la reconnaissance des objets [46]
- Pg37... Figure 20 : un ConvNet simple [46].
- Pg38...Figure 21: résultat de la convolution [46]

Pg40...Figure22: les effets de la convolution de l'image ci-dessus avec différents filtres [69]

Pg41...Figure 23 : Features Map obtenus avec 3 filtres [46].

Pg41...Figure 24 : opération de ReLU [46]

Pg42...Figure 25: Max Pooling [46]

Pg43...Figure 26: Max Pooling appliqué au Feature Maps [46]

Pg43...Figure 27: Max Pooling et Sum Pooling [46]

Pg44....Figure28 :Partie exemplaire du traitement effectuée au niveau de réseau de neurones CNN.

Pg45.... Figure29 : Schéma illustrant l'architecture et le fonctionnement du CNN

Pg46...Figure30 : Réseau de neurones récurrent avec une couche cachée : (a)- Réseau auto-récurrent basique (b)- Réseau récurrent totalement connecté. [45]

Pg47...Figure31: (a)- Réseau récurrent unidirectionnel (b)- Réseau récurrent unidirectionnel en vue éclatée (c) - Réseau récurrent bidirectionnel en vue.

Pg49...Figure32 : Modèle typique du LSTM.

Pg49...Figure 33 : Modèle idéal de l'architecture du LSTM « One to One ».

Pg50...Figure 34: Modèle typique de l'architecture du LSTM « Many To One »

Pg50...Figure 35: Modèle exemplaire de l'architecture du LSTM « Many To Many ».

Pg63...Figure36 : Modèle des différentes méthodes de segmentations appliquées.

Pg72...Figure 37:Schéma de l'approche CNN proposée.[15]

Pg73...Figure38:Modèle de l'implémentation du CNN adaptatif.[15]

Pg76...Figure39 : Architecture Globale du modèle LSTM.

Pg77...Figure40: Modèle typique du processus « Savitzky Golay ».[23]

Pg78... Figure 41: Exemple idéal de division de matrice en n séquences.

Pg78...Figure 42 : Modèle typique d'observation.

Pg79...Figure 43: Modèle du traitement de séquence réalisé par LSTM

Pg79...Figure44: Modèle du traitement du processus MeanPooling.

Pg80...Figure45: Traitement du processus de la fonction d'activation (LogisticRegression).

Pg84...Figure46: Schéma illustrant le modèle d'enregistrement ECG. [A9]

Pg86...Figure47 : Schéma illustrant le fichier des descripteurs.

Pg87...Figure48 : Modèle exprimant les paramètres du script LSTM appliqué.

Pg88...Figure49 : modèle de réseau de neurones CNN appliqué.

Pg89...Figure 50: Schéma illustrant la matrice de confusion.[12][18]

Pg91...Figure 51:Matrice de confusion de l'évaluation par CNN.

Pg91...Figure 52:Résultat obtenu du test et de l'évaluation par LSTM.

Pg92...Figure53 : Tableau comparatif entre LSTM et CNN

Liste des abréviations :

CNN :Convolutional Neural Network.

ECG : Electrocardiographie/ Electrocardiogramme.

HF : Hautes Fréquences de la variabilité cardiaque.

BPM : Battement Par Minute

BF: Bases de Fréquences de la variabilité cardiaque.

RDF : Reconnaissance Des Formes.

IA :Intelligence Artificielle.

AVC : Accident Vasculaire Cérébral.

HTA : Hyper tension artérielle.

LSTM :Long Short Term Memory.

SVM: Short Vector Memory.

RNN : Reccurent Neaural Network.

KPPV: K Plus Proche Voisin.

Glossaire des termes anglophones :

DEEP Learning : une méthode particulière de machine learning (l'apprentissage automatique) mais elle est en profond.

MedicalDataWarehouse :un entrepôt de données médicales

HeartFailure : insuffisance cardiaque..

ملخص

يكمل مشروع بحثنا في تبيان أهمية آلية الإعلام الآلي في خدمة الميدان الطبي. وخاصة عالم الأمراض القلبية، مع التأكيد على عملية اكتشاف لهذه الأمراض. لهذا الغرض، هدفنا في هذا البحث يكمن في تخطيط وانجاز تطبيق موجه لاكتشاف مختلف الأمراض القلبية. مستعملين آلية التعليم المعمم . يجب التذكير. أننا استعملنا طريقة "LSTM" وطريقة "CNN 1D" التابعة لآلية التعليم المعمم وهذا في إطار التخطيط لتطبيقنا من أجل اكتشاف مختلف الأمراض القلبية المتمثلة فيما يلي :

- فئة الأمراض ذات ضربات القلب المتسارعة.
- فئة الأمراض القلبية البطينية العلوية.
- فئة الأمراض القلبية البطينية.

في هذا الصدد استعملنا في بحثنا قاعدة البيانات الخاصة بتخطيط القلب والمسماة "ARYTHMIE" التي توجه فيما بعد لتعليم تطبيقنا لاكتشاف الأمراض القلبية المذكورة أعلاه وأيضا القيام بعملية تجربة التطبيق حديث الانجاز.

في هذا المجال فان تطبيقنا يتم انجازه باستعمال لغة البرمجة "PYTHON" في إطار الحلين المقترحين لتطبيقنا.

في النهاية لقد ذكرنا في بحثنا هذا حدود تجربة الطريقتين المستعملتين في تطبيقنا ونقاط تحسين هذا التطبيق المعلوماتي في المستقبل .

كلمات البحث :

قاعدة البيانات الطبية , الأمراض القلبية, الإعلام الآلي الطبي , التعلم الآلي
لتنبؤ بالأمراض القلبية, جهاز E.C.G ترتيب وتصفية الإشارات وضربات القلب الكهربائية , الذكاء الاصطناعي.

Résumé :

Notre projet consiste à mettre en évidence l'importance de l'outil informatique au service du domaine médical, et en particulier le monde des pathologies cardiaques, en mettant l'accent sur le processus de détection de ces Maladies.

Par conséquent, notre objectif dans ce présent mémoire consiste à concevoir et réaliser une application destinée à la détection des différentes maladies cardiaques, en utilisant le processus de Deep Learning (architecture supervisée profonde).

Il faut noter, qu'on a utilisé l'architecture LSTM (Long Short Term Memory) et l'architecture convolutionnelle de réseau de neurones CNN (Convolution Neural Network) modifié de l'architecture profonde (Deep Learning en anglais) dans la conception de notre application, afin de détecter les différentes maladies cardiaques à savoir :

- La classe des maladies jonctionnelles.
- La classe des maladies supra ventriculaire.

- La classe des maladies ventriculaires.

A ce titre, il a été question dans cette recherche d'importer la base de données de type DataSets intitulée « MIT-BIH-Arythmia » qui sera consacrée par la suite à faire apprendre notre système réalisé à prédire les prochains effets résultant de ce système et à tester notre application réalisée.

A cet effet, notre application est développée en langage de programmation Python avec les deux (02) solutions proposées (LSTM et CNN-1D-Modifié).

A la fin, on a cité dans ce mémoire les limites de chaque approche appliquée et les points d'amélioration à prendre en considération dans le future.

Mots-clés : Base de données Médicale, électrocardiogramme, classification des battements de cœurs filtrage et classification des signaux de l'ECG- Bioinformatique, pathologies cardiaques, apprentissage automatique, l'intelligence artificielle.

Abstract :

Our project consists in highlighting the importance of the IT(informatics technology) tool in the service of the medical domain, and in the particular the world of the cardiac pathologies, by emphasizing the process of the detection of these diseases.

Consequently, our objective in this present report consist in designing and in realizing an application intended for the detection of the various cardiac diseases, by using the process of Deep Learning .

It is necessary to note, that we used the architecture LSTM (Long Short Term Memory) and the architecture CNN (Convolution Neural Network) modified and in one dimension (1Dimension) of Deep Learning in the design of our application, to detect the various cardiac diseases namely:

- Junctional pathologies class.
- Above ventricular diseases class.
- Ventricular diseases class.

As such, it was necessary question in this research to import our databases of ECG Datasets type entitled "MIT-BIHarythmia" which will be afterward dedicated to make our system realized to predict the next effects resulting frof this system and to test our realized application.

For that purpose, our application is developed in programming language Python with both (02) proposed solutions (LSTM and CNN-1D-Modifié).

At the end, we quoted in this report the limits of every applied approach and the points of improvement to consider in intended.

Keywords : Medical data bases, electrocardiogram ,classification of heart beat and filter of ECG signal, Bioinformatics, cardiac pathologies ,automatic learning, artificial intelligence

Table Des Matières

1/Introduction Générale.....	page1
1-1/Introduction.....	page2
1-2/Le contexte.....	page3
1-3/La problématique.....	page3
1-4/L'objectif principal de notre sujet du projet.....	page4
1-5/La structure du mémoire.....	page4
2/Chapitre1 : Généralité sur l'électrocardiographie(ECG).....	page5
2-1/Le cœur	page6
2-2/L'électrocardiographie « ECG ».....	page7
2-3/Présentation de l'aspect « l'arythmie du cœur ».....	page16
2-4/Le traitement automatisé des signaux ECG	page17
3/Chapitre2 : Apprentissage automatique.....	page19
3-1/L'apprentissage automatique.....	page20
3-2/Présentation des types de l'apprentissage.....	page21
3-3/Notre cas d'utilisation.....	page23
3-4/Aperçu général sur les réseaux de neurones.....	page28
4/Chapitre3 : les travaux antérieurs réalisés sur l'ECG par l'apprentissage.....	page52
4-1/Introduction.....	Page53
4-1/Présentation du travail réalisé sur l'article [2].....	Page53
4-2/Aperçu du travail réalisé sur l'article[10].....	page55
5/Chapitre4 : La conception.....	page68
5-1/Aperçu sur la théorie de notre conception.....	page69
5-2/Description globale de l'application de l'architecture CNN.....	page70
5-3/Description globale de l'application de l'architecture LSTM.....	page75
5-4/L'architecture du LSTM appliquée.....	page76
6/Chapitre5 : Tests et Validations.....	page81
6-1/Outils de développement utilisés.....	page82
6-2/Le travail Réalisé.....	page83
6-3/L'évaluation de performance des modèles.....	page88
7/Conclusion générale.....	page93

Introduction Générale

1/-Introduction Générale :

1-1/-Introduction :

A l'heure actuelle, l'outil informatique se présente comme un élément indispensable, apportant des solutions technologiques très efficaces aux différents problèmes de la vie, et notamment au niveau du domaine médical.

A cet effet, depuis ces dernières décennies on a constaté l'augmentation continue de la population des personnes âgées à travers le monde. Ce qui implique davantage l'apparition et l'augmentation des maladies de plusieurs types, touchant par la même la population jeune, d'où la nécessité de fournir des soins de qualité à une population en croissance rapide, tout en réduisant les coûts des soins médicaux. Parmi les maladies qui déclenche l'alerte de danger sont les pathologies cardiaques et les pathologies cardiovasculaires, sachant qu'elles provoquent chaque année plus de 17 millions de décès à travers le monde. Elles représentent en Algérie la première cause de mortalité et de morbidités, se traduisant par un chiffre de plus de 180.000 décès par an. Parmi ces pathologies cardiaques on cite :

- les HTA (Hyper Tension Artérielle) représentent 65%.
- les atteintes ventriculaires représentent 10%.
- les atteintes coronariennes cardiovasculaires représentent 30%.
- les atteintes vasculaires représentent 5%.
- les AVC (Arrêt Vasculaire Cardiaque) représentent 10%.

Actuellement, la technologie touche tous les domaines de la vie humaine dans un objectif de solutionner les différents problèmes qui se posent à l'homme et notamment le domaine médical qui retient l'attention par excellence. Dans ce cadre le médecin cardiologue éprouve des difficultés énormes dans l'identification et le diagnostique du type de la maladie cardiaque à cause de l'apparition de nouveaux symptômes dû au développement technologique que connaît le monde actuellement, rendant la tâche difficile à l'intervention des spécialistes cardiologues et surtout avec l'utilisation des moyens non -avancés d'où la nécessité de faire appel à la technologie informatique en terme d'amélioration et de perfectionnement de la méthode d'approche relative à l'identification de ces maladies.

Les architectures de Deep Learning (apprentissage profond) modernes ont atteint des performances compétitives sur de nombreuses tâches correspondantes. Ces techniques ont permis des progrès importants et rapides dans les domaines de l'analyse du signal sonore ou visuel et notamment de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance vocale,

de la vision par ordinateur et du traitement automatique du langage naturel. Avec l'arrivée du GPU (carte graphique du processeur) le Deep Learning a montré sa capacité et son défit de traiter les données médicales en trouvant des solutions à de multiples problèmes touchant ce domaine.

1-2/-Le Contexte :

De nos jours, l'informatique devient un facteur indispensable dans notre vie à travers son efficacité d'apporter des solutions technologiques adéquates, et par la même, elle offre la possibilité d'envisager des techniques de traitements automatiques de l'information dans les différents domaines visant l'amélioration du cadre de vie de l'humanité toute entière. A ce titre le cœur constitue l'organe principal du corps humain d'où la nécessité de le protéger en diminuant le taux de mortalité assez élevé issu des maladies cardiovasculaires et en exploitant l'avènement de l'automatisation des hôpitaux et l'informatisation des BD médicales pour une meilleure stratégie dans l'étude approfondie des pathologies cardiovasculaires. Et comme l'approche « Deep Learning » de l'apprentissage automatique profond a prouvé son efficacité dans plusieurs domaines, nous envisageons de l'appliquer dans le domaine médical et plus précisément dans la détection des maladies cardiaques et cardiovasculaires.

1-3/ La Problématique :

Le choix de notre sujet qui tourne autour de la détection des pathologies cardiaques par Deep Learning est motivé par le fait qu'en premier lieu, on ne peut rester inactifs et silencieux en face du phénomène du taux très élevé de décès de vie-humaines à travers le monde résultant de cette pathologies très grave, touchant par cette occasion toutes les catégories d'âges . En second lieu, il s'agit d'avoir la volonté de répondre à cette problématique, par la recherche de solutions en utilisant l'instrumentation informatique, dans le but de participer aux actions engagés à travers le monde, visant à réduire ce taux phénoménal de victimes. Dans cet ordre d'idées il y a lieu de signaler qu'à travers l'analyse des méthodes utilisées par les médecins traitant la maladie en question, un certain nombre de contraintes se pose aux patients entre autres :

*Le temps d'attente très long au –niveau du cabinet de médecin cardiologue que doit subir Le patient, pouvant engendrer une mort subite de la dite personne.

*L'insuffisance des médecins cardiologues spécialistes vis-à-vis du taux très élevés de personnes atteintes de cette pathologie, augmente le taux de victimes et pose un problème de couverture médicale.

*La répartition géographique des différents médecins cardiologues spécialistes entrant dans la prise en charge en commun du traitement d'un seul patient peuvent en résulter des morts subites de vies humaines.

En terme de statistiques, il faut noter que plus de 180 000 décès par an en Algérie sont provoqués par l'une des premières causes de mortalité à savoir « les maladies cardiaques et cardiovasculaires ».

1-4/L'objectif Principal de notre sujet du projet :

L'objectif de notre projet de thèse présenté dans ce mémoire est la réalisation d'une application réalisée avec le langage de programmation « Python » destinée à la détection des maladies cardiaques en utilisant l'approche « Deep Learning ».

1-5/La Structure Du Mémoire :

Ce mémoire est organisé comme suit :

*le premier chapitre aborde le point relatif aux généralités de l'ECG.

*Le deuxième chapitre présente l'Apprentissage automatique .

*Le troisième chapitre présente les travaux antérieurs réalisés sur L'ECG par le biais de l'apprentissage automatique.

*Le quatrième chapitre aborde le point relatif à la conception et l'exposition de l'approche dérivée du concept « Deep Learning » utilisée comme réponse à la problématique de notre sujet.

*Le cinquième chapitre aborde la question relative à la phase tests appliqués et validation concernant l'application réalisée.



Chapitre 1: Généralités sur l'électrocardiographie (ECG)



2-1/Introduction

Dans ce chapitre nous présentons dans une première partie le fonctionnement de l'élément principal du système cardiovasculaire; le cœur, puis dans une seconde nous traitons d'une manière plus détaillée, le principe de l'électrocardiogramme (ECG) qui désigne l'enregistrement de l'activité électrique du cœur.

2-1/Le cœur

Élément principal du système cardiovasculaire, qui est un muscle appelé myocarde, d'un volume de poignet sert à propulser le sang vers tout le corps humain à travers les vaisseaux sanguins.

Dans le corps humain, le cœur se situe dans le médiastin. C'est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum, sur le diaphragme. C'est un organe creux constitué par un muscle, le myocarde, et enrobé du péricarde (péricardique) ; il est entouré par les poumons.

Les vaisseaux sanguins sont décomposés en deux grands systèmes, le système artériel et le système veineux. Le premier système assure l'acheminement du sang oxygéné vers les organes, et le deuxième sert à ramener le sang pauvre en oxygène au cœur. [5][30]

2.1.1 Anatomie et activité musculaire du cœur

Le cœur est divisé en deux parties par une cloison, une partie droite et une partie gauche. Chaque partie est divisée elle-même en deux parties, une partie haute qui est les oreillettes et une partie basse qui sont les deux ventricules. La Figure 1 illustre la structure anatomique détaillée du cœur humain. [17][5]

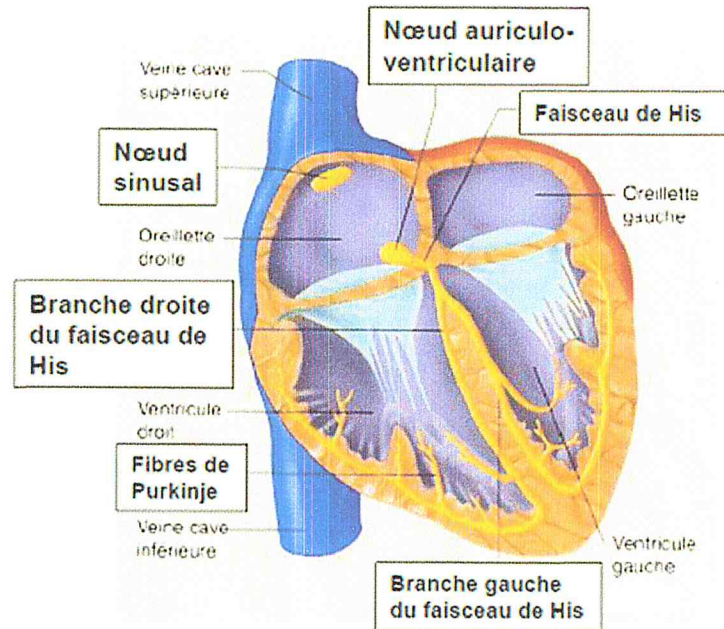


Figure1 : La structure anatomique du cœur

Le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, et en est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La contraction ventriculaire (systole ventriculaire) propulse le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la contraction auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère Aorte.

Du fait que le muscle cardiaque est myogénique, les contractions rythmiques se produisent spontanément et sont coordonnées par une impulsion électrique qui le stimule. [5][30]

2-2/ L'électrocardiographie « ECG » :

2.2.1 Définition

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



L'électrocardiogramme est constitué en général de :

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

L'ECG est né en 1887 avec les travaux des scientifiques révélés à la communauté médicale par l'invention du galvanomètre à cordes en 1901, l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable en pratique cardiologique.

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

2.2.2 Principe de fonctionnement

Une cellule vivante, lors des transferts ioniques entre ses parois, peut être considérée comme un dipôle électrique. Au repos aucune différence de potentiel n'existe, alors il n'y a pas de représentation vectorielle du potentiel électrique, le vecteur est donc nul, Figure 2.a. [28][30]

Après une stimulation, la polarité des parois se change induisant ainsi une différence de potentiel qui se propage tout au long de la paroi marquée par un vecteur positif (b) qui atteint son maximum lorsque l'impulsion électrique arrive au milieu (c). La fin de la dépolarisation est marquée par un vecteur positif de faible amplitude. Une fois la cellule est dépolarisée, le vecteur est nul (d). La re-polarisation de la cellule se manifeste par un vecteur négatif (e), qui suit les mêmes étapes que le premier dans le sens opposé (f), Figure 2. [30]

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-

circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

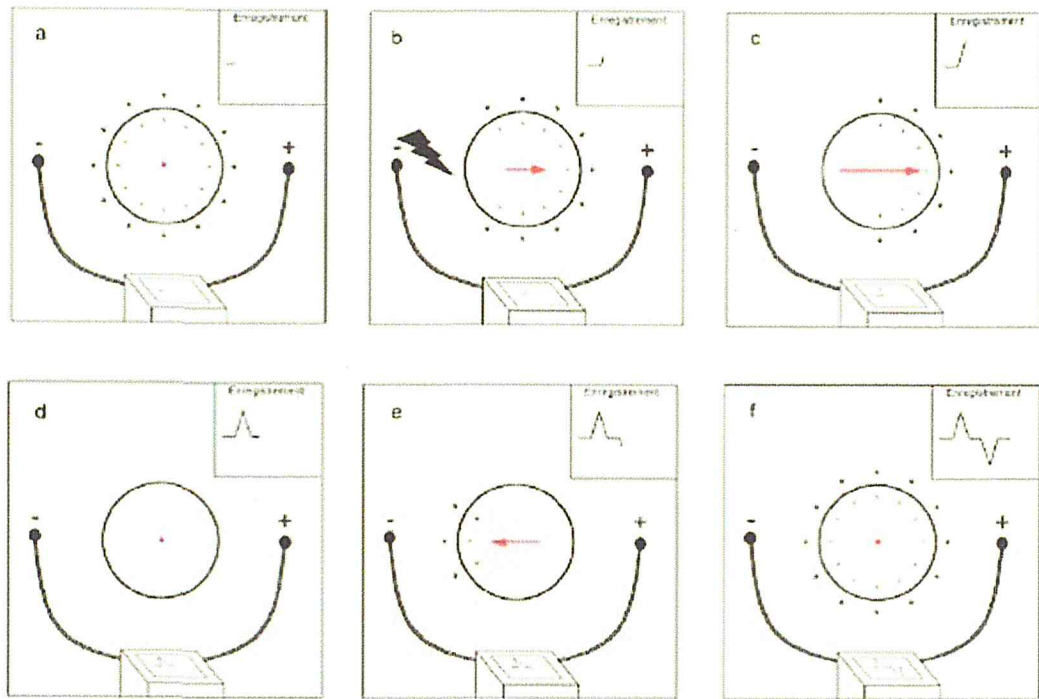


Figure 2 : Principe de fonctionnement de l'ECG

2.2.3 Enregistrement de l'électrocardiogramme et dérivations

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographie. L'acquisition du signal ECG est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque. [5][30]

En cardiologie, l'examen le plus pratiqué est l'ECG, il comporte 12 dérivations, chaque dérivation renvoie une image particulière de l'activité électrique du cœur, en fonction de la position des électrodes et de la morphologie du cœur visualisé comme suit :

- 6 déviations périphériques, lecture sur le plan frontal du cœur :



Les trois dérivations bipolaires DI, DII, DIII elles sont dites bipolaires car elles proviennent de la différence de potentiel électrique entre deux membres (dérivations de Einthoven). La différence de potentiel est lue du négatif(-) au positif(+). (Figure 3.b)

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

Plus les dérivations unipolaires (de Wilson) aVR, aVL, aVF elles sont dites unipolaire car plutôt que de mesurer la différence de potentiel entre deux électrodes, elles renvoient l'activité électrique de l'électrode par rapport à un point central qui correspond en quelque sorte à un cœur. (Figure 3.a)

- aVL : a= augmenter (amplifié) V= Voltage L= Left pour l'avant-bras gauche
- aVR : a= augmenter (amplifié) V= Voltage R= Right pour l'avant-bras droit
- aVF : a= augmenter (amplifié) V= Voltage F= Foot pour la jambe gauche

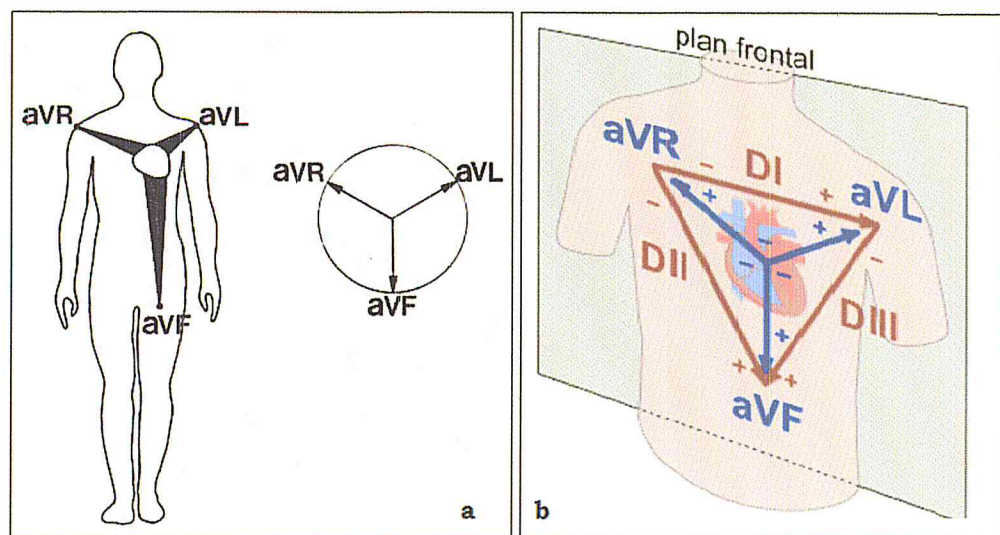


Figure 3 : Les dérivations bipolaires et unipolaires des membres



- 6 déviations précordiales, lecture de l'activité sur le plan horizontale du cœur (dérivations unipolaires de V1 à V6 dites de Kossman) :

V1 : 4ème espace intercostal, à droite du sternum.

V2 : 4ème espace intercostal, à gauche du sternum.

V3 : à mi-chemin entre V2 et V4.

V4 : 5ème espace intercostal, sur la ligne médio-claviculaire.

V5 : même hauteur que V4, à mi-chemin entre V4 et V6 ou sur la ligne axillaire antérieure (LAA).

V6 : même hauteur que V4, sur la ligne médio-axillaire (LMA).[32]

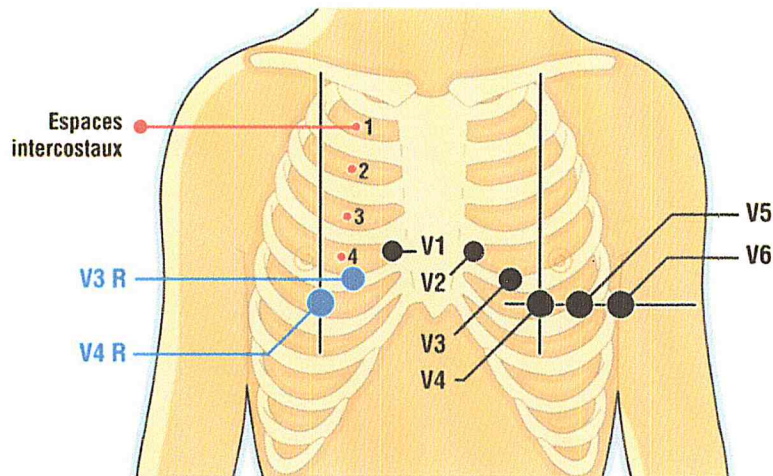


Figure 4 : Les dérivations précordiales

La différence de potentiel enregistrée entre chaque paire d'électrodes constitue le signal qui représente l'activité électrique du cœur depuis plusieurs points de vue. La fréquence d'échantillonnage de tels ECG modernes se situe entre 250 et 500 Hz [29]. Néanmoins, ce type de procédures est uniquement utilisé pour des mesures très courtes (typiquement 10 secondes) pour observer des anomalies structurelles du cœur.

Malheureusement, une mesure de l'ECG de courte durée peut ne pas permettre de diagnostiquer certaines pathologies comme des arythmies cardiaques, des épisodes ischémiques transitoires ou des ischémies silencieuses du myocarde [29], [32]. Dans ce



genre de situations, les médecins ont recours à un enregistrement ECG de long terme et utilisant moins d'électrodes (seulement deux ou trois) : le Holter.

2.3/ L'ECG de Holter

Un Holter est un enregistreur d'ECG portable qui permet de mesurer l'activité cardiaque sur de longues périodes (de 24 à 48h) [32]. La Figure 5 représente un homme portant un Holter. Cette mesure se fait avec un nombre restreint de paires d'électrodes (deux à trois) [11]. L'analyse est effectuée par un battement ECG annotés. Ils ont été obtenus artificiellement car dans la réalité le signal est beaucoup plus bruité. De par la durée de l'enregistrement, il peut y avoir plus de 100 000 battements par jour et par paire d'électrodes à examiner [33][34]. Malheureusement, le diagnostic peut reposer sur un petit nombre d'entre eux et on ne peut donc pas en ignorer. En effet, on retrouve seulement quelques battements «anormaux» parfois dispersés dans tout l'enregistrement [33][34].

De nos jours, des progrès remarquables sont faits dans les domaines du sans fil et des senseurs portables miniatures qui peuvent remplacer les électrodes. La société IMEC, implantée en Belgique, a par exemple réussi à faire d'un GSM un véritable ECG portable grâce à des senseurs sans-fil de la taille d'une pièce de monnaie [34].

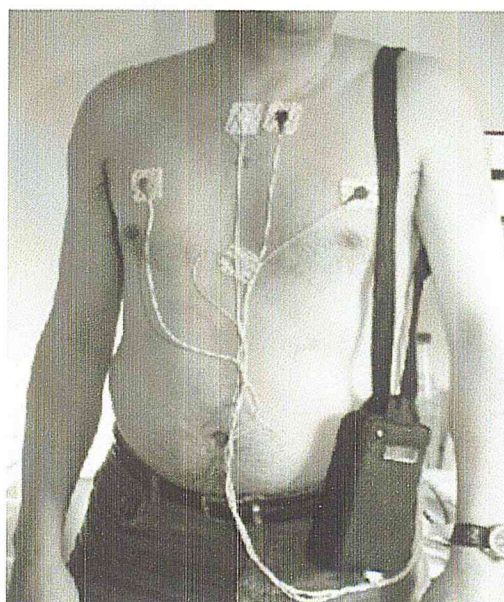


Figure 5 : Illustration d'un homme portant un Holter



2.4/Tracé électrique du cœur

La visualisation de l'activité électrique du cœur pour un seul battement donne un tracé constitué de trois ondes successives, Figure 6.

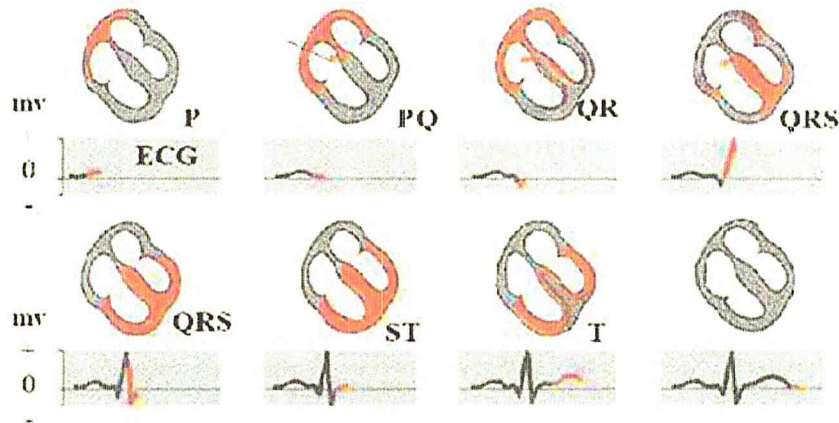


Figure 6 : L'onde électrique d'un battement de cœur.

- L'onde P : Au cours du rythme sinusal normal, la dépolarisation du myocarde auriculaire produit une onde positive dans les dérivation DI et DII et négative en AVR. [32]

Voici les valeurs normales des paramètres de l'onde P :

- Durée $< 0,11$ dans la dérivation DII.
- Amplitude $< 0,25$ mV (2,5 mm) dans la dérivation DII.
- Orientation dans le plan frontal entre 0 et $+75^\circ$.

- L'onde QRS : La dépolarisation ventriculaire se traduit par un complexe polyphasique, le complexe QRS. L'onde négative initiale est appelée onde Q, sa durée est généralement inférieure à 0,04 seconde et son amplitude dépasse rarement 1 à 2 mm. La première onde positive est appelée onde R. L'onde négative qui suit l'onde R est appelée l'onde S.

- L'onde T : Elle correspond à la re-polarisation des ventricules. Dans l'état normal du cœur, cette onde présente une amplitude moins faible que celle du complexe QRS et une durée plus longue.[32][10][20]



- Les artefacts de l'ECG

Divers bruits sont présents dans l'ECG de routine. Parmi les plus importants, on peut citer : La dérive de la ligne de base (fréquence < 5Hz), les artefacts dus aux mouvements (fréquence 1-10Hz), le secteur et ses harmoniques (fondamental 50 ou 60Hz), et L'EMG (fréquence 25-100Hz).[27]

2.5/Intervalles temporels

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes, les durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST et de l'intervalle QT. Les valeurs normales citées ci-dessous sont appliquées sur une tronche d'âge moyenne et données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques.

- L'Intervalle PR ou PQ

L'intervalle PR ou PQ, mesuré du début de l'onde P au début du complexe QRS, représente le temps de propagation de l'influx par les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, ses branches, le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. La durée de l'intervalle PR varie de 0,12 à 0,20 secondes en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge.[21][27]

- L'Intervalle QRS

La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation ventriculaire.

- L'Intervalle ST

Le segment ST est la partie du tracé comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il correspond à la phase 2, en plateau, du potentiel d'action transmembranaire. Le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos, ou vers le bas à l'effort. [30]



- **L'Intervalle QT**

Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et la re-polarisation ventriculaires. La durée de l'intervalle QT varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.

- **L'Intervalle RR**

Cet intervalle désigne le temps entre deux ondes R successives. La facilité de la détection de l'onde R donne l'importance de cet intervalle qui sert à mesurer la fréquence cardiaque.

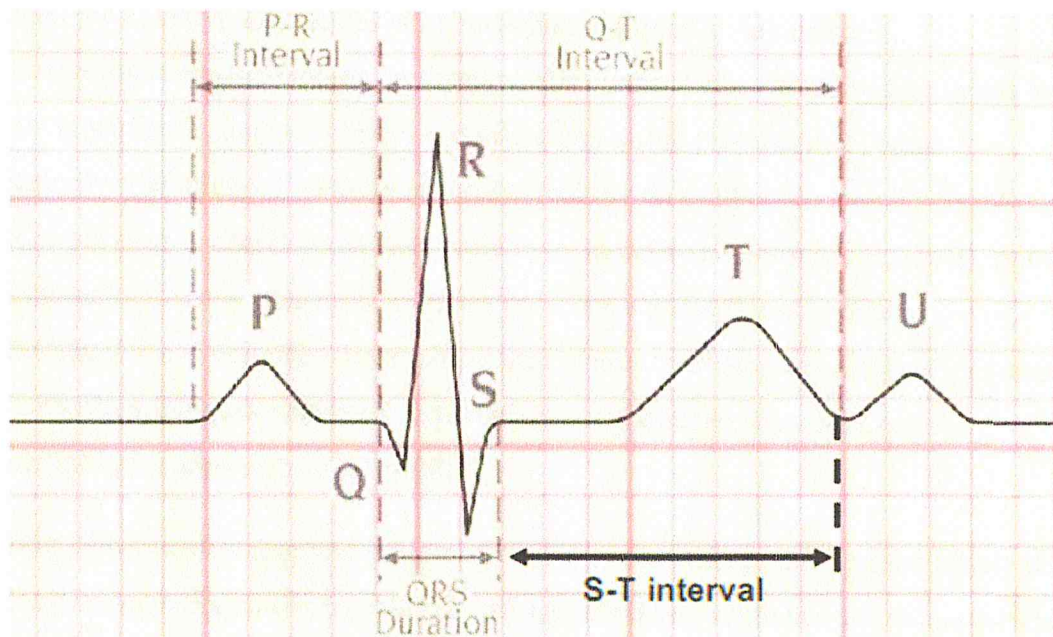


Figure 7 : Différents intervalles dans l'ECG

2. 6/A quoi sert l'électrocardiogramme ?

L'ECG peut constituer un marqueur indépendant d'affection myocardique; il peut refléter des atteintes anatomiques, électro physiologiques, métaboliques et hémodynamiques. Il procure une information qui, souvent s'avère essentielle pour le



2-7-2/L'arythmie rythmique :

Cette catégorie consiste à un ensemble irrégulier de battements de cœur.[10]

2.8/Le traitement automatisé des signaux ECG :

Le traitement automatisé des signaux ECG a gagné un large intérêt dans les derniers ans tant dans les milieux médicaux que dans ceux qui s'occupent des traitements du signal. Le défi est bien intéressant : étant donnée la " sensibilité " du domaine, le but final du traitement automatique (de compléter où même substituer l'apport du médecin) reste une tâche particulièrement délicate.

Une chaîne complète pour le traitement du signal ECG doit comprendre les suivantes étapes :

- **L'acquisition des signaux ECG** et leur transformation dans un format qui soit utilisable pour le traitement automatique. L'acquisition sert ultérieurement à la constitution des bases de données.

- **Le prétraitement** : Lors du processus d'acquisition, les signaux ECG sont affectés par de multiples sources de distorsions. L'étape de prétraitement doit diminuer le plus possible l'effet de ces interférences perturbatrices, tout en conservant avec beaucoup d'attention les composantes utiles du signal. Parmi les perturbations les plus communes, on retrouve les interférences avec le réseau électrique (les " 50 Hz "), les fluctuations de la ligne de base (à cause de la respiration où des mouvements du patient) et l'ainsi nommé " bruit électro-myographique " (EMG) provoqué par l'activité des muscles. Tandis que des méthodes bien efficaces ont été conçues pour éliminer les premiers deux types de bruit, le plus troublant reste le résidu EMG, à cause du fait que son spectre est superposé sur le spectre du signal ECG utile.

- **La segmentation** : étape importante et délicate du traitement automatique, dont le résultat est la fragmentation du signal en trames successives homogènes, en isolant ainsi les principales ondes utiles du point de vu clinique : les ondes P et T et le complexe QRS.

- **L'extraction des paramètres** : Il s'agit de trouver, à partir des ondes élémentaires résultées de la phase de segmentation, les paramètres qui puissent prédire le mieux l'état du patient, et c'est cette phase qui nous intéresse le plus dans notre étude, et que l'on verra par la suite en détail.



- **La classification** : En utilisant les paramètres relevants, la classification doit être capable de " donner le diagnostique ", en substituant le rôle du médecin. La classification consiste à partir d'un ensemble d'objets de classes connues appelé ensemble d'apprentissage, à produire un modèle de classe caractérisant ces données et surtout, pouvant être généralisé à un ensemble de données plus large. Chaque étape est particulièrement délicate et nécessite une qualité quasi parfaite. Le succès de la chaîne automatique est assuré seulement dans le cas d'un fonctionnement irréprochable de chacune de ses parties composantes.

Le présent travail s'intéresse à l'étude d'un classificateur supervisé appelé les réseaux de neurones artificiels.

Dans ce chapitre, on a abordé la question d'un certain nombre de définition qui ont mis en évidence un certain nombre de concepts en commençant par l'organe du cœur pour indiquer les différents composants de cet organe aussi important, pour présenter ensuite la notion de l'ECG et à la fin on a abordé les différents aspects en relations directe avec l'ECG.

L'électrocardiographie est une technique largement utilisée, elle remplit bien sa fonction et fourni de façon fiable un signal auquel nous pouvons appliquer des méthodes appropriées du traitement de signal.

Ce chapitre a pour but de sensibiliser le lecteur de l'importance d'étudier les différentes caractéristiques du signal ECG, tels que les amplitudes des ondes P, Q, R, S et T, leurs formes, leurs durées ainsi que les intervalles qui les séparent afin de faire un bon diagnostic.

Chapitre 2:

Apprentissage automatique .

L'état de l'art sur le concept de l'apprentissage automatique est présenté dans le but de donner un aperçu général sur les différentes approches du concept et leurs cas d'utilisation.

3-1/-L'apprentissage Automatique :

3-1-1)-Présentation Du Concept :

L'apprentissage automatique (Machine Learning en anglais) est l'un des champs de l'intelligence artificielle. Il s'agit d'une discipline scientifique concernée par le développement, l'analyse et l'implémentation de méthodes automatisables qui permettent à une machine d'évoluer grâce à un apprentissage ; et ainsi d'effectuer des tâches qui sont difficiles à prendre en charge par des moyens algorithmiques classiques. [9]

Autrement -dit, l'apprentissage automatique est apparu avec la nécessité de définir à chaque occasion un ensemble de règles et de nouvelles procédures permettant de nous donner la possibilité de définir des programmes , de nouveaux traitements , de nouvelles connaissances et de nouveaux moyens algorithmiques (inférence sur de nouvelles données) servant à la prédiction et l'estimation dans un domaine précis .[9]

3-1-2) Objectifs Généraux du Concept :

- Le Machine Learning est une discipline consacrée à l'analyse des données .En effet, il nous permet la création de nouvelles connaissances ou d'un nouveau modèle de manière automatique à partir de données brutes. Les - dites connaissances ou bien ce nouveau modèle peuvent alors être exploitée pour prendre des décisions.[9]
- Comme deuxième objectif, il nous permet également d'établir une corrélation sémantique entre 2 événements en créant une nouvelle inférence. [9]



Figure8 : Modèle idéal pour le fonctionnement de l'apprentissage en général.

3-1-3) Le déroulement de l'Apprentissage Automatique :

L'apprentissage automatique suit les étapes suivantes:

- 1)-Récupération des données à analyser.
- 2)-Sélection des caractéristiques.
- 3)- Choix du modèle.
- 4)-Evaluation du modèle.

3-2/Présentation des types de l'apprentissage :

3-2-1) Types d'apprentissage automatique :

Il existe 3 types d'apprentissage:

- * L'apprentissage supervisé.
- * L'apprentissage non-supervisé.
- *L'apprentissage semi-supervisé.
- *L'apprentissage par renforcement.

3-2-1-1) L'apprentissage Supervisé:

L'apprentissage supervisé revient à construire un modèle de corrélation entre 2 ou plusieurs variables **apriori connues**, c'est-à-dire de faire appartenir un nouvel objet qui sera soit un modèle ou une nouvelle donnée brute à l'une des classes existantes dans un domaine précis et qui seront sémantiquement similaires.[9]

Autrement –dit l'apprentissage supervisé est une classification discriminante qui consiste à discriminer des données de façon supervisée (c-à-d avec l'aide préalable d'un expert) un ensemble de d'objets ou plus largement de données de telle manière que les objets d'un même groupe (appelé classes) sont plus proche (au sens d'un critère de similarité choisi) les unes aux autres de celles des autres groupes. Généralement, on passe par une première étape dite d'apprentissage d'où il s'agit d'apprendre une règle de classification à partir de données étiquetées (annotées) par l'expert est donc pour lesquelles les classes sont connues, pour prédire les classes de nouvelles données, pour lesquelles les données sont inconnues[9].La prédiction est une tâche principale utilisée dans de nombreux domaines, y compris l'apprentissage automatique, la recherche d'information, la reconnaissance de formes et le traitement de signal et d'images.

Les données traitées en classification peuvent être des images, des signaux, textes, autres types de mesures , etc.

3-2-1-1-1) Définition d'une classe :

Une classe est un ensemble de données formée par des données homogènes (qui se ressemblent au sens d'un critère de similarité tels que la distance, la densité de probabilité, etc.

On trouve au-niveau de ce type d'apprentissage les algorithmes suivants :

- KPPV (K Plus Proches Voisins).
- Les arbres de décision.
- SVM (Support Vector Memory).
- Les réseaux de neurones (classique ou profond).

3-2-1-2) L'apprentissage Non Supervisé :

Ce genre d'apprentissage est de construire de nouvelles classes à partir de zéro en faisant ressortir des variables qui sont des caractéristiques d'un problème donné dans un domaine précis et de faire des liaisons de similarité sémantiques selon certains critères tels que :

*la distance, la classification ou la similarité.

Pour ce type de classification, les classes ne sont pas connues a priori et les objets ne sont pas Étiquetés (pas de classe), le but est de grouper dans une même classe (groupe) les objets considérés comme similaires pour construire de nouvelles classes.[9]

3-2-1-3) L'apprentissage Semi Supervisé:

Le concept d'apprentissage semi-supervisé est d'adapter un nouveau modèle à la structure du modèle existante et parfois ce concept est d'adapter aussi le modèle construit aux données d'apprentissages.

Autrement –dit, l'apprentissage semi-supervisé est de faire un ensemble de tests sur la base de faits dont le but de prédire l'hypothèse existante au niveau de cette base à modifier et de minimiser l'erreur moyenne de la base de faits.[9]

3-2-1-4) L'apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement concerne l'apprentissage d'actions à effectuer dans un environnement changeant afin de maximiser une récompense totale

3-3/Notre cas d'utilisation :

Dans notre cas on s'intéresse à l'apprentissage supervisé, car notre problématique est d'effectuer une détection de pathologies cardiaques et de dire si une anomalie cardiovasculaire existe ou n'existe pas. A cet effet, Les aspects évoqués ci-dessus sont des classes prédéfinies et notre rôle est de faire une appartenance de nouveau résultat à l'une de ces deux classes prédéfinies. A ce titre, on va citer les différents types de cet apprentissage en définissant leurs sémantiques et leurs cas d'utilisations. Dans le cadre de cette thèse les données seront des données visuelles (images).

1/L'algorithmme KPPV :

(K Plus Proches Voisins)

C'est une méthode d'apprentissage supervisé dédiée à la classification de nouveaux objets non-étiquetés avec des objets étiquetés avant et existant sur des classes (clusters) connus apriori sur la base de leur similarité (la similarité sémantique entre les objets connus et les nouveaux objets à les classifier).[9]

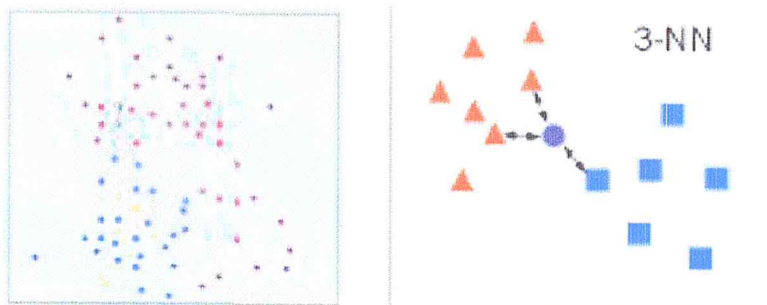


Figure 9 : Exemple illustratif [9]

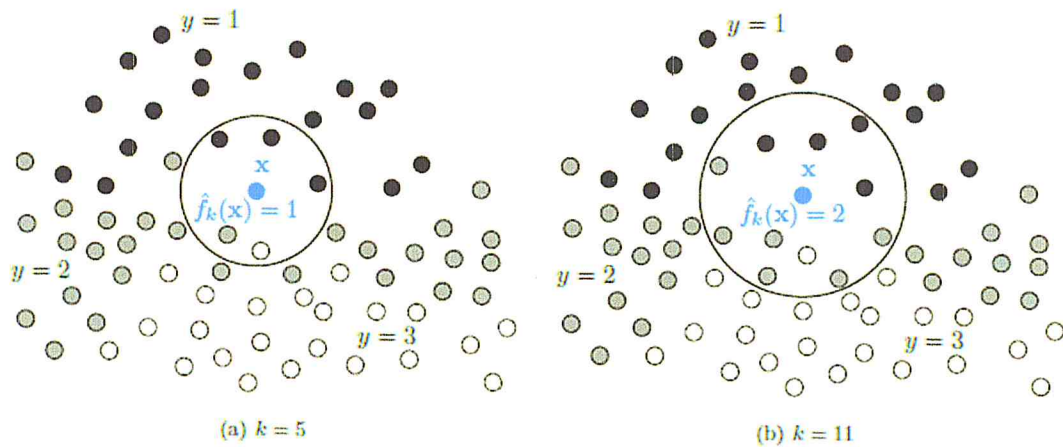


Figure10 : Exemple de fonctionnement de la méthode des k-plus proches voisins pour des valeurs de paramètres $k = 5$ et $k = 11$. On considère trois classes, représentées respectivement en noir ($y = 1$), en gris ($y = 2$) et en blanc ($y = 3$). [9]

***Les avantages de KPPV:**

- Son algorithme est considéré parmi les algorithmes les plus simples d'apprentissage artificiel.
- Pouvoir prédire simplement la classe d'un nouvel exemple.[9]

***Les points faibles de KPPV**

- Il a une difficulté du choix de voisinages, c'est-à-dire combien de classes on doit retenir.
- La difficulté du choix de distance à considérer.
- Obtention de résultats différents en cas de changement de l'un des deux critères cités ci-dessus.[9]

2/Les arbres de décisions :

Définition :

- Est un ensemble de règles de classification et de régression qui est représenté sous la forme graphique basant sur des tests attribués aux différentes feuilles de l'arbre et organisés de manière arborescente dans les but d'aide à la décision, la classification et la prédiction . A cet effet, l'arbre de décision est un outil efficace utilisé dans des domaines variés

(sécurité, fouille de données, la médecine...ect) grâce à sa rapidité d'exécution, sa lisibilité et le peu d'hypothèses nécessaires a priori. [14]

- Les arbres de décision sont composés d'une structure hiérarchique en forme d'arbre. Cette structure est construite grâce à des méthodes d'apprentissage par induction à partir d'exemples. L'arbre ainsi obtenu représente une fonction qui fait la classification d'exemples, en s'appuyant sur les connaissances induites à partir d'une base d'apprentissage. En raison de cela, ils sont aussi appelés arbres d'induction (Induction Decision Trees). Une définition un peu plus formelle des arbres de décision est la suivante : un arbre de décision est un graphe orienté, sans cycles, dont les noeuds portent une question, les arcs des réponses, et les feuilles des conclusions, ou des classes terminales [14].
- Un arbre de décision se construit à partir d'un ensemble d'apprentissage. Un ensemble de questions sur les attributs est construit afin de partitionner l'ensemble d'apprentissage en sous-ensembles qui deviennent de plus en plus petits jusqu'à ne contenir à la fin que des observations relatives à une seule classe. Les résultats des tests forment les branches de l'arbre et chaque sous-ensemble en forme les feuilles. Le classement d'un nouvel exemple se fait en parcourant un chemin qui part de la racine pour aboutir à une feuille. La Figure.11 donne un exemple d'arbre de décision pour le classement d'un ensemble de cas, avec un test d'appartenance à une classe. Dans ce cas particulier, les cas dits positifs sont ceux qui appartiennent à la classe et les cas dits négatifs sont ceux qui n'y appartiennent pas.

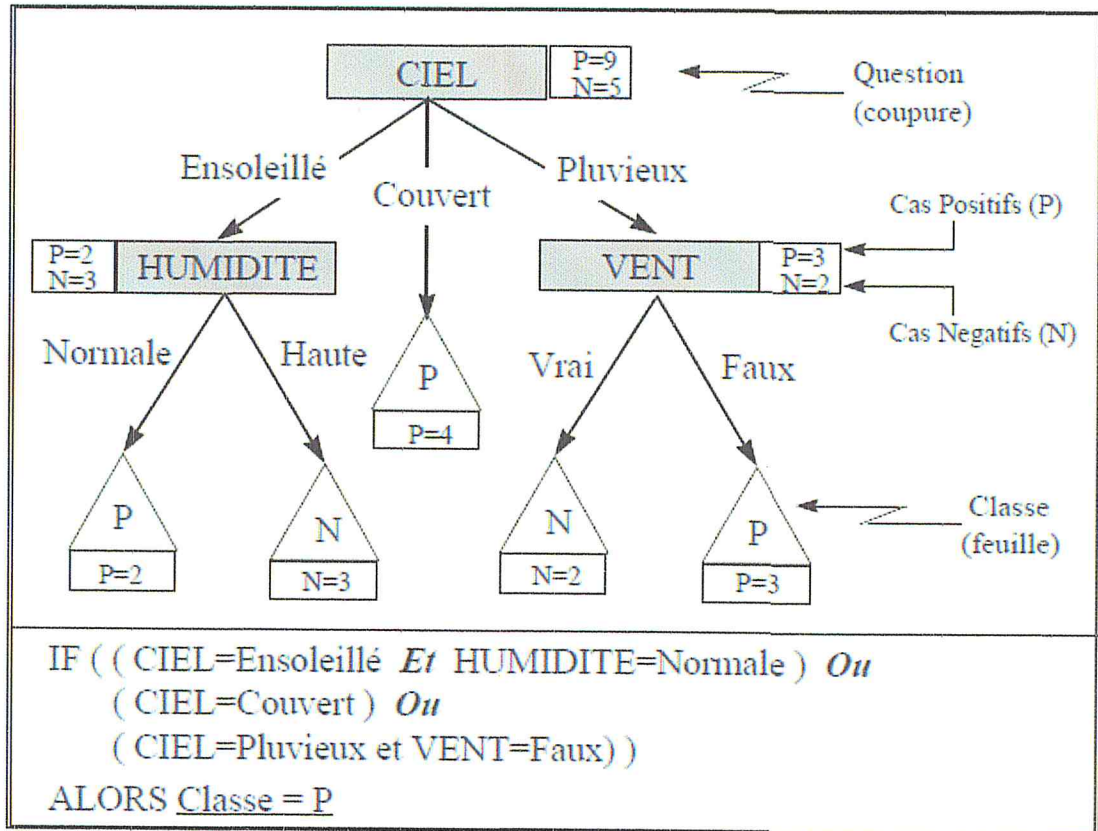


Figure11 : Exemple arbre de décision simple [14]

La structure du concept :

- La racine.
- Les nœuds internes et feuilles qui sont ces derniers étiquetés par une classe mère.
- Arcs issus d'un nœud interne qui sont numérotés.[14]

Les avantages du concept:

- Classification très rapide.
- Des décisions aisément interprétables.
- Il rend les situations à résoudre moins complexes.[14]

Les inconvénients du concept :

- Faibles capacités de généralisation ou de prédiction.

-Le parallélisme de l'exécution des différentes classes de l'arbre de décisions.

- La non-obtention de la solution optimale à cause de l'utilisation des méthodes heuristiques.[14]

3/-SVM :

-(Support Vectors Machines)-

Machine à vecteurs de support, ou SVM sont une nouvelle méthode d'apprentissage supervisé (elles ont été introduites en 1992 par Vladimir Vapnik, Bernhard Boser et Isabelle Guyon) qui suscite beaucoup d'intérêt pour ses bonnes performances dans un large éventail d'applications pratiques [9]. En outre, il nous permet non seulement de fournir le résultat binaire (1 pour une sortie positive et 0 pour une sortie négative) mais également de nous offrir une distance entre deux hyperplans des deux sorties (positive et négative). Le traitement en question s'effectue au niveau de la fonction du noyau qui se base sur le produit scalaire entre les vecteurs d'entrées. [9]. A ce titre, les machines à vecteurs de support (SVM) sont un algorithme dont le but est de résoudre des problèmes de discriminations à deux classes un problème dans lequel on tente de déterminer la classe à laquelle appartient un individu (individu est ici employé au sens de constituant d'un ensemble) parmi deux choix possibles. [43]

Pour ce faire, on utilise les caractéristiques connues de cet individu. Ces n caractéristiques sont représentées par un vecteur $x \in R^n$. La classe à laquelle appartient l'individu est représentée par $y \in \{-1, 1\}$, où une des classes possible est représentée par -1 et l'autre par 1. Par conséquent, avec cette notation, le problème est de déterminer la valeur de « y » en se servant de « x ». Pour y parvenir, les machines à vecteurs de support utilisent un ensemble de données pour lesquelles le classement est déjà connu et s'en servent pour construire une règle qui permet d'effectuer une bonne classification. Cet ensemble de données est appelé l'ensemble d'apprentissage. La règle trouvée avec l'ensemble d'apprentissage doit être la plus générale possible, puisqu'il faut aussi qu'elle soit bonne pour de nouvelles données qui n'étaient pas dans l'ensemble d'apprentissage.

*Sa formule c'est: $h(x)=\text{sign}(wx+w_0)$ et $\text{nonplush}(x)= wx+w_0$. [9]

A partir de la dite-formule il se présente 3 types de fonctions à savoir :

- 1/-la fonction de noyau polynomiale
- 2/-la fonction de noyau à base radiale.
- 3/-la fonction de noyau Sigmoides.

Les points forts de SVM (analyse discriminante linéaire)

- *Elle détecte la marge des frontières d'une forme en question.
- * Elle donne des résultats performant de similarité.
- *Elle résout un problème d'optimisation impliquant un système de résolution de programmation.
- *Elle minimise l'erreur empirique et structurelle.
- *Elle assure la classification en utilisant ses algorithmes optimisés.
- *Elle solutionne des cas de plusieurs domaines.[9]

Les points faibles de SVM:

- *Il faut lui fournir des données (au –préalable) en entrée comme la mesure de similarité (le noyau) à l'appliquer. [9]

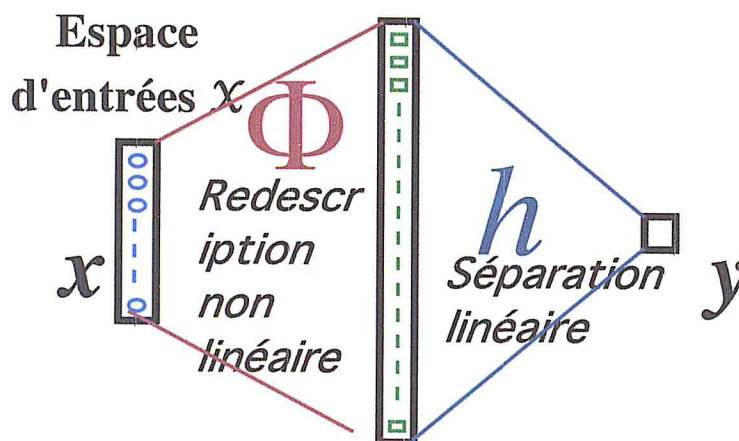


Figure12: Modèle exemplaire du SVM. [9]

3-4/Aperçu général sur le réseau de neurones :

- 1) Il s'agit d'un apprentissage supervisé (il se réfère au modèle d'apprentissage automatique) qui est schématiquement inspiré du MLP biologique (le système

de réseau de neurones du corps d'un être humain).C'est un genre de modélisation mathématique du cerveau humain. Il s'agit de l'une des familles des techniques pour l'intelligence artificielle qui sert à la conception et/ou l'adaptation automatisée du modèle et/ou du comportement d'agents intelligents. Dans ce genre d'apprentissage, les caractéristiques du réseau sont modifiées jusqu'à ce que le comportement désiré soit obtenu.

.2) Le neurone, comme toute cellule, est composé d'un corps (ou *soma*), qui contient son noyau et où se déroulent les activités propres à sa vie cellulaire. Cependant, il est aussi doté d'un *axone* et de *dendrites*, structures spécialisées dans la communication avec les autres neurones. Cette communication entre cellules nerveuses s'effectue via des impulsions nerveuses. Les impulsions sont générées à l'extrémité somatique de l'axone et vont vers les terminaisons axonales. Là, elles affecteront tous les neurones reliés au neurone générateur, par l'intermédiaire de jonctions entre les terminaisons axonales et les autres cellules. Cette jonction est appelée *synapse*. [3][14]

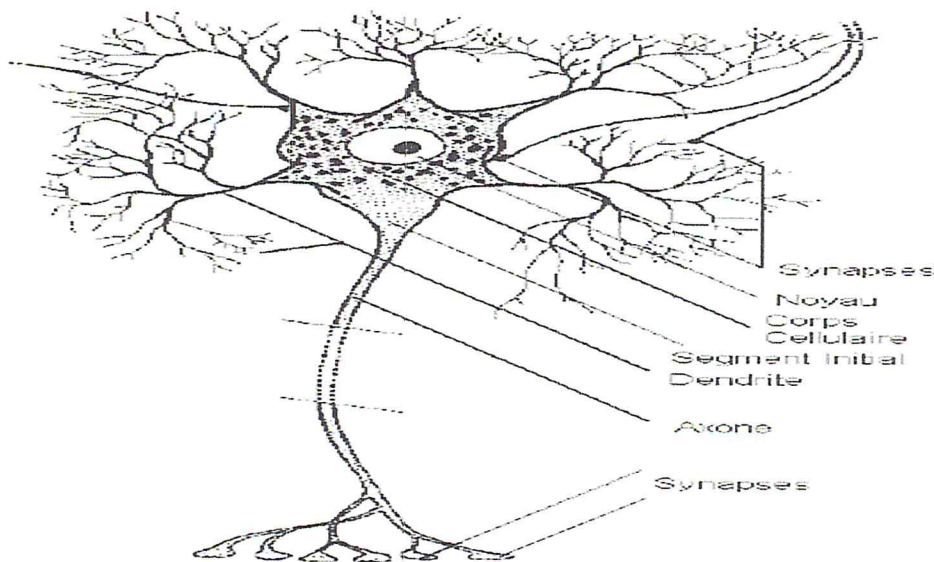


Figure 13 :Exemple de Neurone Biologique [14]

Cet héritage de la neurobiologie forme une composante importante de l'étude des réseaux connexionnistes, et le souci de maintenir une certaine correspondance avec le système nerveux humain a animé une part importante des recherches dans ce domaine. Malgré cet héritage, l'essentiel des travaux

d'aujourd'hui ont pour objet les réseaux de neurones formels qui possèdent plusieurs propriétés, et qui les rendent intéressants d'un point de vue théorique, et fort utiles en pratique.

Par analogie au neurone biologique, le neurone formel est un modèle qui se caractérise par un état interne $s \in S$, des signaux d'entrée x_1, x_2, \dots, x_p et une fonction d'activation.

$$s = h(x_1, \dots, x_p) = f\left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_j\right)$$

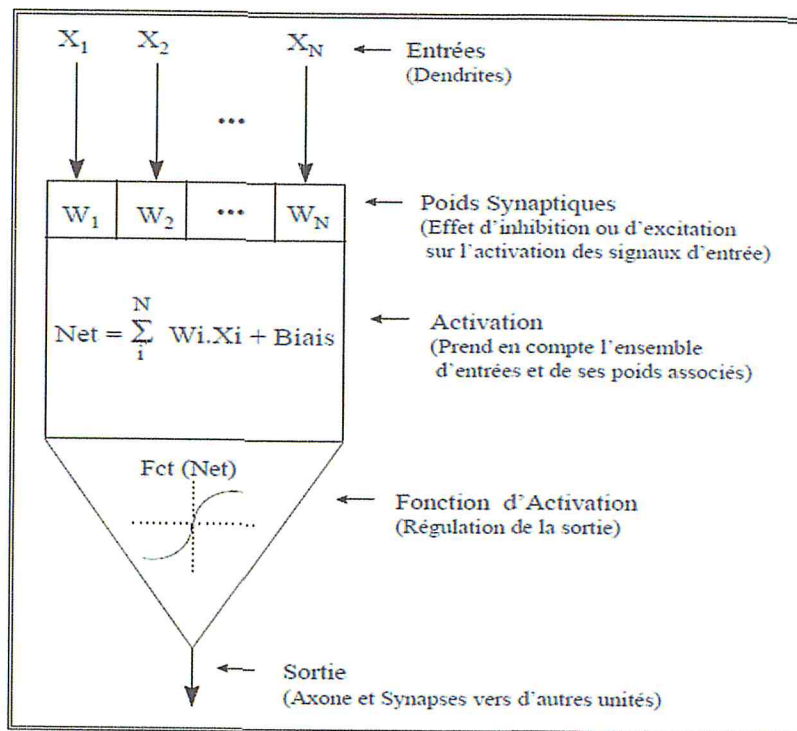


Figure 14 :Exemple de Neurone formel [44]

En d'autres termes, le réseau de neurones est un ensemble d'algorithmes ou schématiquement il est représenté par un graphe qui comporte les éléments suivants:

* Deux fonctions la première fonction est la fonction de transfert et la deuxième fonction est la fonction d'activation.

*Un ensemble d'entrées.

* Une sortie.

*Le seuil.

*Les coefficients synaptiques.

Le schéma d'un réseau de neurones simple est illustré comme suit: [21]

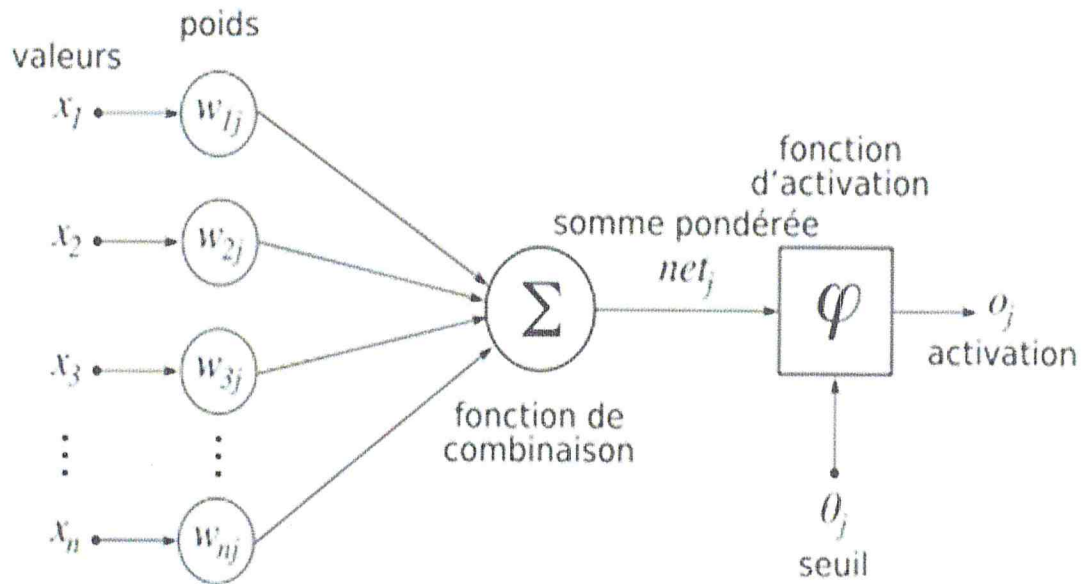


Figure 15: Schéma exemplaire du réseau de neurones général.[21]

Soit $P=X$. $W=W1.W1+..+Xi.Wi+Xn.Wn$

Alors $o=1$ si $p>\theta$.

$O=0$ si $p \leq \theta$.

***la fonction de combinaison:**

Est une fonction de la somme pondérée qui effectue une somme entre tous les neurones de la couche n et tous les neurones de la couches $n+1$.

***La fonction d'activation:**

La fonction d'activation opère une transformation d'une combinaison affine des signaux d'entrée, α_0 étant appelé le biais du neurone. Cette combinaison affine est déterminée par un vecteur de poids $[\alpha_0, \dots, \alpha_p]$ associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage.

Les différents types de neurones se distinguent par la nature f de leur fonction d'activation.

*** Les principaux types sont :**

- Linéaire : f est la fonction identité
 - Sigmoidale : $f(x) = 1 / (1 + e^x)$
 - Seuil : $f(x) = 1_{[0, +\infty[}(x)$
 - Radiale : $f(x) = \sqrt{1/2\pi \exp(-x^2/2)}$
- Les modèles linéaires et sigmoïdaux sont bien adaptés aux algorithmes d'apprentissage impliquant une rétro-propagation du gradient car leur fonction d'activation est différentiable ; ce sont les plus utilisés [44].

***Les réseaux de neurones sont caractérisés par :**

- se rapprocher aux statistiques.
- Servir à optimiser des modèles réels complexes en utilisant des modèles mathématiques implémentés en machine.
- Minimise l'erreur entre la sortie souhaitée et la sortie obtenue sur une base d'apprentissage en évaluant les coefficients synaptiques.
- Minimiser l'erreur de prédiction c'est-à-dire l'erreur de prédiction entre l'historique et les données externes d'un exemple.

***Les inconvénients de réseau de neurones classiques :**

- La majorité des modèles de réseau de neurones classique se concentrait sur des architectures peu profondes, c'est-à-dire des architectures comportant au plus 3 couches (transformations) non linéaire ce qui implique un risque de généralisation non locale.
- C'est pour cette raison on s'intéresse à la méthode d'apprentissage profond qui représente un moyen de résoudre n'importe quel type et n'importe quelle situation de problème.

4-1/Apprentissage Profond :

4-1-1) Présentation de l'aspect " Deep Learning":

- C'est une évolution de réseau de neurone et s'est apparue de façon effective récemment avec l'arrivée du calcul intensif sur les GPU [9],

- C'est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser de haut-niveau d'abstraction des données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaire. Ces technique ont permis des progrès importants et rapides dans les domaines de l'analyse du signal sonore ou visuel et notamment de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance vocale, de la vision par ordinateur et du traitement automatisé du langage. [6][9]
- En d'autres terme, elle est une sorte d'apprentissage automatique d'où elle joue un rôle très important et possède une présence indispensable dans notre actualité d'évolution grâce à ses forces : la rapidité et la performance de ses résultats sur des traitements de haut niveau tels que l'analyse des signaux sonores, la reconnaissance faciale, la reconnaissance vocale, le traitement d'images ,le traitement de vidéos et le traitement automatique du langage naturel ce qui nous permet d'avancer dans le domaine de l' intelligence artificielle en trouvant des solutions sur différents domaines et Deep Learning nous permet d'investir sur notre quotidien d'une façon progressive.[6][9]

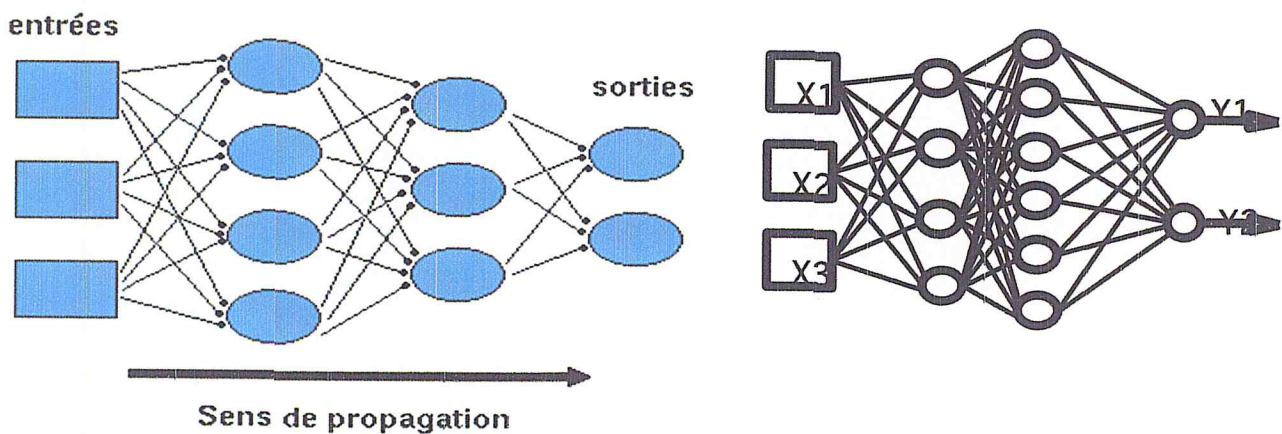


Figure16: Modèle exemplaire de Deep Learning.

4-1-2) La différence entre l'apprentissage automatique (Machine Learning) et l'apprentissage automatique profond (Deep Learning) :

-l'apprentissage automatique profond est une sorte de l'apprentissage automatique c-à-d l'architecture profonde est un algorithme de l'apprentissage automatique à plusieurs convolutions.

-les fonctions de l'architecture profonde (Deep Learning) ne sont pas linéaire, en comparaison avec celles de l'apprentissage automatique (Machine Learning) qui sont linéaires.

-l'architecture profonde apparue auparavant, s'est évoluée avec l'apparition de GPU ou elle marque sa performance et sa fiabilité dans les domaines complexes tels que les domaines biomédicaux.

4-1-3)Les approches de Deep Learning(réseau de neurones profond) :

On distingue au-niveau de cet apprentissage profond les approches suivantes :

4-1-3-1/Perceptron multicouches :

Le perceptron multicouche (PMC ou MLP pour Multi-Layer-Perceptron) est un réseau composé de couches successives. Une couche est un ensemble de neurones n'ayant pas de connexion entre eux. Une couche d'entrée lit les signaux entrant, un neurone par entrée « x_j », une couche en sortie fournit la réponse du système. [45]

Une ou plusieurs couches cachées participent au transfert. Un neurone d'une couche cachée est connecté en entrée à chacun des neurones de la couche précédente et en sortie à chaque neurone de la couche suivante.

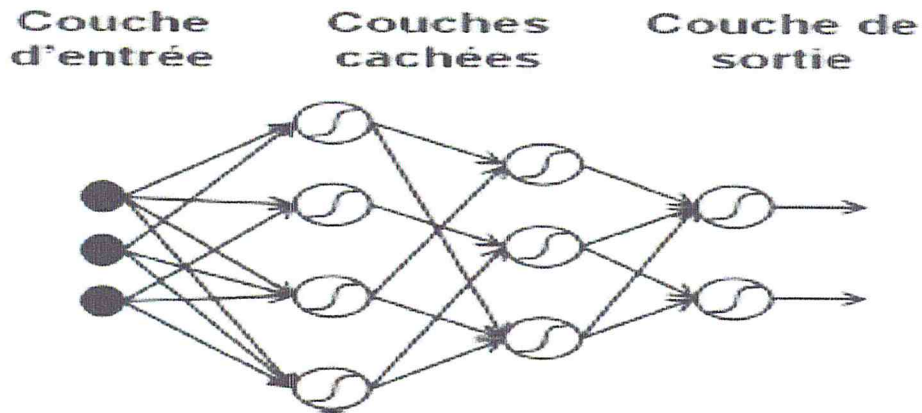


Figure 17 :Exemple de perceptron multicouche avec une couche d'entrée, deux couches cachée et une couche de sortie [45]

$\sigma_i(x)$: Désignera la fonction d'activation correspondant à un neurone i .

Si nous considérons un Perceptron multicouches avec N neurones d'entrée, activés par un vecteur d'entrée x (de taille N), et par $w_{ij}^{0,1}$ le poids correspondant à la connexion entre le neurone i de la couche 0 et le neurone j de la couche 1, la sortie a_j^1 de chacun des neurones de la première couche cachée sera exprimée par : [29]

$$a_j^1 = \sigma_j(b_j^1 + \sum_{i=1}^N w_{ij}^{0,1} x_i) \text{ "Equation 1"}$$

Où σ_i est la fonction d'activation décrite précédemment, et b_j^1 est un paramètre supplémentaire appelé biais, qui peut être considéré comme le poids d'une entrée constante égale à 1, et dont le rôle est de rajouter un degré de liberté supplémentaire en agissant sur la position de la frontière de décision.

Ce même processus exprimé par l'équation 1 peut être répété pour les autres couches (cachées ou celle de sortie) : Chaque sortie d'une couche l joue le rôle d'entrée pour la couche suivante $l + 1$. Ainsi, nous pouvons généraliser l'équation 1 à toutes les couches suivantes (y compris la couche de sortie) comme suit : [57]

$$a_j^{l+1} = \sigma_j(b_j^{l+1} + \sum_{i=1}^L w_{ij}^{l,l+1} a_i^l) \text{ "Equation 2"}$$

Où « L » est le nombre de neurones de la couche l .

Les Perceptrons multicouches sont généralement utilisés pour des problématiques de classification supervisée. Ceci implique l'existence d'un

ensemble de paires d'entrées sorties (appelé base d'apprentissage) liés par une certaine relation, que le réseau va "apprendre" en ajustant ses paramètres.

4-1-3-2/CNN :

4-1-3-2-1/Définition:

(Les réseaux neuronaux convolutionnels- ConvNet)

Il s'agit d'un apprentissage supervisé (il se réfère au modèle d'apprentissage automatique) et qui fait partie de la méthode de Deep Learning qui représente un ensemble de cellules interconnectées et intégrées entre eux et qui représente aussi des abstractions à mi-niveau et de haut niveau obtenues de données brutes. Alors dans la version technologique informatique le réseau de neurones convolutionnels est constitué des éléments de réseau de neurones en plusieurs couches (Deep Learning) en plusieurs itérations selon le principe de chaque sortie d'une couche devient une entrée de la couche suivante. [9][8]

Autrement-dit, Les réseaux neuronaux convolutionnels (ConvNets ou CNN) sont une catégorie de réseaux neuronaux qui se sont révélés très efficaces dans des domaines tels que la reconnaissance et la classification de l'image. ConvNets a réussi à identifier les visages, les objets et les panneaux de signalisation en dehors de l'alimentation de la vision dans les robots et les voitures auto-conductrices [46].

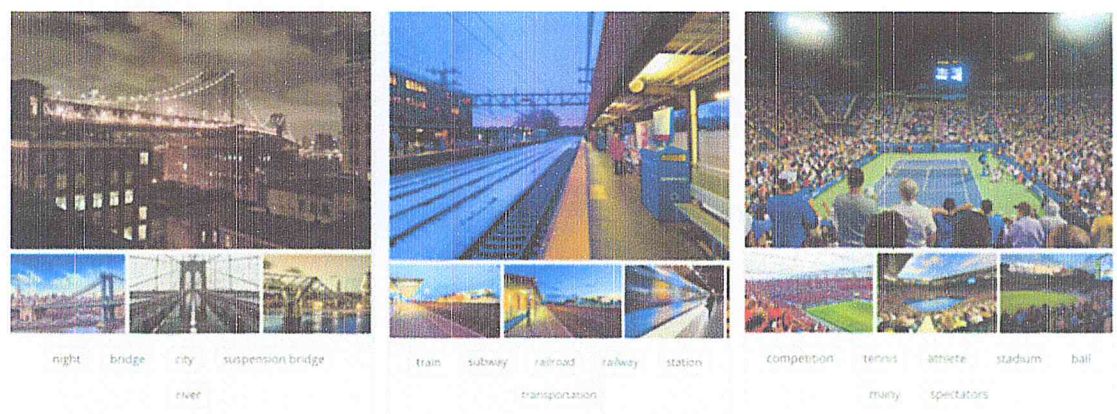


Figure18: ConvNet pour la reconnaissance des scènes [46]

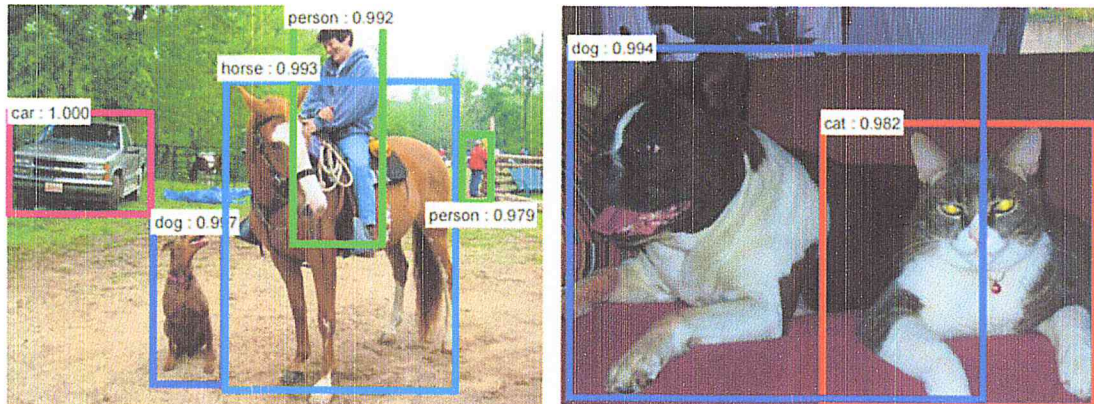


Figure 19: ConvNet pour la reconnaissance des objets [46]

Dans la figure18 ci-dessus, un ConvNet est capable de reconnaître des scènes, «pont», «chemin de fer» et «tennis» tandis que la figure19 montre un exemple de ConvNets utilisé pour reconnaître les objets de tous les jours, les humains et les animaux.

ConvNets est donc un outil important pour la plupart des praticiens de l'apprentissage en machine aujourd'hui.

***L'architecture LeNet (1990) :**

LeNet a été l'un des premiers réseaux neuronaux convolutifs qui ont aidé à propulser le domaine de l'Apprentissage Profond. Le travail de Yann LeCun a été nommé LeNet5 après de nombreuses précédentes itérations réussies depuis 1988. À cette époque, l'architecture LeNet était principalement utilisée pour les tâches de reconnaissance de caractères telles que la lecture des codes postaux, des chiffres, etc.[46]

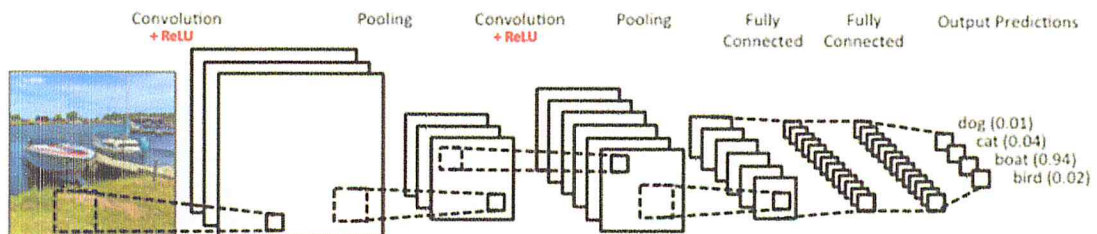


Figure 20 : un ConvNet simple [46]

Le réseau neuronal convolutif de la figure20 est similaire en architecture au LeNet d'origine et classe une image d'entrée en quatre catégories: chien, chat, bateau ou oiseau (le LeNet original a été utilisé principalement pour les tâches

de reconnaissance de caractères). Comme la montre la figure20 ci-dessus, en recevant une image de bateau comme entrée, le réseau attribue correctement la plus grande probabilité de bateau (0,94) parmi les quatre catégories. La somme de toutes les probabilités dans la couche de sortie devrait être 1.

4-1-3-2-2/Les étapes principales de l'architecture ConvNet :

Il existe quatre opérations principales dans le ConvNet, illustrées à la figure20 ci-dessus:

- 1.Convolution
- 2.Non linéarité (ReLU)
- 3.Pooling ou Sub Sampling
- 4.Classification (couche entièrement connectée)

Ces opérations sont les éléments constitutifs de base de chaque réseau neuronal convolutif.

4-1-3-2-2-1/-L'étape de la convolution :

Les ConvNets tirent leur nom de l'opérateur "convolution". Le but principal de Convolution dans le cas d'un ConvNet est d'extraire des fonctionnalités de l'image d'entrée. La convolution préserve la relation spatiale entre les pixels en apprenant des caractéristiques d'image à l'aide de petits carrés de données d'entrée. [46]

Chaque image peut être considérée comme une matrice de valeurs de pixels. Considérons une image 5 x 5 dont les valeurs de pixel sont seulement 0 et 1 (notez que pour une image en niveaux de gris, les valeurs de pixels vont de 0 à 255, la matrice verte ci-dessous est un cas particulier où les valeurs de pixel sont seulement 0 et 1):

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Aussi, considérez une autre matrice 3 x 3 comme indiqué ci-dessous:

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Ensuite, la Convolution de l'image 5 x 5 et la matrice 3 x 3 peuvent être calculées comme indiqué dans la Figure 21 ci-dessous:

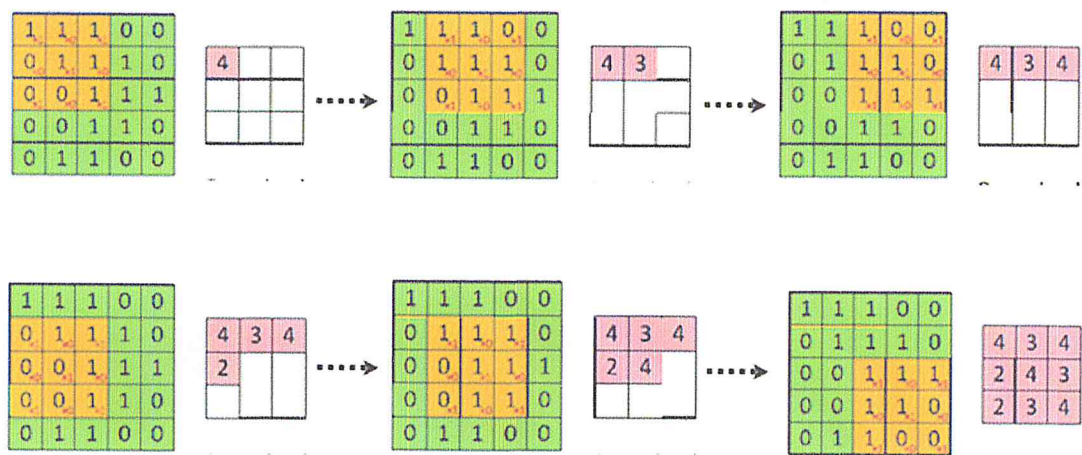


Figure 21: résultat de la convolution [46]

La figure 21 présente l'opération de convolution. La matrice de sortie s'appelle Convolved Feature ou **Feature Map**.

Nous glissons la matrice orange sur l'image originale (vert) de 1 pixel (également appelé 'stride') et pour chaque position, nous calculons la multiplication des éléments (entre les deux matrices) et ajoutons les sorties de multiplication pour obtenir l'entier final qui se forme Un seul élément de la matrice de sortie (rose). Notez que la matrice 3×3 "ne voit" qu'une partie de l'image d'entrée à chaque étape.[46]

Dans la terminologie CNN, la matrice 3×3 est appelée «filtre» ou «noyau» ou «détecteur de caractéristiques» et la matrice formée en glissant le filtre sur l'image et en calculant le produit en points est appelée «Convolved Feature » ou « Activation Map »ou « Feature Map ». Il est important de noter que les filtres

servent de détecteurs de caractéristiques à partir de l'image d'entrée d'origine.[46]

Considérez l'image d'entrée suivante:



Dans le tableau ci-dessous, nous pouvons voir les effets de la convolution de l'image ci-dessus avec différents filtres. Comme indiqué, nous pouvons effectuer des opérations telles que la détection de bordure, la netteté et le flou simplement en changeant les valeurs numériques de notre matrice de filtre avant l'opération de convolution - cela signifie que différents filtres peuvent détecter différentes caractéristiques d'une image, par exemple des bords, Des courbes, etc.

Operation	Filter	Convolved Image
Identity	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	
Edge detection	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Box blur (normalized)	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
Gaussian blur (approximation)	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

Figure22: les effets de la convolution de l'image ci-dessus avec différents filtres [46]

En pratique, une CNN apprend les valeurs de ces filtres tout seul pendant le processus de formation (bien qu'il soit nécessaire de spécifier des paramètres tels que le nombre de filtres, la taille du filtre, l'architecture du réseau, etc. avant le processus de formation). Plus il y a de filtres, plus d'images sont extraites

- La taille de Feature Map (Convolved Feature) est contrôlée par trois paramètres:
- **Profondeur (Depth):** la profondeur correspond au nombre de filtres que nous utilisons pour l'opération de convolution. Dans le réseau représenté à la figure 22, une convolution de l'image originale du bateau en utilisant trois filtres distincts, produisant ainsi trois cartes de caractéristiques différentes, comme illustré.

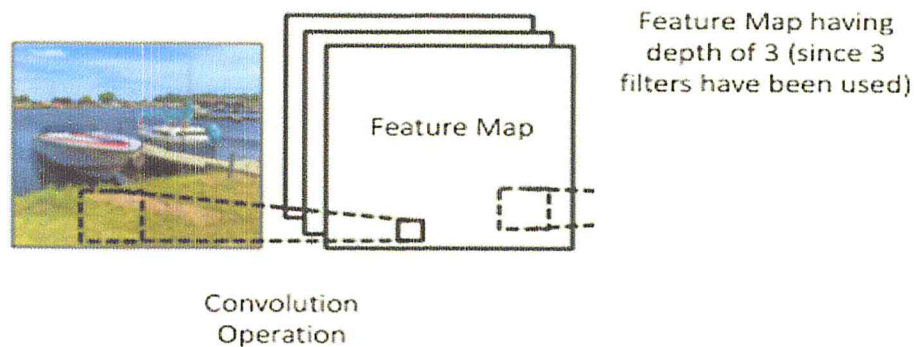


Figure 23 : Features Map obtenus avec 3 filtres [46]

- **Stride:** Stride est le nombre de pixels par lequel on glisse notre matrice de filtre sur la matrice d'entrée. Lorsque la foulée est 1, on déplace les filtres un pixel à la fois. Lorsque la foulée est 2, les filtres sautent 2 pixels à la fois alors que nous les glissons. Une plus grande foulée produira des cartes de fonctionnalités plus petites.[46]
- **Zéro-rembourrage (Zero-padding):** Une caractéristique intéressante de la remise à zéro est qu'elle nous permet de contrôler la taille des cartes des fonctionnalités. L'ajout de zéro-rembourrage est également appelé une convolution large, et l'utilisation de zéro-rembourrage serait une convolution étroite. [46]

4-1-3-2-2-2/Présentation de la non linéarité (ReLU) :

Une opération supplémentaire appelée ReLU a été utilisée après chaque opération de convolution à la figure 21. ReLU signifie Unité linéaire rectifiée et est une opération non linéaire. Sa sortie est donnée par:

Output = Max(zero, Input)

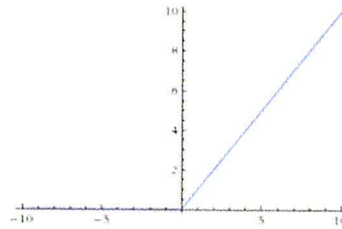


Figure 24 : opération de ReLU [46]

ReLU est une opération qui remplace toutes les valeurs de pixel négatives dans la carte des caractéristiques par zéro.

D'autres fonctions non linéaires telles que *Tanh* ou *Sigmoid* peuvent également être utilisées à la place de ReLU.

4-1-3-2-2-3/The Pooling Step :

Le Pooling spatiale réduit la dimensionnalité de chaque carte de caractéristiques, mais conserve les informations les plus importantes. Il peut être de différents types: Max, Moyenne, Somme, etc.

Dans le cas de Max Pooling, on prend le plus grand élément à partir de la carte des caractéristiques. Au lieu de prendre le plus grand élément, nous pouvons également prendre la moyenne (Pooling moyen) ou la somme de tous les éléments.

La figure 25 montre un exemple de l'opération Max Pooling sur une carte de fonctionnalités rectifiées (obtenue après convolution + opération ReLU) en utilisant une fenêtre 2×2 . [46]

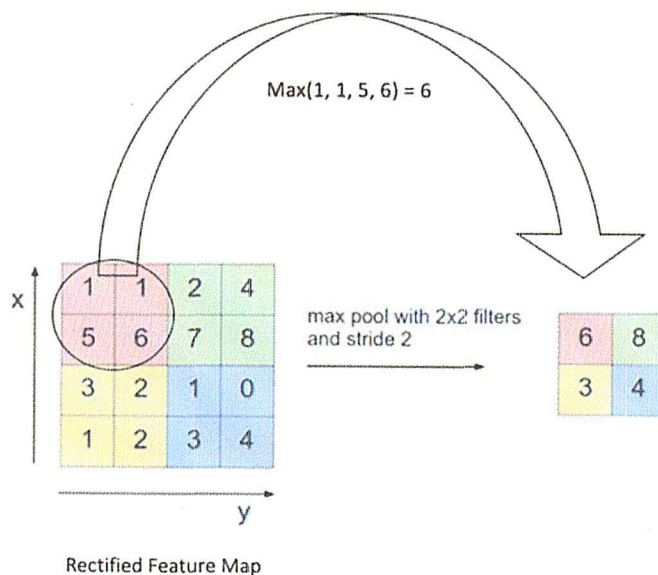


Figure 25: Max Pooling [46]

On glisse une fenêtre 2 x 2 par 2 cellules (également appelées 'stride') et on prend la valeur maximale dans chaque région. Comme le montre la figure 25, cela réduit la dimensionnalité de notre carte de caractéristiques.

Dans le réseau représenté à la Figure 26, l'opération de Pooling est appliquée séparément à chaque carte de caractéristiques (notez qu'en raison de cela, nous obtenons trois cartes de sortie à partir de trois cartes d'entrée).

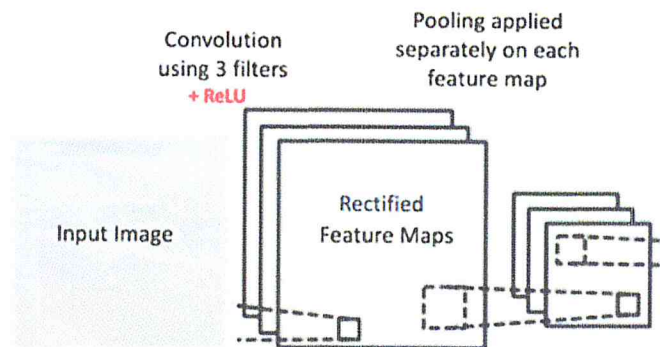


Figure 26: Max Pooling appliqué au Feature Maps [46]

La figure 27 montre l'effet de Pooling sur la carte de caractéristiques rectifiées après l'opération ReLU .

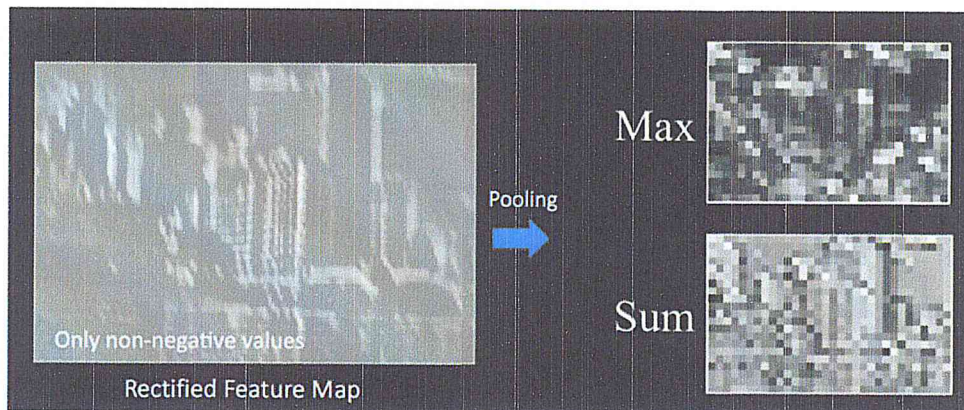


Figure 27: Max Pooling et Sum Pooling [46]

La fonction de Pooling consiste à réduire progressivement la taille spatiale de la représentation d'entrée [46]. En particulier, pooling :

- Rend les représentations d'entrée (dimension de la caractéristique) plus petites et plus faciles à gérer

- Réduit le nombre de paramètres et de calculs dans le réseau.
- Rend le réseau invariant à de petites transformations.
- Nous aide à arriver à une représentation invariable de l'image. Ceci est très puissant car nous pouvons détecter des objets dans une image.

4-1-3-2-3/-Les caractéristiques de CNN:

Les poids partagés entre tous les neurones d'un modèle d'apprentissage convolutionnel et grâce à cette technique de partage de poids au –niveau du modèle CNN cette technique nous facilite de limiter le nombre du paramètres en entrée.

La couche de neurones représente un perceptron multicouche et n'est plus un perceptron linéaire .

Une optimisation en terme d'entrées, en terme de temps et en terme de calculs.

La connectivité entre les neurones, les poids et les données de base en entrées. [8][9]

La généralisation du modèle pour différents problèmes; surtout le traitement d'image, la reconnaissance des formes et reconnaissance sonores. [8]

On présente ci-dessous un exemple de schéma représentant un réseau de neurones :[8]

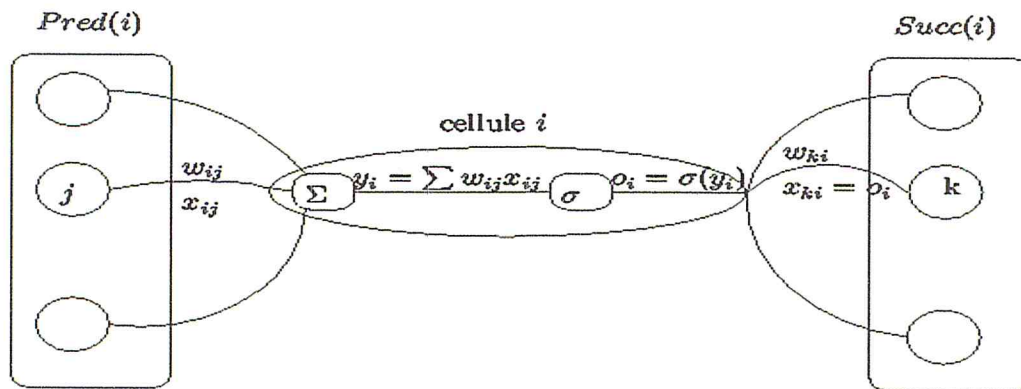


Figure 28: Partie exemplaire du traitement effectuée au-niveau de réseau de neurones CNN.

neuro.

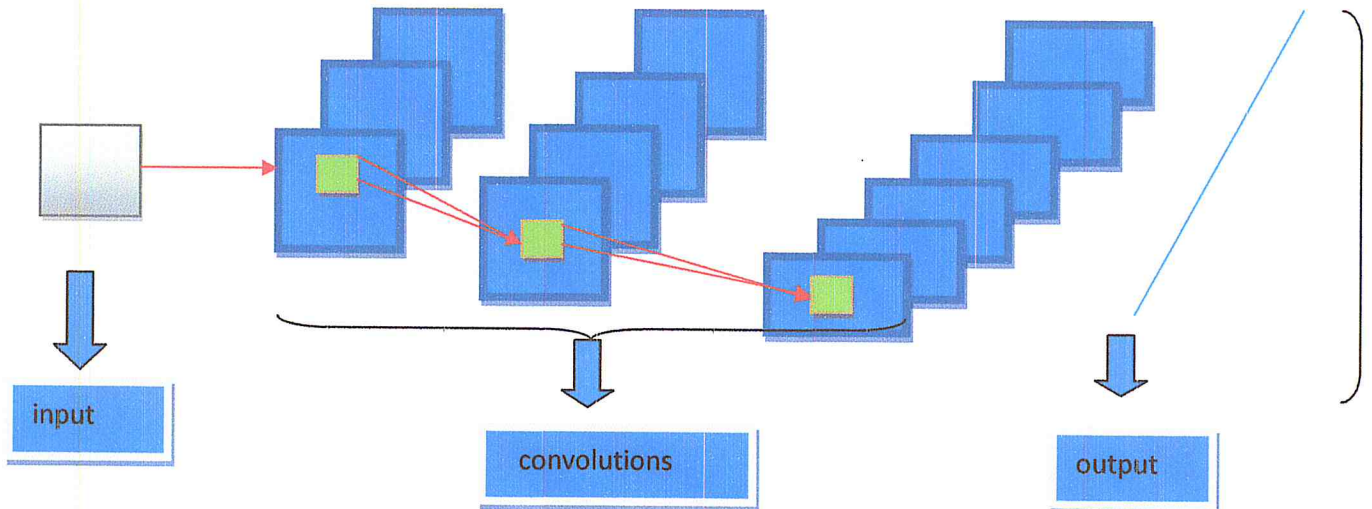


Figure29 : Schéma illustrant l'architecture et le fonctionnement du CNN

4-1-2-3/Réseau de neurones Récursif :

Définition:

- C'est une dérivée de réseau de neurones de convolutions dans la mesure où au-niveau de cette approche on effectue le parcours deux fois dont le but est de se rapprocher à la bonne sortie en corrigeant les coefficients synaptiques « W_{ij} » en entrées.[9]
- En d'autres termes, Les Perceptrons multicouches, représentent une catégorie de modèles neuronaux dits "acycliques" (en anglais Feed Forward Neural Network), c'est à dire dans lesquels les flux d'information ne se propagent que dans un sens : De l'entrée du réseau vers sa sortie. Ces réseaux n'ont donc que des connexions directes, qui ne forment pas de boucles. Si cette contrainte est relâchée, nous obtenons les réseaux de neurones récurrents (RNN pour Recurrent Neural Networks).[45]

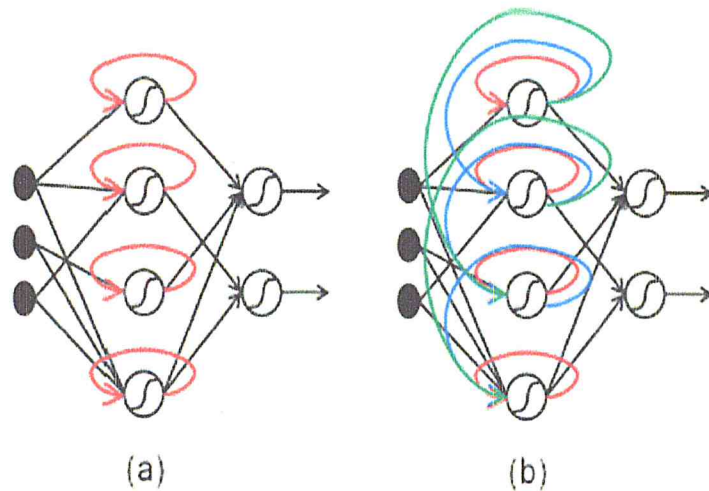


Figure 30 : Réseau de neurones récurrent avec une couche cachée : (a)- Réseau auto-récurrent basique (b)- Réseau récurrent totalement connecté. [45]

Son algorithme: [9]

- Initialiser aléatoirement les coefficients w_{ij} dans $[-0.5, 0.5]$
- Répéter
 - Prendre un exemple (x, c) de S
 - Calculer la sortie o ;
 - Pour toute cellule de sortie i

$$\delta_i = \sigma'(y_i) * (c_i - o_i) = o_i * (1 - o_i) * (c_i - o_i)$$
 - Finpour ;
 - Pour chaque couche de $q-1$ à 1
 - Pour chaque cellule i de couche courante
 - $\delta_i = \sigma'(y_i) * [\sum(k \in \text{Succ}(i)) (\delta_k * w_{ki})]$
 $= o_i * (1 - o_i) * [\sum(k \in \text{Succ}(i)) (\delta_k * w_{ki})]$;
 - Finpour ;

Finpour ;

Pour chaque poids w_{ij}

$w_{ij} = w_{ij} + \epsilon * \delta_i * x_{ij}$;

Finpour ;

Finrépéter.

La Figure 30-(a) illustre le réseau de neurones récurrent le plus basique, dont la couche cachée est dite auto-récurrente (c'est à dire que chaque neurone de la couche cachée possède une seule connexion récurrente reliant sa sortie à son entrée). La Figure 30-(b) présente quant à elle un exemple de réseau de neurones récurrent plus complexe (dit totalement connecté), où tous les neurones de la couche cachée sont connectés entre eux.[45]

Plusieurs architectures récurrentes ont été définies dont le principe commun est d'apprendre une correspondance entre des séquences de vecteurs d'entrée, et des séquences de vecteurs désirés, en utilisant les connexions récurrentes qui permettent de se "rappeler" d'un certain nombre d'états passés. Ainsi, à un instant t pour une séquence donnée, les RNNs font intervenir les instants passés lors du calcul de l'état présent.

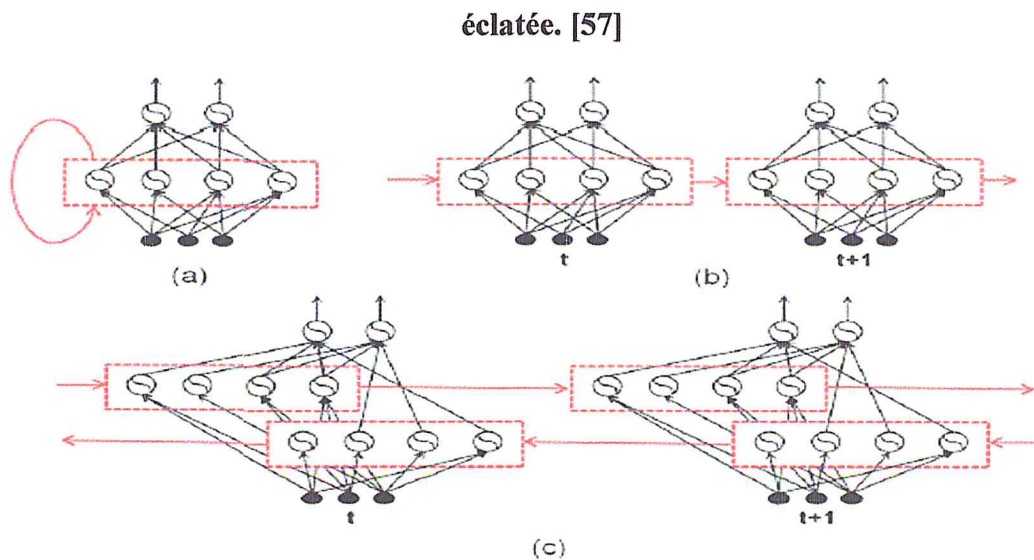


Figure31: (a)- Réseau récurrent unidirectionnel (b)- Réseau récurrent unidirectionnel en vue éclatée (c) - Réseau récurrent bidirectionnel en vue.

La Figure 31-(a) présente un réseau récurrent unidirectionnel classique comme ceux décrits précédemment. Ce réseau peut être vu comme une succession de MLPs (un réseau pour chaque instant), avec des entrées classiques, mais aussi les sorties de la couche cachée du MLP correspondant à l'instant précédent. Ce principe est illustré sur la Figure 31-(b) et est appelé vue éclatée. [45]

L'un des moyens proposés dans la littérature pour augmenter la quantité d'information de contexte est de permettre à un instant t l'accès aussi bien au futur qu'au passé.

En pratique, ceci est fait en utilisant deux couches cachées : Une pour chaque direction. On parle alors de réseau récurrent bidirectionnel [15] (par opposition au réseau unidirectionnel présenté précédemment). La Figure 31-(c) représente la vue éclatée d'un réseau récurrent bidirectionnel : Les réseaux MLPs (perceptron multi-couches) successifs comptent deux couches cachées (une pour chaque direction) qui sont connectées aux mêmes couches d'entrée et de sortie. Ces deux couches permettent, en théorie, au réseau à chaque instant d'avoir accès au contexte passé et futur d'une séquence donnée (tout se passe en fait comme si la séquence était présentée au réseau dans deux directions opposées).

4-1-3-4/-LSTM :

(Long Short Term Memory)

Elle se présente comme une architecture spécifiques des réseaux de neurones récurrents de Deep Learning, en outre elle est une variation de réseau qui utilise des unités de mémoire à long terme qui garde l'historique des données. Elle a été proposée en tant que solution aux différents problèmes de la descente de gradient.[6]

- Elle est constituée des composants suivants (figure 32):

1/- « Input Gate » :c'est une porte sur laquelle les entrées vont entrer au niveau du réseau récurrent LSTM.

2/-« output gate » : c'est une porte sur laquelle le LSTM va fournir les résultats.

3/- « Forget Gate » : c'est le point de référence du LSTM, ce concept sauvegarde en fonction du temps les valeurs des variables à modifier au fur et à mesure du cas d'utilisation. [6]

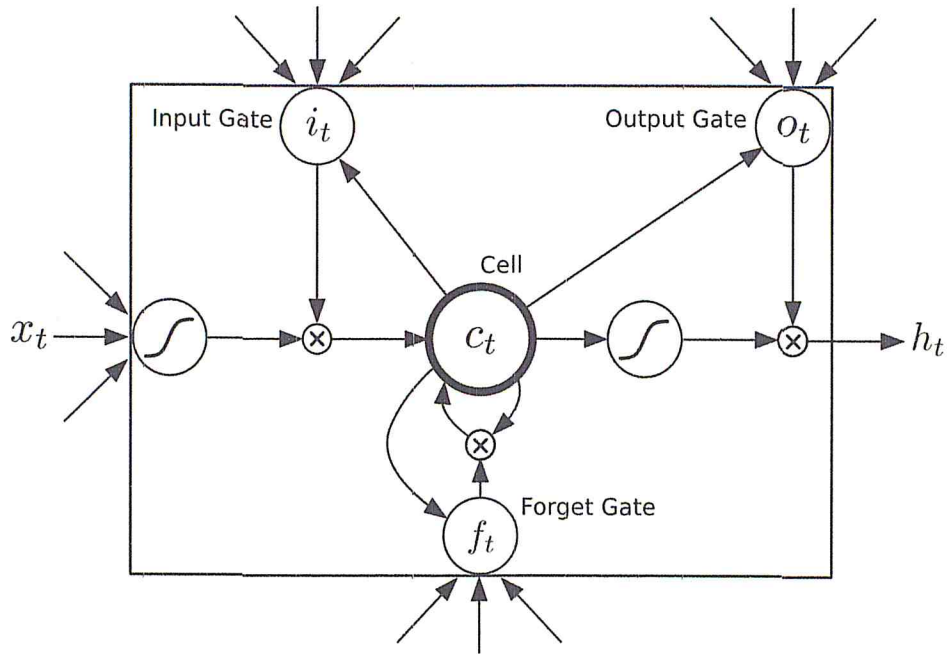


Figure32 : Modèle typique du LSTM.

Présentations des différents types de l'architecture LSTM :

En ce qui concerne l'architecture LSTM , il existe plusieurs types destinés à être utilisés en fonction de leurs spécificités et selon les exigences d'exploitation au niveau des applications.[6]

Dans cette optique il y a lieu de citer les types en question comme suit :

a) L'architecture « one to one » :

Cette architecture se présente d'une façon simple en comparaisons aux autres types cités ci-dessus. Elle permet un seule entrée et une seule sortie.

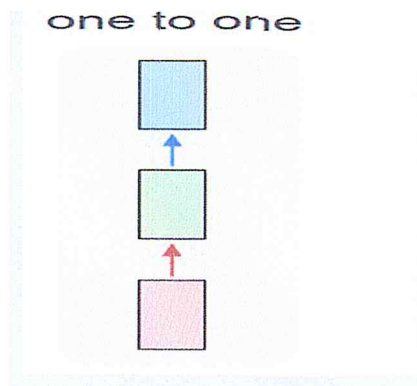


Figure 33 : Modèle idéal de l'architecture du LSTM « One to One »

b) L'architecture « Many To one » :

Cette architecture mis en évidence un ensemble d'entrées sous formes de séquences d'une entrée racine pour en résulter en sortie un résultat binaire. Comme exemple sur ce type d'architecture on cite la classification binaire d'une application relative à l'analyse des sentiments sur les produits au niveau des Tweeter.

many to one

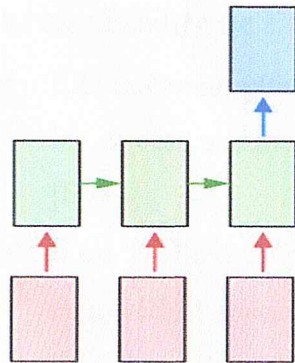


Figure 34: Modèle typique de l'architecture du LSTM « Many To One »

c) L'architecture « Many To Many »

Il s'agit d'une architecture qui engendre plusieurs cellules de mémoire du LSTM en entrée et on obtient plusieurs cellules de mémoire du LSTM en sortie. En terme d'exemple illustrant cette architecture il ya lieu de citer l'exemple d'une traduction quelconque d'un paragraphe dans la mesure ou ce paragraphe renferme plusieurs mots en entrée au niveau du modèle LSTM pour obtenir un ensemble de mots en sortie.

many to many

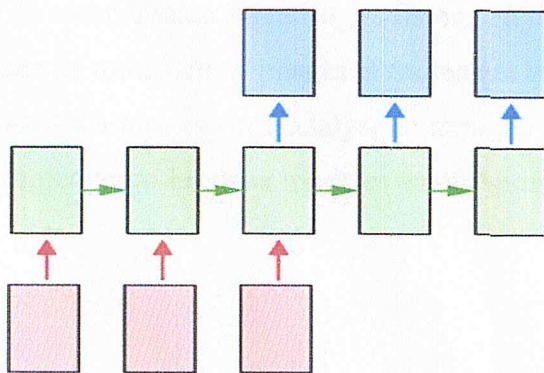


Figure 35: Modèle exemplaire de l'architecture du LSTM « Many To Many »

Chapitre 3:
les travaux antérieurs
Réalisés
sur l'ECG par le biais
de l'apprentissage automatique

Après avoir connu les différentes méthodes des deux approches(Deep Learning et réseau de neurones classique) on a opté d'un côté, pour l'application de la méthode Deep Learning pour la détection des pathologies cardiaques en raison d'une part de son efficacité dans le domaine médical et d'autre part elle est en adéquation parfaite avec le GPU dans la mesure où elle permet le traitement des données médicales de type ECG pour cela on a effectué des recherches concernant ce concept destinées à mettre en exergue le processus de la détection des pathologies cardiaques. D'un autre côté, on a effectué des recherches sur les travaux réalisés par les scientifiques en matière de prétraitement de classification des arythmies de l'ECG. Diverses méthodes sont développées et mises en œuvre pour le processus des systèmes de classification des arythmies cardiaques.

Dans ce contexte nous allons citer quelques travaux qui ont contribué au succès du système et on met en évidence le contenu des 2 fichiers renfermant les dérivées de l'apprentissage automatique profond qui peuvent nous amener à résoudre notre problématique, sachant que le premier fichier évoque l'une des dérivées de Deep Learning en exploitant l'électrocardiographie du cœur. Alors que le dernier fichier traite de la classification des arythmies des battements du cœur de l'ECG de la base de données d'arythmie en appliquant les différentes dérivées de l'apprentissage automatique

- Comme un point de début on va vous présenter le travail antérieur effectué dans le cadre du premier fichier :

4-1) Présentation du travail réalisé sur l'article [2] :

Concernant ce fichier, les scientifiques ont profité de la technologie de la base de données EHR (Electronic Health Records) c'est-à-dire les dossiers de santé électroniques d'où les médecins des pays développés utilisent de nos jours les EHR pour faire des diagnostics ; des détections de différentes maladies manuellement dont les avantages de cette technique est de récupérer les informations médicales complètes du patient et leurs mise à jour au fur et à mesure du temps. En effet les développeurs ont utilisé les datasets de type ECG des EHR pour faire une étude et donc une détection informatique par la suite des maladies cardiaques et cardiovasculaires en utilisant la méthode CNN de l'approche Deep Learning.[2]

On va présenter l'aspect EHR comme suit :

EHR(Electronic Health Records) :

Cette technique a montré le déficit pour solutionner le problème de manque de visites chez le patient, des informations médicales incomplètes. les challengers de cette technique ont assurée que l'information sera reçu sans aucun bruit et dans un temps réduit et d'une manière continue pour assurer le bon diagnostic de la maladie par le médecin et comme

l'informatique intervient presque dans tous les domaines donc elle a sa présence au niveau de ce domaine en utilisant cet aspect des EHR pour réduire le taux de mortalités des patients pour des causes qu'on ne pouvant être détecter manuellement chez le médecin .[2]

4-1-1/Les étapes de la réalisation du travail de l'article [2] :

Les étapes à suivre pour réaliser une telle démarche sont comme suit:

Etape1 :

C'est de récupérer les EHR de type ECG et la transformer en matrices temporelles de plusieurs patients sachant que la dimension vertical« i »représente les évènements médicaux concernant le cœur et la dimension horizontale « j » représente le temps et l'information de l'insertion « i,j » représente la présence de l'évènement « i » à l'instant « j ». [2]

Etape2 :

Ils ont construit 4 couches de CNN de Deep Learning dans le but est d'extraire des caractéristiques exprimant le type de la maladie cardiaque.

Tout d'abord, la première couche fait l'identification des caractéristiques pour classifier les concepts fils par leurs concepts pères

Ensuite, la deuxième couche applique le principe des ontologies (classification par concepts) c'est-à-dire il fait le filtrage des concepts pères fréquents sans utiliser les concepts fils de ces derniers pour réduire le taux de complexité en terme de mémoire et de temps.

Enfin, la troisième couche et la quatrième couche suit le même principe de la deuxième au fur et à mesure qu'à la fin on obtient que les caractéristiques fréquentes.[2]

Etape3 :

Avant de faire ressortir les caractéristiques fréquentes on va effectuer l'une des trois techniques suivantes dont le but est d'assurer la connectivité et la continuité des informations entrantes en fonction du temps :

1/-Early Fusion :

Cette technique est basée sur le fait de fusionner les concepts sortant de la première couche dans un seul classificateur en plaçant une porte de fusion au niveau de la première couche et avant de les passer à la deuxième couche.[2]

2/-Late Fusion :

Cette technique est basée sur le fait de fusionner les concepts fréquents au niveau de la dernière couche en plaçant notamment une porte de fusion au niveau de la quatrième couche.[2]

3/-Slow Fusion :

Cette technique est un amalgame équilibré entre « Late Fusion » et « Early Fusion » et cette dernière est considérée comme un meilleur modèle par rapport aux deux autres modèles précédents.[2]

On conclut par le fait que dans ce fichier les scientifiques ont essayé plusieurs dérivées de Deep Learning , comme « Tensor Temporal Representation » et « Sequence to Sequence » cependant il n'ont pas atteint le résultat souhaité qui est « l'analyse des maladies cardiaques en utilisant les EHR », Après cela ils ont appliqué la méthode CNN qui a donné un effet positif mais à court terme d'où ils n'ont pas pu appliquer la méthode de CNN d'une façon directe à cause de la non assurance de la continuité des informations et les caractéristiques considérées comme des séquences de l'EHR en fonction du temps au niveau du CNN général et qui présentes une continuité dans le temps réel. A ce titre, ils ont décidé d'appliquer le CNN mais d'une façon modifiée en faisant intégrer l'une des 3 techniques de fusion.[2]

- En outre, on vous présente les travaux effectués dans le cadre du deuxième fichier

4-2) Aperçu du travail réalisé dans l'article [10]:

Après chaque test effectué sur le patient par l'outil de l'ECG, il est enregistré sur l'appareil lui-même avec les anciens enregistrements (les signaux normaux plus les signaux anormaux) pour des traitements de diagnostic réalisés par le médecin cardiologue d'une manière manuelle. A cet effet l'appareil de l'ECG connecté aux électrodes dont ces derniers sont liés à la peau du corps d'un patient affiche des tracés de l'activité cardiaque du patient appelé « électrocardiogramme ». [10]

Dans cet ordre d'idées, le médecin effectue le traitement d'identification et de classification d'arythmie en utilisant l'appareil de l'ECG ou par la suite il effectue le processus de l'analyse des arythmies pour un diagnostic médical, le dit –processus peut être mal étudié et le résultat sera mal obtenu ;car parfois il faut analyser tous les enregistrement de battements du cœur de plusieurs jours et de plusieurs instants existant au-niveau d'un appareil Holter par un médecin cardiologue d'où il y la possibilité d'acquérir des erreurs au moment de l'analyse à cause d'une part, de la fatigue physique du médecin et d'autre part, l'appareil holter peut présenter des défauts. Par conséquent, les

scientifiques ont opté pour trouver une solution assurant une prise en charge totale sur le plan de la classification automatique d'arythmies. [10]

4-2-1/Les phases de la classification automatique d'arythmie :

Dans cette optique, le processus de classification automatique d'arythmie est partagé en 4 phases à savoir :

- **Phase1 :**

Elle représente la phase du prétraitement des signaux de l'ECG dédié à diminuer le bruit des signaux de l'ECG. En terme de techniques solutionnant ce dernier problème, plusieurs expérimentations ont été adoptées à savoir :

1/Technique1 :

Ils ont adopté une méthode de filtrage digital récursif pour connaître la longueur de la bande de fréquence. Ce processus a donné lieu à un résultat rapide et performant grâce au bruit émanant d'un appareil électrique de filtrage digital de l'ECG. Cependant, il présente un problème de la non-détection de la taille du bruit de la bande de fréquence à cause de la variation de la bande de fréquences causant une fausse information d'arythmies morphologique [10][5]

2/ Technique2 :

Les autres scientifiques ont surmonté les difficultés en appliquant une méthode de réseaux de neurones. Cette technique a donné une meilleure performance en terme de réduction de bruits des signaux de l'ECG en outre une détection de la séquence d'onde « QRS complexe ». [10][5]

3/Technique3 :

Cette technique se base sur la modification des ondes de signaux de l'ECG appelé « Multi adaptive Bionic Wavelet Transform » dans le but de réduire la variation des bruits de signaux de l'ECG. [10][5]

Il existe plusieurs autres techniques tels que les algorithmes génétiques, la transformation en ondes et des banques de filtres d'analyse solutionnant le dit- problème de la variation des bruits de la bande de fréquence. A ce titre, le choix de la solution adéquate dépend du cas d'utilisation de l'une des techniques pour réaliser l'objectif de la phase qui suit (tels que l'identification de l'onde QRS complexe, les ondes de battements de cœur secondaires). [10] [5]

Parmi toutes les propositions pour réduire le bruit dans les signaux ECG, la plus simple et la plus utilisée est la mise en œuvre de filtres numériques récurrents de la réponse impulsive finie (FIR) [39], ce qui a été rendu possible en calcul avec l'avance dans les microcontrôleurs et les microprocesseurs. Ces méthodes fonctionnent bien pour l'atténuation des bandes de fréquences connues, telles que le bruit provenant du réseau électrique (50 Hz ou 60 Hz), car elles permettent une application rapide et simple du filtre à bande de rejet. Le problème avec cette approche est que la fréquence du bruit n'est pas toujours connue, ce qui peut être résolu en appliquant des filtres pour diverses bandes de fréquences au signal. Cependant, l'utilisation indiscriminée des filtres, à savoir, passe-haut et passe-bas, déforme la morphologie du signal, et à plusieurs reprises, le rend inutilisable pour diagnostiquer des maladies cardiaques. Des architectures avec des filtres adaptatifs [39] ont également été utilisées pour l'élimination du bruit à partir des signaux ECG. Cependant, cette technique a des contraintes et ne présente pas d'avantages importants par rapport aux filtres numériques FIR. Les chercheurs ont surmonté certaines de ces difficultés en utilisant des filtres adaptatifs basés sur des réseaux neuronaux de sorte que la réduction du bruit a été considérablement améliorée. Cette stratégie a permis une meilleure détection du complexe QRS, comparée à la même méthode en utilisant des filtres linéairement adaptatifs.

D'une façon plus détaillée et au cours de la dernière décennie, de nombreuses méthodes basées sur des transformations en ondelettes ont été utilisées pour éliminer le bruit, car elles conservent les propriétés du signal ECG en évitant la perte de ses détails physiologiques importants et sont simples d'un point de vue computationnel [39]. Par la suite, les scientifiques ont proposé une modification de la transformée en ondelettes appelée transformée en ondelettes bioniques multi adaptatives et elles ont été appliquées pour réduire le bruit et la variation de référence du signal ECG. Cette méthode a présenté des résultats supérieurs par rapport à ceux basés sur la transformée en ondelettes traditionnelle.

Les techniques de prétraitement du signal ECG sont largement explorées, mais le choix de la méthode à utiliser est intrinsèquement lié à l'objectif final de la recherche.

Les méthodes d'état de l'art considérées n'appliquent même pas le prétraitement sur le signal. Bien que certaines études existent concernant les techniques de prétraitement avec la performance finale de la classification automatique des arythmies, elles sont insuffisantes en nombre et d'autres recherches dans ce domaine sont encouragées. Il convient de noter que les

méthodes de pointe pour la classification automatisée de l'arythmie n'utilisent pas les méthodes de prétraitement à la fine pointe de la technologie pour améliorer le rapport signal / bruit.

- **Phase2 :**

Elle représente la phase de la segmentation d'où cette phase est d'importance primordiale dans le processus de classification de battements de cœur d'arythmie car en cas d'une présence d'erreurs à ce niveau peut provoquer par la suite une fausse classification d'arythmie. A ce titre, on utilise une base de données standard appelée « MIT –BIH Arythmia » dont on divise dans cette phase chaque enregistrement de l'ECG émanant d'une base de données nommée « MIT-BIH de battement de cœur » soit en « séquence de sommet R » ou bien soit en « séquence de complexe QRS » en prenant en charge la mesure de la sensibilité et de la prédiction positive. A cet effet, les auteurs ont mis en évidence plusieurs solutions d'où les premières solutions d'algorithmes qui sont basés à segmenter toutes parties de la phase numéro 2 en sommet –R ou complexe-QRS alors que les autres ont adopté les algorithmes de division de battements de cœur en séquences d'onde -T et en séquence d'onde -P qui servent ces derniers à la classification d'arythmies. [10][5]

Dans cet ordre d'idées. Les méthodes de segmentation du rythme cardiaque (c'est-à-dire la détection du pic R ou du complexe QRS) ont été étudiées pendant plus de trois décennies et les générations de ces algorithmes et les nouveaux procédés de développement reflètent l'évolution du pouvoir de traitement des ordinateurs. Avec la possibilité d'utiliser des ordinateurs de traitement plus rapides, les auteurs ont cessé de s'inquiéter des coûts de calcul et ont commencé à se concentrer sur la précision de la segmentation des battements cardiaques.

Pour une comparaison équitable des méthodes axées sur la segmentation coeur-battement, une base de données standard doit être utilisée. Le plus utilisé et recommandé par ANSI / AAMI pour la validité du matériel médical [30], est la base de données MIT-BIH pour l'analyse de l'arythmie, dans ce cas utilisé pour la segmentation du rythme cardiaque, bien que d'autres bases de données soient également utilisées. Une approche largement utilisée pour la segmentation, en raison de sa simplicité et de ses résultats prometteurs, est basée sur des filtres numériques pour l'atténuation du bruit et l'élimination de la ligne de base fluctuante,

des traductions non linéaires qui améliorent le seuil de détection de crête et de protection R ont été proposées Par des chercheurs de domaines. Des méthodes plus sophistiquées ont également été utilisées, telles que des méthodes basées sur des réseaux de neurones, des algorithmes génétiques , des transformées en ondelettes , des banques de filtres , Certains algorithmes proposent également d'identifier d'autres ondes associées à des battements cardiaques, telles que l'onde P et l'onde T , ce qui peut être utile pour les méthodes de classification de l'arythmie, car on peut obtenir plus d'informations sur les battements cardiaques.

Bien que la segmentation des battements cardiaques ne soit pas l'objet principal de cette enquête, notez que cette étape est d'une importance primordiale dans le processus de classification cardiaque de l'arythmie, car certaines erreurs se propagent aux étapes suivantes et ont un fort impact dans la classification finale du système d'arythmie. Cependant, une grande majorité des recherches examinées utilisent des bases de données dans lesquelles les événements liés à la segmentation du battement de cœur, c'est-à-dire la détection du pic R ou du complexe QRS, sont identifiés et précédemment étiquetés, ce qui réduit le stade de segmentation à une recherche simple d'un événement marqué dans la base de données. De cette façon, les résultats rapportés par ces travaux ne tiennent pas compte de l'impact de l'étape de segmentation même si l'étiquetage de la base de données est sujet à des erreurs humaines. Par conséquent, l'évaluation de l'impact de différents algorithmes de segmentation sur les méthodes automatiques de classification de l'arythmie peut être une direction de recherche prometteuse.

- **Phase3 :**

C'est la phase de l'extraction des caractéristiques du signal de l' ECG reçu qui est sous forme de séquences d'ondes T , ondes-P, sommet-R ou complexes -QRS ; en outre, cette étape est considérée comme une clé de succès de la classification de l'arythmie à l'aide du signal ECG. Toute information extraite des battements cardiaques utilisés tout au long de son type est peut-être considérée comme une caractéristique. Les caractéristiques peuvent être extraites sous diverses formes directement à partir de la morphologie du signal ECG dans le domaine temporel et / ou dans le domaine fréquentiel, ou du rythme cardiaque..

Même si certains travaux considèrent l'extraction des fonctionnalités et la sélection des fonctionnalités comme deux termes interchangeable, ces deux procédés sont en fait

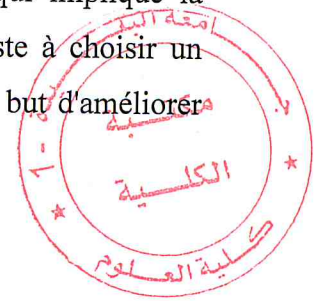
différents. Bien que l'extraction des fonctions soit définie comme étape qui implique la description d'un battement cardiaque, la sélection des fonctionnalités consiste à choisir un sous-ensemble présentant les caractéristiques les plus représentatives dans le but d'améliorer la phase de classification

- **Extraction de caractéristiques**

La caractéristique la plus commune trouvée dans la littérature est calculée à partir du rythme cardiaque (ou intervalle de battement cardiaque), également connu sous le nom de l'intervalle RR. L'intervalle RR est le temps entre le pic R d'un battement de cœur par rapport à un autre battement cardiaque, qui pourrait être son prédécesseur ou son successeur. À l'exception des patients qui utilisent un stimulateur cardiaque, les variations perçues dans la largeur de l'intervalle RR sont corrélées avec les variations de la morphologie de la courbe, souvent provoquée par les arythmies [16]. Ainsi, les caractéristiques de l'intervalle RR ont une grande capacité de discriminer les types de battements cardiaques et certains auteurs ont basé leurs méthodes uniquement sur l'utilisation des caractéristiques de l'intervalle RR [6769]. Les variations de cette fonction sont utilisées pour réduire les interférences de bruit et sont très fréquentes, par exemple, la moyenne de l'intervalle RR dans un patient pendant un certain intervalle de temps. Lin et Yang [39] ont montré que l'utilisation d'un intervalle RR normalisé améliore significativement les résultats de classification. Seuls les intervalles RR normalisés sont utilisés dans ce travail et les résultats sont comparables aux méthodes à la fine pointe de la technologie, même dans le cadre du paradigme inter-patient. Les scientifiques ont donc confirmé l'efficacité des intervalles RR normalisés au moyen de techniques de sélection de caractéristiques.

D'autres caractéristiques extraites des intervalles cardiaques se retrouvent également dans la littérature, comme d'autres distances entre les points finaux d'un battement cardiaque (ici appelés intervalles ECG ou segments ECG). Parmi ces intervalles, l'intervalle QRS, ou la durée du complexe QRS, est le plus utilisé. Certains types d'arythmies provoquent des variations dans l'intervalle QRS, ce qui en fait une bonne caractéristique discriminante. Il convient de mentionner qu'il existe d'autres algorithmes disponibles pour déterminer ces points finaux.

Les fonctionnalités extraites du domaine de temps / fréquence en combinaison avec les caractéristiques de l'intervalle RR apparaissent comme les méthodes qui ont produit les



précisions les plus élevées dans la littérature à ce jour. Le moyen le plus simple d'extraire des fonctionnalités dans le domaine temporel est d'utiliser les points de la courbe ECG segmentée, c'est-à-dire les battements cardiaques, en tant que caractéristiques. Cependant, l'utilisation d'échantillons de la courbe en tant que caractéristiques est une technique qui n'est pas très efficace, car en plus de produire un vecteur des caractéristiques à haute dimension (selon la quantité d'échantillons utilisés pour représenter le rythme cardiaque), il souffre de plusieurs problèmes liés à l'échelle ou au déplacement du signal par rapport au point central (pic R). Viser à réduire la dimension de la caractéristique, de nombreuses techniques vectorielles ont été appliquées directement sur les échantillons qui représentent le battement cardiaque (dans le voisinage du pic R) en tant qu'analyse des composants principaux (PCA), ou une analyse indépendante des composants (ICA) dans lequel de nouveaux coefficients sont extraits pour représenter le rythme cardiaque. Les scientifiques présentent une étude comparative entre l'utilisation de PCA et ICA pour réduire le bruit et les artefacts du signal ECG et a montré que l'ACP est une meilleure technique pour réduire le bruit, tandis que l'ICA est mieux pour extraire des fonctionnalités. La technique ICA permet de séparer statistiquement les différentes sources d'un signal de mélange.

L'ECG est un mélange de plusieurs potentiels d'action et chaque potentiel d'action pourrait être fortement lié à une classe d'arythmie. La raison d'être de ICA pour la classification des battements cardiaques ECG consiste à séparer les sources d'actions potentielles ainsi que les sources de bruit. La technique PCA sépare les sources en fonction de la contribution énergétique au signal. L'étude des chercheurs suggère que les sources de bruit sur cette base ont une faible énergie et sont difficiles à isoler et que les sources individuelles isolées par l'ICA sont des caractéristiques prometteuses pour la classification de l'ECG. En outre, il a été démontré que la combinaison de ces deux techniques, c'est-à-dire PCA pour la réduction du bruit et ICA pour l'extraction des fonctionnalités, peuvent offrir de meilleurs avantages par rapport à l'utilisation d'un seul d'entre eux. Une autre technique basée sur PCA, Dans ce travail, une comparaison entre PCA et KPCA a été effectuée et il a été conclu que KPCA est supérieur à la technique PCA pour classer les battements cardiaques du signal ECG. Selon les scientifiques, KPCA fonctionne mieux, en raison de sa structure non linéaire. Les chercheurs ont utilisé des techniques de regroupement directement dans des points échantillonnés à partir de la courbe pour réduire de 106 échantillons à 67 grappes / points. Les auteurs ont également utilisé une technique de regroupement pour augmenter le nombre de

fonctionnalités à 212, mais il n'y avait pas de différences significatives dans les résultats. A ce titre, les scientifiques ont utilisé l'Analyse Discriminante Généralisée (GDA) pour réduire les dimensions des caractéristiques du type d'intervalle du rythme cardiaque pour classer les arythmies. Ils ont signalé une précision proche de 100% pour ce type d'arythmie à l'aide de la base de données MIT-BIH. Cependant, les auteurs n'ont pas pris soin de séparer les battements cardiaques du même patient utilisés lors de la formation et des tests (paradigme intra-patient), ce qui est une préoccupation sérieuse abordée plus avant. Le paradigme inter-patient devrait être considéré comme un scénario plus réaliste. Des techniques plus simples, telles que l'interpolation, ont également été utilisées pour réduire le nombre de points représentant les battements cardiaques. Un exemple de cette technique est présenté par de Chazal et al. [37], dans lequel le battement de cœur, initialement représenté par 250 échantillons (environ 600 ms de la courbe, échantillonné à 360 Hz), a été subdivisé et présenté dans 18 échantillons. Dans la littérature, l'onde ECG sous échantillonnée est également appelée morphologie ou caractéristiques morphologiques.

Par conséquent, il est difficile d'évaluer si les caractéristiques extraites avec PCA, ICA, GDA et autres sont utiles pour discriminer les patients ou les battements cardiaques. La variance de la fonction d'auto-corrélation est considérée comme une mesure de similitude ou de cohérence entre un signal et sa version décalée. Cette technique est utilisée pour l'extraction de caractéristiques à partir de coefficients d'ondelettes et s'est révélée efficace dans la discrimination des battements cardiaques arythmiques. Le cardiogramme vectoriel (VCG) est une représentation du signal ECG en deux dimensions qui intègre l'information à partir de deux.

Les caractéristiques extraites avec VCG ont été utilisées dans la classification des battements cardiaques classés comme battement ectopique supra-ventriculaire (SVEB) et le battement ectopique ventriculaire (VEB) (battements cardiaques arythmiques) peut être favorisée par des informations provenant de pistes de type V1, V2 ou V4. Pour cette raison, on pense que les fonctionnalités extraites par VCG (combinées avec les pistes II et V1) peuvent aider à mieux discriminer les classes arythmiques minoritaires et importantes telles que SVEB et VEB.

Chapitre 3 : Les travaux antérieurs réalisés sur l'ECG par le biais de l'apprentissage automatique.

Dans cette phase ils ont extrait les caractéristiques les plus fréquentes exprimant la morphologie du battement de cœur. Plusieurs solutions ont été proposées tels que, cependant toutes les solutions suivent les deux(2) étapes suivantes :

*L'étape1 :

C'est l'étape de l'extraction à partir d'un segment de l'ECG reçu toutes les caractéristiques possibles. certains scientifiques ont considéré la technique que chaque rythme de battements de cœur représente une caractéristique dont on va extraire toutes les parties (intervalle) de rythmes de battements de cœur et les considérer comme une caractéristique après ils ont comparé ces caractéristiques avec les descripteurs pour faire sortir que les caractéristiques significatives et étiquetées. [10]

Table 1 – Effectiveness of heartbeat segmentation methods. # and % stand for absolute and percentage numbers. The MIT-BIH Arr. database is used in all methods.							
Method	Heartbeats (#)	TP (#)	FP (#)	FN (#)	Error (%)	Se (%)	+P (%)
Martinez et al. [4]	109428	109208	153	220	0.34	99.80	99.86
Moody and Mark [45]	109428	107567	94	1861	1.79	98.30	99.91
Li et al. [5]	104182	104070	65	112	0.17	99.89	99.94
Afonso et al. [46]	90909	90535	406	374	0.86	99.59	99.56
Bahoura et al. [6]	109809	109635	135	184	0.29	99.83	99.88
Lee et al. [47]	109481	109146	137	335	0.43	99.69	99.88
Hamilton and Tompkins [48]	109267	108927	248	340	0.54	99.69	99.77
Pan and Tompkins [49]	109809	109532	507	227	0.71	99.75	99.54
Poli et al. [50]	109963	109522	545	441	0.90	99.60	99.50
Moraes et al. [51]	N/R	N/R	N/R	N/R	N/R	99.22	99.73
Hamilton [52]	N/R	N/R	N/R	N/R	N/R	99.80	99.80

Figure36 : Modèle des différentes méthodes de segmentations appliquée

*L'étape2 :

C'est l'étape de la sélection des caractéristiques fréquentes et représentatives à partir des caractéristiques étiquetées. Dans ce cadre plusieurs solutions ont été proposées tels que la solution d'algorithme de sélection en utilisant la recherche séquentielle de classification d'arythmie. Le principe de cette méthode est comme un réseau récurrent possède 2 sens de parcours dont le premier parcours est l'exécution en avant des caractéristiques sélectionnées pour faire extraire les caractéristiques les plus robuste et le deuxième parcours c'est l'exécution en arrière pour chercher à nouveau et à chaque partie les caractéristiques fréquentes en évitant l'optimum local de cette partie dans l'espace des caractéristiques. [10][5].

- **Phase4 :**

C'est la phase de l'apprentissage d'algorithmes ; après qu'ils ont reçu l'ensemble des caractéristiques fréquentes de la phase précédente ils ont construit des modèles de classification de battements de cœur d'arythmie basant sur les algorithmes de l'apprentissage automatique de l'intelligence artificielle. [10][5]

4-3)Les algorithmes de l'apprentissage automatiques appliqués :

Parmi les algorithmes de l'apprentissage qu'ils ont appliqué pour la classification d'arythmies sont comme suit :

4-3-1/L'algorithme SVM(Support Vectors Machines) :

Le SVM est l'une des méthodes les plus populaires pour la classification d'arythmies de l'ECG en utilisant comme une base de données « MIT-BIH Arythmitia ». C'est pourquoi les développeurs ont utilisé le SVM avec plusieurs autres stratégies entre autres : la combinaison du SVM avec les classificateurs de l'algorithme génétique, l'application du SVM avec la théorie de confus limité et la combinaison d'un ensemble de SVM d'une façon hiérarchique afin de surmonter les difficultés trouvées et enlever le déséquilibre de l'arythmie de la base de données pour améliorer l'objectif de classification d'arythmie de l'ECG. Par conséquent le SVM a prouvé son efficacité en comparant leurs résultats obtenus avec les résultats obtenus de l'algorithme du perceptron multi couches artificiel en terme de rapidité en fonction du temps ; de performance dans l'apprentissage et dans le tests. [10][5]

4-3-2/L'algorithme ANN(Artificial Neural Network) :

Est une architecture de l'intelligence artificiel utilisé éventuellement pour assurer une classification. Dans cet ordre d'idées, les scientifiques ont essayé plusieurs combinaisons de cette dernière avec la majorité des dérivées de réseaux de neurones et comme le ANN est généralement utilisé pour une classification linéaire seulement, les auteurs ont essayé au début de combiner plusieurs modèle de l'ANN afin d'assurer la classification de multi couches d'arythmie de l'ECG .Cependant ils ont trouvé après un test évaluant la performance de cette architecture que le ANN est dédié seulement pour une classification du perceptron linéaire seulement.

Autrement -dit, Les architectures ANN, principalement utilisées pour la classification de l'arythmie, sont les microscopes multicouches (MLP) et les réseaux neuronaux probabilistes (PNN).

Beaucoup d'autres approches basées sur ANN ont été proposées. Güler et Übeyli [36] ont utilisé des réseaux de neurones combinés afin d'obtenir une méthode plus générique à partir d'une forme de validation croisée plus sophistiquée. Cependant, de tous les articles mentionnés dans cette étude, seule celle de Mar et al. [34] a utilisé MLP avec un protocole d'évaluation plus équitable en appliquant le schéma de division des patients proposé par de Chazal et al. [37]. Ainsi, en utilisant les résultats déclarés dans les travaux des méthodologies qui utilisent ANN comme classificateur, il est impossible de faire une comparaison équitable. Enfin, Mar et al. [34] a comparé MLP avec des Discriminants linéaires et a constaté que MLP était significativement supérieur.

Tableau comparatif : [34]

Auteurs	Domaine	Comparaison
Lin et Yang Doquire et al.	intervalle RR normalisé	l'efficacité des intervalles RR normalisés (confirmé par Doquire et al.
	l'intervalle QRS	
Chawla	PCA et ICA	-l'ACP est une meilleure technique pour réduire le bruit - l'ICA est mieux pour extraire des fonctionnalités. - ICA permet de séparer statistiquement les différentes sources d'un signal de mélange. -Le rôle de ICA pour la classification des battements cardiaques ECG consiste à séparer les sources d'actions potentielles et les sources de bruit. -Le PCA sépare les sources en fonction de la contribution énergétique au signal.
Kanaan et al	The Kernel Principal Component Analysis (KPCA) et PCA	-KPCA est supérieur à la technique PCA pour classer les battements cardiaques du signal ECG -KPCA fonctionne mieux, en raison de sa structure non linéaire.
Özbay et al	techniques de regroupement & technique de regroupement pour augmenter le nombre de fonctionnalités	Pas de différences significatives
Asl et al	GDA	-réduire les dimensions des caractéristiques du type d'intervalle du rythme cardiaque pour

Chapitre 3 : Les travaux antérieurs réalisés sur l'ECG par le biais de l'apprentissage automatique.

		classer les arythmies aritmiques -Pas deséparation pour les battements cardiaques du même patient utilisés lors de la formation et des tests
Chazal et al.	L'interpolation	-réduire le nombre de points représentant les battements cardiaques
Huang et al.	projections aléatoires	-production de résultats comparables aux méthodes à la fine pointe de la technologie, même si l'on considère le paradigme inter-patient.
Addison	DWT & CWT	-mise en œuvre facile du DWT -Le CWT e surmonte certains des inconvénients du DWT, tels que la grossièreté de la représentation et de l'instabilité -La mise en œuvre du CWT et son inverse ne sont pas disponibles dans les boîtes à outils standard .
Daamouche	PSO	-optimiser les paramètres
-Song et al -Wang et al -Polat&Günes	PCA et LDA	-techniques pour réduire l'espace des caractéristiques -réduire les caractéristiques formées par les coefficients d'ondelettes. -Signaler une amélioration significative de leurs résultats.
-Llamedo et Martinez -Mar et al -Chazal et al	recherche séquentielle flottante pour la classification de l'arythmie	-Méthode d'échange des algorithmes exécutant des recherches vers l'avant et vers l'arrière pour obtenir un ensemble avec les fonctionnalités les plus robustes -éviter l'optimisation locale dans l'espace des fonctionnalités. -mettre une méthode spécialement développée pour la surveillance ambulatoire -En plus du classificateur linéaire discriminant (LD) utilisé dans les travaux antérieurs, Mar et al. ont utilisé un perceptron multicouche.
Zhang et al	l'étude de la contribution de caractéristique	Il apporte une contribution importante à la littérature en permettant une meilleure compréhension de la corrélation entre les maladies cardiaques et les caractéristiques extraites de l'ECG.

En parallèle, ils ont expérimenté plusieurs autres sortes de l'apprentissage automatique tel que les arbres de décision. A cet effet elles ont prouvé leur efficacité en terme de meilleurs

Chapitre 3 : Les travaux antérieurs réalisés sur l'ECG par le biais de l'apprentissage automatique.

résultats de classification des arythmies de l'ECG. Par contre, la complexité en matière de l'espace de mémoire et de rapidité n'a pas été examinée. [10][5]

A propos de ce fichier les scientifiques nous ont permis de savoir les différentes étapes sur lesquelles le prétraitement de l'ECG a été effectué dans le but d'assurer une classification d'arythmies des battements du cœur et de connaître ainsi les différentes approches de l'apprentissage qui ont donné une efficacité performante. A cet effet il faut noter que les méthodes de prétraitement appliquées pour la classification d'arythmies et l'enlèvement des bruits qui sont accompagnés avec le signal n'assurent pas la fiabilité complète d'obtenir un signal net à cause d'un manque d'amélioration au fur et à mesure l'avancement de la technologie.[10]

D'après la lecture-analyse faite sur les deux(2) fichiers exprimant les travaux de recherches préliminaires on conclut que concernant le premier fichier intitulé « SDM16 » qu'il n'y a pas eu la réalisation de véritables applications orientées vers le domaine de détection des pathologies cardiaques en utilisant Deep Learning. Par conséquent, il nous a permis d'identifier le type de la maladie cardiaque en appliquant le CNN de Deep Learning qui avec l'introduction de dataset on peut ressortir les caractéristiques spécifiques à l'identification de la maladie cardiaque. En effet, concernant le deuxième fichier intitulé « Article ECG(1) » dédié à la classification et le prétraitement des arythmies, nous avons permis de connaître les méthodes de l'apprentissage automatique sur lesquelles on va construire notre annotation des arythmies de l'ECG.[10][2]

Chapitre 4: La conception

Le monde des pathologies cardiaques pose une véritable problématique en termes de degré d'efficacité dont la détection de ce genre de maladie à cause de plusieurs facteurs liés à l'inefficacité des approches et moyens utilisés actuellement. Par conséquent il y a lieu de concevoir de nouvelles approches et mécanismes en associant la technologie informatique pour une prise en charge plus performante dans l'action de prévenir ces maladies aussi grave qui menace l'humanité en global. Notre problématique réside dans le fait de la manière de faire face au phénomène des pathologies cardiaques par un processus de détection plus performant et plus efficace. Notre conception se base sur l'utilisation de l'approche Deep Learning qui est un apprentissage automatique profond et dans ce cadre on s'intéresse à la classification supervisée car on a deux classes prédéfinies en l'occurrence, la première classe représente les personnes normales et qui ne souffrent d'aucune maladie cardiaque et la deuxième classe représente les personnes anormales et qui souffrent d'une maladie cardiaque. Dans cet ordre d'idées plusieurs solutions s'offrent comme réponses adéquates à notre problématique, entre autre :

* L'option CNN Modifié, se présentant comme un processus dont la mission en premier lieu est de faire extraire les concepts fréquents qui sont des caractéristiques exprimant le type de maladie cardiaque. En second lieu, il consiste à fusionner les concepts fréquents. Par la suite on réalise l'aspect de la classification supervisée pour affirmer si la personne est normale ou bien anormale.[2][15]

*L'option LSTM, se présentant comme un processus dont le rôle est de classifier l'enregistrement du nouveau patient tout en ajustant les poids de chaque séquence d'un enregistrement sinus de l'ECG.[6]

5.1/Aperçu sur la théorie de notre conception :

En termes de conception, notre approche se présente de la manière suivante :

- 1) Il faut trouver un mécanisme servant à savoir traiter la base de données médicale de type ECG tels que la traduction des signaux en termes d'extraction des Sémantiques médicales servant à indiquer le type de la maladie par la suite.
- 2) Il faut chercher une technique servant à introduire les Labels exprimant les différentes classes d'un type de maladie cardiaque les plus populaires.

3) Il faut chercher un mécanisme servant à classifier les concepts médicaux fréquents.

A cet effet, nous proposons 2 méthodes assurant la réalisation des 3 points cités plus-haut, tels que le CNN et le LSTM.[15]

5.2/La description de la base de données appliquée

Dans le cadre de l'application des deux (2) architectures LSTM et CNN-modifié, on met en évidence l'utilisation de la base de données standard appelé « MIT BIH Arythmia » créé par l'association AAMNI qui comporte 48 enregistrements pendant 30 min (de séquence de taille 30 min) durant 24h cette base de données est caractérisée par le point dont elle possède et qui présente une diversité d'arythmies (les maladies ventriculaires, les hypertensions cardiaques et les maladies ventriculaires partie supérieure), et qui renferme également des enregistrements des personnes saines afin de mieux tester la performance et la fiabilité du modèle CNN appliqué (et même les autres modèles et architectures).

On utilise quarante quatre (44) enregistrements pour réaliser ce travail dont on élimine en exception les quatre (4) derniers enregistrements de la base de données initiale. Dans cette optique, on affecte vingt (20) enregistrements pour faire apprendre notre système à extraire et classifier d'une manière automatique les données ECG. Et on affecte les autres 20 enregistrement pour le test et l'évaluation de la performance et la fiabilité de notre modèle..

5-2-1) Les caractéristiques de la base de données « MIT BIH Arythmia »:

*48 enregistrements, d'où on enlève les quatre derniers enregistrement pour le Pace-maker (PCA).

*la bande passante du filtre de la continuité des signaux de l'ecg est de Etape1 : Extraction des caractéristiques médicale du signal ECG :-0.1-100 hz et numérotée à 360hz.

*possède deux_ (2) annotations la première est l'annotation temporelle et l'autre les classes des battements de cœurs considérées comme 2 classes des données de fitness.[15]

*Vingt_ (20) enregistrements représentent la classe qui est consacré à l'entraînement et l'apprentissage de notre système qu'on est entrain de le réaliser et vingt quatre_ (24) enregistrements autres représentent les différentes classes d'arythmie morphologique consacrées au test de notre système en cours de réalisation.

Les classes de fitness exprimant un type de maladie cardiaque sont :

- Classe1 : Les maladies ventriculaires.
- Classe2 : Les maladies supra-ventriculaires.
- Classe 3 : Les maladies cardiaques jonctionnelles.

5.3/Description globale de l'application de l'architecture du CNN :

Dans le chapitre précédent nous avons cité les différentes méthodes de classification automatique des arythmies de l'ECG dans le but d'identifier les différents types d'anomalies cardiaques et notre premier choix s'est porté sur l'utilisation de l'architecture CNN par ce que il est considéré parmi les meilleurs moyens de la classification automatique correspondant aux types de maladies cardiaques dont il a été question de notre problématique.[15]

Le choix de l'architecture CNN est dû au fait que nous nous intéressons aux caractéristiques médicales de l'enregistrement ECG avec tous ses détails ainsi l'architecture CNN nous fournit un outil nécessaire servant à l'extraction et la classification des arythmies morphologiques du signal ECG.[15]

L'architecture globale du modèle CNN appliquée :

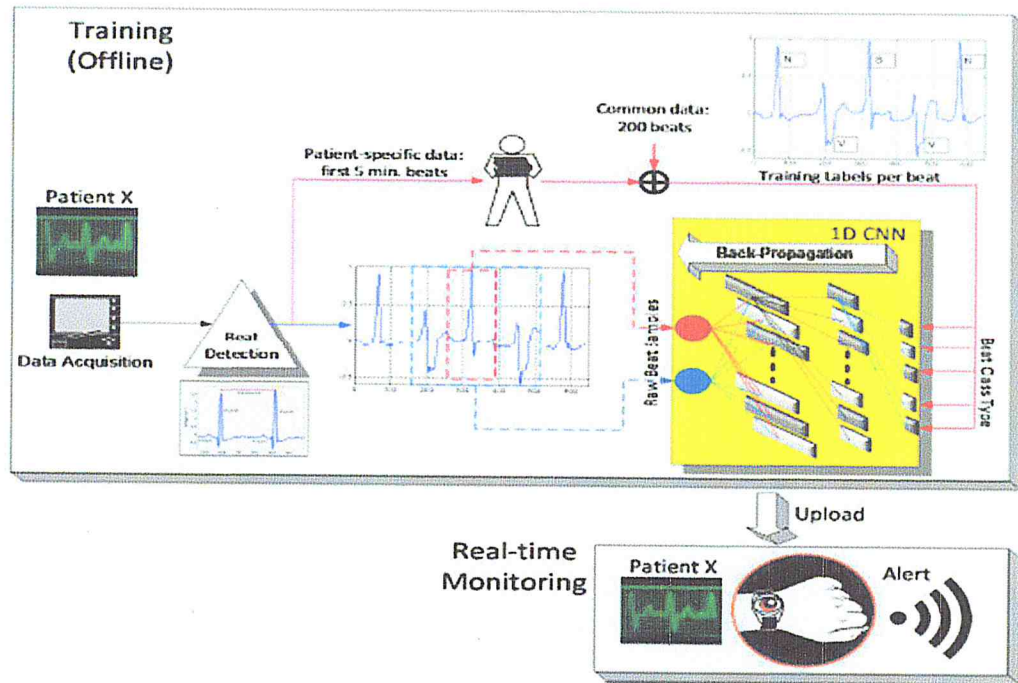


Figure 37:Schéma de l'approche CNN proposée.[15]

L'architecture proposée :

- Il possède trois_ (3) couches, une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche intermédiaire.
- chaque couche possède un ensemble de noyaux référencés par des poids.
- les données brutes de l'ECG pour chaque enregistrement sont représentées en 64 ou 128 échantillons, d'où le dernier échantillon est destiné à l'évaluation de la représentation des données de résolutions plus-haute.
- Effectue l'extraction automatique des caractéristiques.
- Effectue la classification automatique des arythmies de l'ECG.
- Et le référencement de l'activité cardiaque présentant une maladie au fur et à mesure de l'évolution du temps.

Les étapes de classification automatique d'arythmies de l'ECG :

Ce processus se présente en deux (2) étapes :

Etape1 :l'extraction des caractéristiques

1/on récupère les 20 enregistrements pour l'apprentissage, ou chaque enregistrement représente un ensemble de séquences d'intervalle de l'ECG(la taille de chaque enregistrement égale au nombre de séquence égale au 64 prototypes de séquence de l'ECG

2/-on divise chaque ensemble ou chaque enregistrement d'un patient en séquence d'échantillons ou chaque séquence possède le sommet R d'onde rentre comme une entrée au-niveau du CNN. Afin d'obtenir les caractéristiques temporelles de chaque battement.

3/-on construit automatiquement pour chaque échantillon une classe appelée Beat-trio qui possède tous les battements voisins de cet échantillon et elle va rentrer dans un autre neurone.

-la différence de temps entre la classe d'échantillonnage et la classe beat -trio au niveau (par rapport au sommet R) indique une information temporelle (caractéristique temporelle) et donc une présence d'anomalie cardiaque.

Etape2 : la classification automatique :

Cette étape récupère les poids des cellules présentant une anomalie cardiaque et elle va procéder à les comparer avec les classes de fitness indiquant un type quelconque des maladies cardiaque et par la suite elle fait appartenir ce nouvel enregistrement d'un patient à l'une des classes citées avant. Alors le CNN d'une dimension-(1D) nécessite une application de back-propagation en le comparant avec le CNN de deux dimensions (2D).

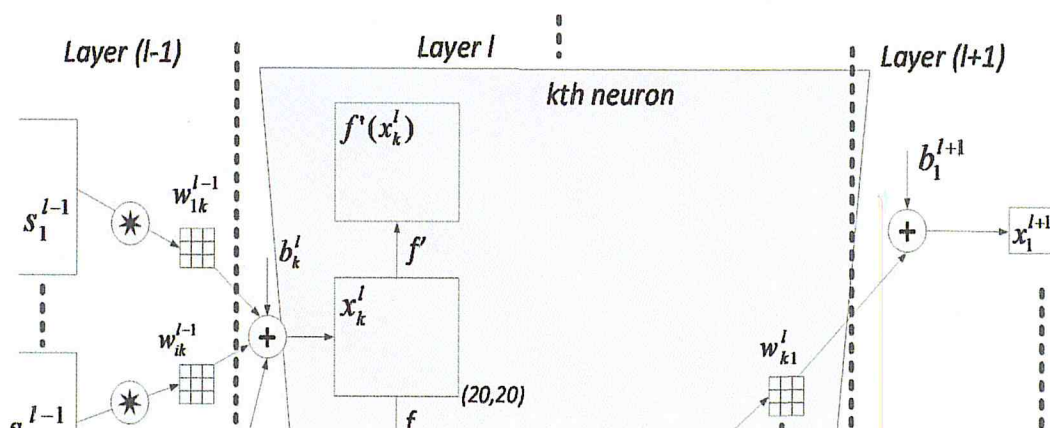


Figure38:Modèle de l'implémentation du CNN adaptatif.[15]

Discussion :

Le CNN d'une dimension(1D) adaptatif est utilisé tant pour l'extraction de données que pour la classification des données de l'ECG de chaque patient .Dans cet ordre d'idées, il faut mettre en évidence à concevoir un modèle de CNN dédié pour la classification de l'ensemble des caractéristiques en modifiant le modèle CNN traditionnel et en le rendant un modèle de CNN d'une dimension(1D) conformément similaire au modèle CNN de deux dimensions (2D) ordinaire pour la classification des images en deux dimensions (2D) servant à l'extraction et la classification des données ECG brutes avec l'application de la technique propagation en –arrière « Back-propagation ».

Solution adoptée relative au problème de la non-classification des concepts par le CNN d'une dimension :

Dans le but de simplifier l'analogie de CNN en acquérant la possibilité de la variation des couches de réseau de neurones et de les rendre indépendantes ; on va procéder à étendre les neurones des couches de CNN cachées pour quels soient capable tant de circonvolution que pour l'échantillonnage. Dans cette optique, cette mise en œuvre permet aussi d'exploiter le CNN de 1D(une dimension) servant à l'extraction et la classification des signaux de l'ECG bruts de chaque patient. EN termes d'illustrations il faut assumer des noyaux de dimensions (3*3) pour toutes les couches de CNN appelé des poids des couches dont la production directe de neurone à la couche est donc la version sous échantillonnée de la production intermédiaire pendant la technique de la propagation en avant (Forward – propagation) et les entrées du neurone qui suit sera obtenues par la cumulation des productions finales des neurones de la couche qui précédente.[15]

Ensuite dès qu'on effectue le traitement pour régulariser notre réseau de neurones CNN d'une dimension(1D) ; on passe à la technique de propagation en –arrière « Bach-propagation » pour évaluer notre modèle conçu récemment . A ce titre, on conserve pour chaque neurone 3 éléments essentiels qui sont :

- * l'erreur Delta “ Delta Error” $D(K,l)$.
- * l'erreur de Delta de l'échantillon-bas $D(S_k ,l)$.
- *la dérivée de la production intermédiaire $F'(X_k ,l)$.

Les trois éléments cités ci-dessus sont considéré comme étant une section entrante pour une nouvelle production au niveau de la couche qui suit.

Chaque poids est composé des 3 éléments cités ci-dessus. Et au lieu d'effectuer des traitements de poids comme au niveau de CNN de deux dimensions(2D).[15]

Au- niveau du CNN de deux dimensions(2D), chaque couche possède un ensemble de sorties sous forme de blocs contenant les trois éléments cités ci-dessus (l'erreur Delta, l'erreur Delta de l'échantillon et la dérivée de la production intermédiaire). Chaque bloc est considéré comme étant un poids du noyau sortant d'une couche du modèle de CNN de deux dimensions (2D). En effet, chaque poids au niveau du CNN deux dimensions (2D) se présente sous forme matricielle de dimension (trois*trois) (3*3) tout en signalant que chaque poids est obtenu à partir d'un calcul matriciel et non scalaire résultant de la combinaison des trois éléments cités précédemment. Par la suite ; on effectue un regroupement des poids dans le but de les introduire au niveau de la prochaine couche , tout en précisant à titre indicatif qu'il existe six(6) couches au –niveau du CNN d'une dimension(1D) et au niveau du CNN de deux dimensions(2D)[15]

5.4/Description globale de l'application de l'architecture du LSTM :

L'objectif d'utiliser le modèle LSTM est de performer une étude en séquences sur les enregistrements sinus de l'ECG à partir d'un dataset intitulé « MIT BIH Arythmia ». A ce titre, on va réaliser une classification binaire supervisée dont le modèle LSTM va prédire quel type de résultat va être obtenir. Dans cette optique , on va appliquer le type « Many To One » de l'architecture LSTM pour les raisons suivantes :

Il s'agit d'un ensemble d'entrée sous formes de séquences d'un enregistrement sinus de l'ECG d'un patient pour une classification binaire afin d'obtenir un résultat exprimant si le patient est normal ou anormal(un seul résultat en sortie). [6]

Donc l'architecture globale du LSTM est citée comme suit :

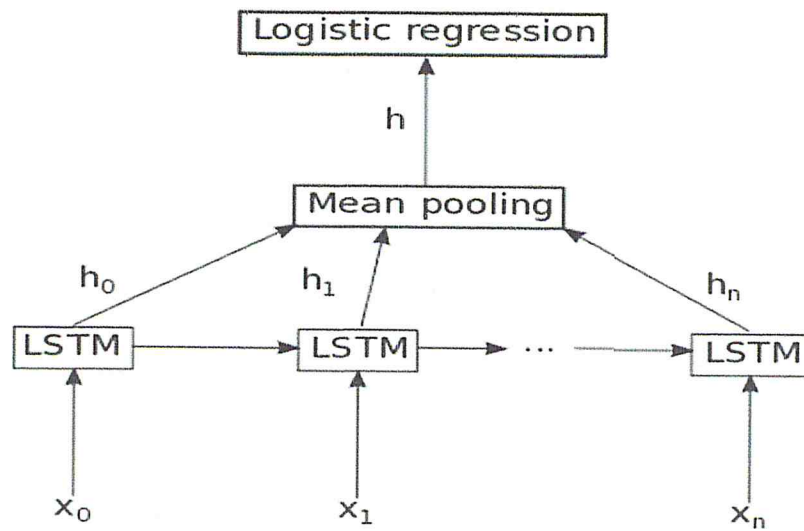


Figure39 : Architecture Globale du modèle LSTM.

5.5/L'architecture du LSTM appliquée :

Dans notre cas on va appliquer le modèle LSTM. A cet effet on propose ci-dessous les étapes exprimant notre conception en détails :

Les caractéristiques de l'architecture LSTM appliquée :

On dispose de :

- *Une couche d'entrée.
- *Une couche de sortie.
- *Trois couches intermédiaires sont exprimées comme suit :
 - Hidden0 : comporte 64 unités de traitement et de stockage.
 - Hidden1 : comporte 256 unités de traitement et de stockage.
 - Hidden2 : comporte 100 unités.

Les étapes de l'architecture LSTM appliquée :

Comme une pré-étape précédant les étapes de l'application de l'architecture LSTM, servant à effectuer un pré traitement appelé « Savitzky-Golay ». dans le but d'effectuer une transformation des données brutes de l'ECG pour pouvoir appliquer par la suite les étapes de l'architecture LSTM.[23]

Aperçu sur le concept « Savitzky-Golay » :

C'est un processus algorithmique fournissant une méthode du traitement de signal de type ECG permettant de retracer une courbe pour chaque enregistrement d'un patient à partir des données scalaires brutes de l'ECG émanant de la base de données appelée « MIT-BIH Arrhythmia ». En d'autres termes, il s'agit de lisser et de dériver une suite de résultats expérimentaux, d'abscisses équidistantes par simple convolution avec une série de coefficients correspondant au degré du polynôme d'interpolation choisi.

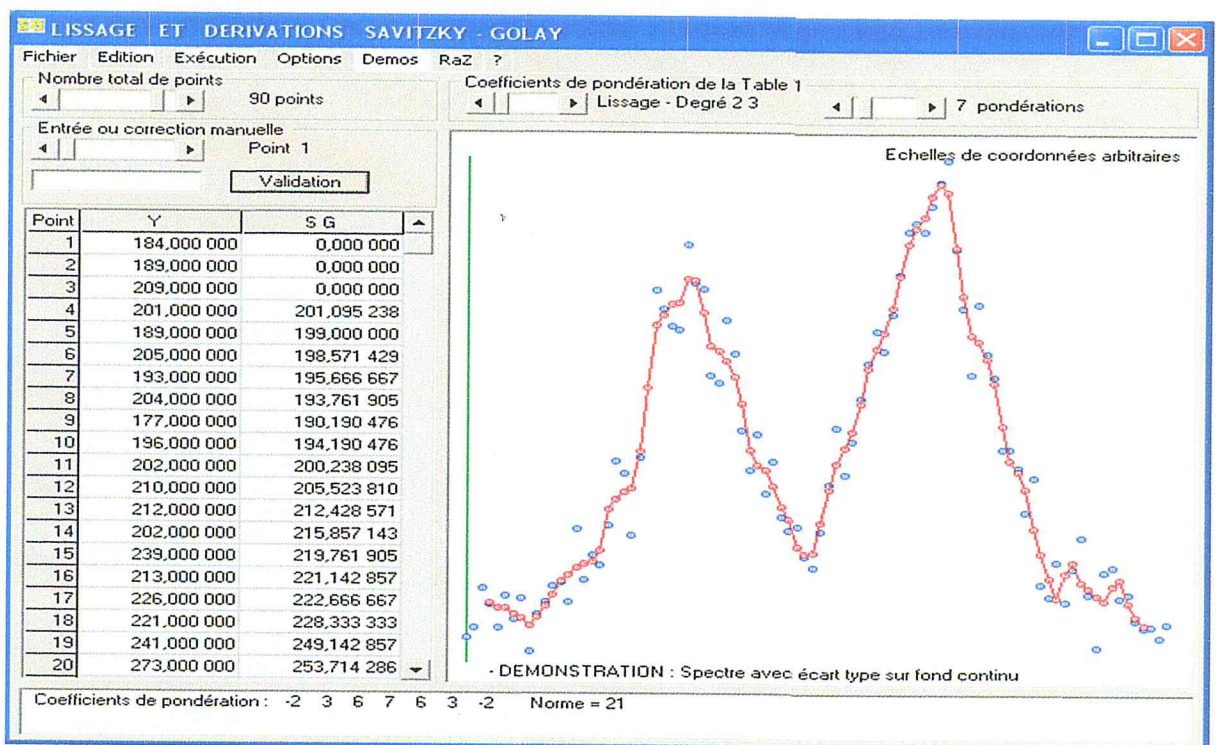


Figure40: Modèle typique du processus « Savitzky Golay ».[23]

Etape1 :

C'est l'étape de division des matrices d'enregistrement par le LSTM c'est-à-dire, on va diviser l'entrée considérée comme un enregistrement sinus de l'ECG représenté sous forme matricielle en listes de séquences afin de mieux étudier l'enregistrement de chaque patient et d'ajuster les poids qui doivent être adéquats avec les entrées d'une séquence en fixant le téta et donc on fixera la fonction, dont le but de prédire le résultat de la prochaine entrée de séquence. Alors on affecte par la suite à chaque séquence de la même matrice un LSTM standard.[6]

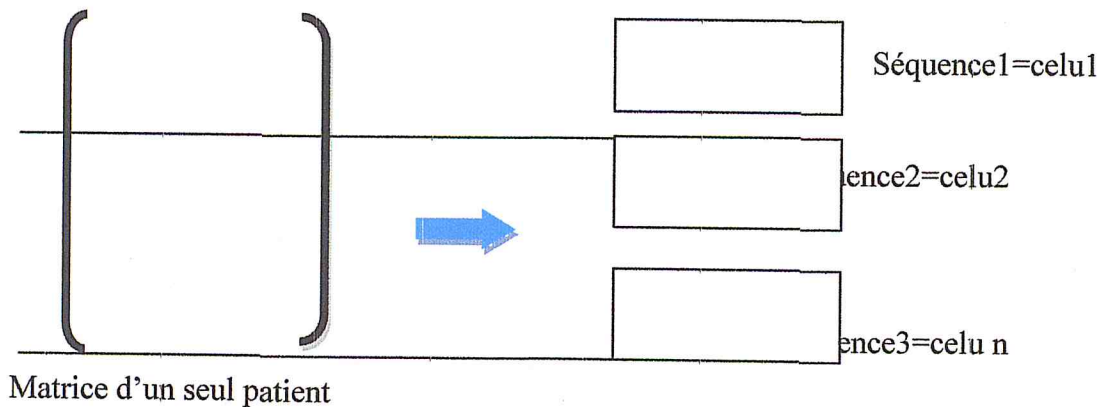


Figure 41: Exemple idéal de division de matrice en n séquences.

Observation :

Chaque séquence est une cellule de mémoire entrée au niveau du LSTM, son schéma se présente comme suit :

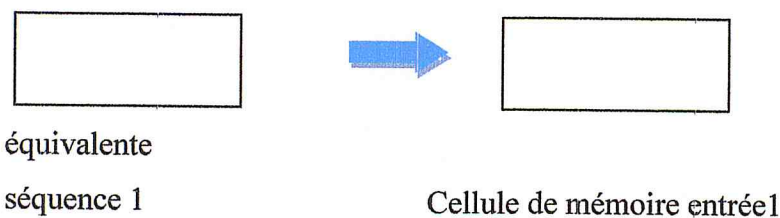


Figure 42 : Modèle typique d'observation.

Etape2 :

C'est l'étape du traitement de séquences réalisé par le modèle LSTM. Dans cette étape et en premier lieu ;chaque LSTM reçoit la séquence à traiter qui est présenté au niveau de la cellule mémoire entrée via la porte des entrées. En second lieu le LSTM fait appel à la porte oublié ou elle va ajuster le poids selon le principe de récurrence à plusieurs itérations. Par conséquent,chaque tuple d'une séquence va donner temporairement un poids et va le sauvegarder à son niveau. A cet effet, à chaque nouvelle itération elle va tester si le poids est adéquat selon toutes les séquences traitées (les séquences anciennes+la nouvelle séquence).en troisième lieu on va ressortir la cellule mémoire sortante représenté par son poids « hi » via la porte des sorties. Enfin chaque LSTM standard va nous donner le poids résultant « hi ».[6]

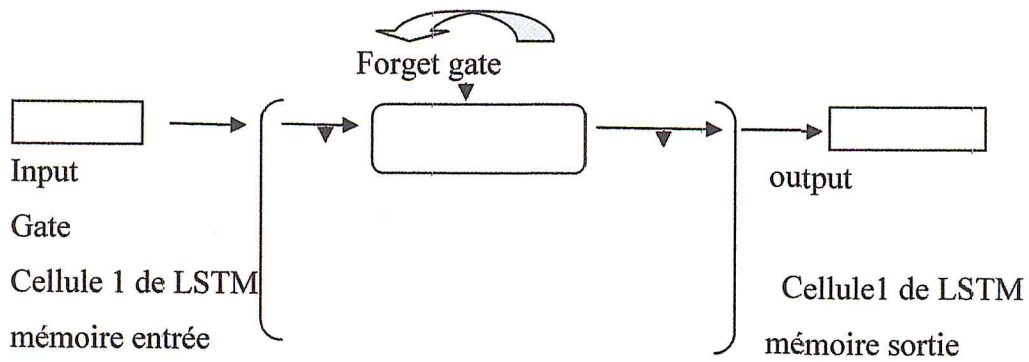


Figure 43: Modèle du traitement de séquence réalisé par LSTM

L'Etape3 :

C'est l'étape de « MeanPooling » dans la mesure où la couche de filtrage va récupérer les « hi » sortant des LSTM standards dont le rôle est de filtrer les entrées « hi » en faisant ressortir les « hi fréquents » en un seul vecteur « h » d'où l'intérêt est de réduire par la suite la complexité du traitement en terme du nombre de « hi entrant »[6].

On va mentionner le traitement par le schéma suivant:[6]

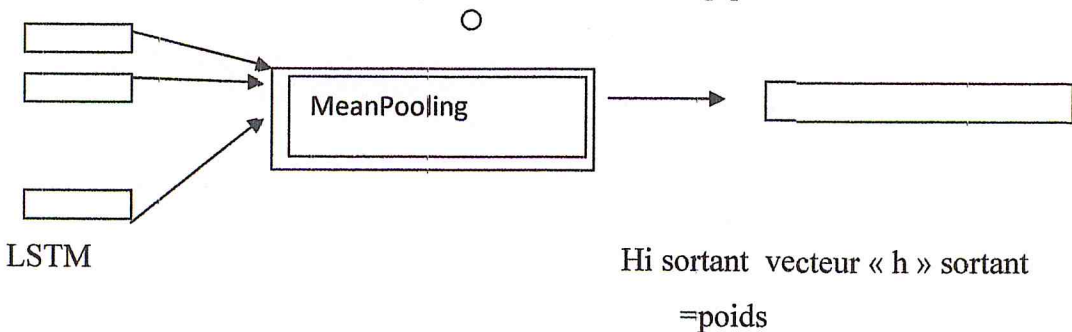


Figure44: Modèle du traitement du processus MeanPooling.

Etape 4 :

C'est l'étape de « LogisticRegression » qui est une fonction d'activation. En premier lieu on va récupérer le vecteur « h » résultant de la couche « MeanPooling » dont rôle est de classifier le « h » dans l'une des deux classes en calculant la métrique minimale entre le H et les deux classes connues apriori.[6]

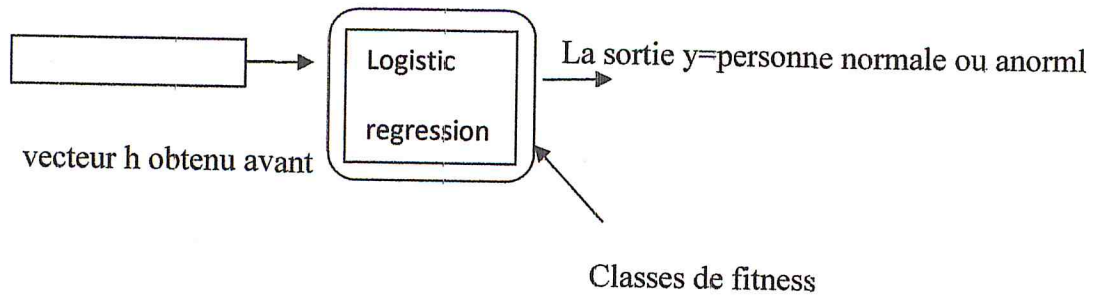


Figure45: Traitement du processus de la fonction d'activation (LogisticRegression).

Dans ce chapitre on a mis l'accent sur les différentes étapes entrant dans la conception de notre projet en question en mettant en évidence l'architecture LSTM et l'architecture CNN d'une (1D) dimension. A cet effet, dans notre projet on propose deux 2 approches destinées à solutionner notre problème en question.

Chapitre 5: Tests Et Validations

6-1) Introduction Du Chapitre :

Ce chapitre sera entièrement consacré à la description globale de l'application conçue et de son fonctionnement tout en mettant en exergue les étapes de sa réalisation.

6-1)-Outils de développement utilisés :

6-1-1/-Le langage de programmation « Python » :

Python est un langage de programmation développé par le programmeur « Guido Van » en 1989, il est destiné pour la programmation impérative fonctionnelle et la programmation orienté objet. Les principaux atouts de Python sont :

- *Il contient des librairies standards très riches et gratuites.
- *Est un langage portable, dynamique, extensible et open source(gratuit).
- *Il permet une approche modulaire et l'approche orienté objet de la programmation.
- * Il est puissant en terme de ses domaines d'applications à savoir le traitement d'images et de vidéos, l'apprentissage de la programmation objet et plusieurs autres domaine.
- *Il gère directement ses ressources tels que la mémoire et les descripteurs.
- *Il reprend la syntaxe de base du langage C et du langage Java tels que la libération de la mémoire et la surcharge d'opérateurs d'où la syntaxe est très simple et lisible.
- *Il est performant en termes de script.
- *Il est rapide c'est-à-dire raccourcit le cycle de développement par rapport aux langages compilés et permet un prototypage rapide des projets.
- *Il facilite la Manipulation de fichiers, calculs parallèles et téléchargement de données.[A1][A2]

6-1-2/- La version utilisée de python :

On a opté pour l'utilisation de la version anaconda du python car elle fournit un environnement adapté aux calculs scientifiques et mathématiques et pour notre cas on a besoin d'exploiter nos données avec cette version du python afin de pouvoir utiliser les dernières fonctionnalités offertes par les librairies de python de cette version comme par exemple la librairie « Numpy » pour la conversion automatique de données tabulaires en matrices.

6-1-3/-L'environnement de travail « Spyder » :

Est un environnement de développement intégré pour le langage Python, tout en notant qu'il est écrit intégralement sous Python et la bibliothèque graphique « Tkinter ». Il supporte comme fonctionnalités ce qui suit :

*L'éditeur de texte avec les différents concepts comme l'indentation, l'autosaisie et la coloration syntaxique.

*Le débogueur intégré avec l'aspect de piles d'appels et l'aspect de point d'arrêt persistant.

*Il comporte l'éditeur de fichier et l'interpréteur interactif.

6-1-4/-Les packages utilisés en python :

6-1-4-1)Le package « Numpy » :

C'est un package destiné pour les calculs de tableaux et le calcul matriciel. A cet effet, il nous permet de manipuler des tableaux, des matrices et des fonctions mathématiques en fournissant des calculs mathématiques prédéfinis.

6-1-4-2) Le package « Scipy » :

Est un package ou il fournit des outils numériques standard tels l'intégration, la résolution de système non-linéaires et la FFT (Fast Fourier Transform) qui est la transformation de fourier rapide. A ce titre, il est destiné à unifier les librairies de python pour un usage scientifique surtout qu'il utilise souvent la librairie Numpy.

6-1-4-3)Le package « Theano » :

Est une librairie gratuite de Python qui nous permet à définir, optimiser et évaluer des expressions mathématiques en évoquant les vecteurs multi-dimensionnels.

6-1-4-4)Le package « Matplotlib » :

Est un package qui nous fournit des outils mathématiques tels que le tracé de courbes et affichages scientifiques.

6-1-4-5)Le package « os » :

Est un package qui nous fournit des fonctions prédéfinies permettant de trouver le chemin d'un répertoire et de le charger au niveau du Python.

6-2/Le Travail Réalisé :

6-2-1) Présentation des datasets :

Le dataset qu'on va utiliser nommé « MIT-BIH Arythmitia » sont des enregistrements médicaux sous format « txt » de quarante huit (48) patients exprimant les valeurs de l'ECG pris en différentes heures dont on élimine les quatre derniers (4) en exception pour le stimulateur « Pacemaker ». A cet effet on considère vingt quatre(24)patients pour apprendre notre système à prédire la sortie de nouvelle entrée et on considère vingt (20) patients pour le test de notre application. Ce dataset est téléchargé à partir du site –web intitulé « PhysioBank ».Dans ce cadre il est représenté en 2 champs à savoir,le premier champs désigne l'aspect « heure » et le deuxième champs désigne l'aspect « ECG » exprimant la valeur de l'ECG « v »(en milli-volt) pris à l'heure « t » (en hh-mm-ss-msmsms).[A9]

Time	ECG
Hh :mm :ss :msmsms	Mv
Time1	Val1
.....
Time n	Val n

Figure46: Schéma illustrant le modèle d'enregistrement ECG.[A9]

Y=0 => Absence d'anomalie cardiaque.

Y=1 => présence d'une maladie supra-ventriculaire. .

Y=2 => présence d'une maladie jonctionnelle.

Y=3 =>présence d'une maladie ventriculaire.

Y=4 => signifie que le résultat appartient à la classe intitulée « autre » cette dernière classe d'autres types de maladies cardiaques.

De ce qui précède, cela signifie que les vingt quatre patients(24) portent une maladie coronarienne accompagnée d'une mortalité hospitalière.

Il y a lieu de signaler que le fichier des vingt quatre patients (24) en question est réparti en cinq(5) classe dont la première classe signifie l'absence de pathologies cardiaques et les quatre (4) autres indique la présence d'un type des différentes maladies cardiaques. Il faut noter que les différentes classes citées plus haut appartiennent aux données de Fitness (des descripteurs d'apprentissages) et dans le cas d'un nouveau patient il y a lieu de classifier l'enregistrement de ce patient soit à l'une des classes citées précédemment (classification supervisée de l'apprentissage).

6-2-2)L'implémentation des deux méthodes proposées :

6-2-2- 1/L'implémentation de l'architecture CNN :

Dans cette optique, on va appliquer l'architecture CNN d'une dimension (1D) la base de données appelé sur « MIT BIH Arythmia » [A9]. A cet effet on va procéder les étapes suivantes :

*on va importer les enregistrements de 44 patients à partir de la base de données citée plus-haut.

*on va importer ainsi le fichier d'annotations correspondant aux enregistrements (il est associé éventuellement avec la base de données).

*dans le cadre de l'implémentation de l'architecture CNN, on va effectuer un traitement de retracement des enregistrements ECG de format tabulaire en courbes afin d'effectuer une étude de classification supervisée.

6-2-2-2/L'implémentation de l'architecture LSTM :

Tout d'abord, Dans notre cas on va importer notre dataset (trouvé dans [A9]) et convertir (transformer) les enregistrements sinus d'arythmie de l'ECG en matrices dans le cas de l'application de la méthode LSTM et en courbes dans le cas de l'application de la méthode CNN pour faciliter le traitement qui suit après dont la première dimension représente les différents enregistrements datés et la deuxième dimension représente l'heure plus la valeur de l'ECG.

Ensuite, on va associer au data set un fichier sous format d' « excel » nommé « labels », exprimant les résultats relatifs à vingt huit (28) patients. Ce fichier renferme deux champs le premier représente la valeur annotée de l'ECG du patient et le deuxième champ représente l'un des résultats suivant :

On va créer une matrice dont le rôle est d'accompagner la matrice des vingt huit(28) enregistrements sinus d'arythmie de l'ECG du dataset créée précédemment tout en signalant que l'association matrice plus le fichier évoqué ci-dessus assurent la mission de descripteurs (données de fitness).

1	patient	resultat
2	1	1
3	2	1
4	3	1
5	4	1
6	5	1
7	6	1
8	7	1
9	8	1
10	9	1
11	10	1
12	11	1
13	12	1
14	13	1
15	14	1
16	15	1
17	16	1
18	17	1
19	18	1
20	19	1
21	20	1
22	21	1
23	22	1
24	23	1
25	24	1

Figure47 : Schéma illustrant le fichier des descripteurs.

En outre, on va importer le fichier exprimant les labels au niveau du Spyder. Additionnellement, on va créer une matrice de labels contenant les labels(résultats binaires) de chaque patient existant au-niveau de ce fichier. A la fin on procède à l'importation de la partie test du fichier contenant les enregistrements des patients en le transformant en matrice.

Dans cet ordre d'idées, on applique sur les données chargées au niveau du Spyder (les enregistrements pour l'apprentissage + les labels +les enregistrement de test) le processus Savitzky_golay dans le but de retracer la courbe du signal ECG en diminuant le bruit provenant de l'ECG lors de l'opération transport.[A8]

Par la suite, on va créer une troisième matrice avec une taille de capacité de vingt (20) patients dont l'objectif est de prendre en charge les vingt enregistrements afin de tester le modèle à créer et de faire classifier d'une façon supervisée les vingt patients dans l'une des cinq(5) classes citées précédemment tout en comparant avec des données de fitness (la matrice de cents patients plus le fichier contenant les résultats médicaux des cents patients).

A ce titre ; on va introduire le code du prétraitement de dataset au niveau du script LSTM par nos paramètres contenant les trois matrices avec la fonction de chargement et de conversion. A cet effet on présente une capture d'écran illustrant le script en-question :

```

np.random.seed(1234)

# Hyper-parameters
sequence_length = 50
random_data_dup = 10 # each sample randomly duplicated between 0 and 9 times, see dropin
epochs = 1
batch_size = 50
path_to_dataset = 'C:/Users/micro-vision/Desktop/lstm-ecg/mitdbx_mitdbx_108.txt'

def dropin(X, y):

    print("X shape:", X.shape)
    print("y shape:", y.shape)
    X_hat = []
    y_hat = []
    for i in range(0, len(X)):
        for j in range(0, np.random.randint(0, 20)):
            X_hat.append(X[i, :])
            y_hat.append(y[i])
    return np.asarray(X_hat), np.asarray(y_hat)

def z_norm(result):
    result_mean = result.mean()
    result_std = result.std()
    result -= result_mean
    result /= result_std
    return result, result_mean

def get_split_prep_data(train_start, train_end,
                        test_start, test_end):
    data = np.loadtxt(path_to_dataset)
    data = savitzky_golay(data[:, 1], 11, 3)
    print("Length of Data", len(data))

# train data

```

Figure48 : Modèle exprimant les paramètres du script LSTM appliqué

Dans ce cadre on va vous citer le script de l'architecture CNN appliquée :

```

1 from __future__ import unicode_literals
2
3 import argparse
4 import csv
5 import numpy as np
6 from keras.models import Model
7 from keras.layers import Flatten, Input, Dense, Dropout
8 from keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D
9 from keras.models import load_model
10 from keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint, TensorBoard
11
12 MODEL_NAME = 'cnn3'
13 np.random.seed(42)
14
15
16 def read_csv(filename, skip_header_lines=1, skip_cols=1):
17     """
18     Read csv file and return numpy array
19
20     :param filename: full path to the csv file
21     :param skip_header_lines: number of lines to skip from the beginning of file
22     :param skip_cols: number of columns to skip from the beginning of file
23     :return: data as numpy float array
24     """
25
26     if filename:
27         with open(filename, 'r') as f:
28             data = csv.reader(f)
29             data = list(data)
30             try:
31                 data = np.array(data[skip_header_lines:], dtype=float)
32             except ValueError as e:
33                 print("Error while putting csv data into numpy array")

```

Figure49 : modèle de réseau de neurones CNN appliqué.

Pour accomplir cette action, on va utiliser l'un des outils de benchmark dans le but d'évaluer la fiabilité et la performance du modèle à créer

6-3/L'évaluation de performance des modèles :

Dans le domaine d'apprentissage automatique, chaque application créée nouvellement doit être évalué à l'aide des mesures et des critères d'évaluation des classificateurs [12][13]

6-3-1/présentation des différentes mesures de test :

Les critères d'évaluation des classificateur Sont des indicateurs de base classiques de l'évaluation d'applications dans le but de mesurer les résultats et la performance des algorithmes, d'assurer la fiabilité et connaître le degré de qualité du modèle créé nouvellement.[12][13][45]

6-3-1-1/La matrice de confusion :

Pour mesurer les performances d'un classifieur dans le cas d'une classification binaire c'est-à-dire il y a lieu de deux(2) classes, l'une est celle des résultats négatifs et l'autre porte des résultats positifs . Il est d'usage de distinguer 4 types 4 types d'éléments classés pour la classe voulue :

VP : Elément de la classe des résultats positifs correctement prédit

VN : Elément de la classe des résultats négatifs correctement prédit.

FP : Elément de la classe positive mal prédit.

FN : Elément de la classe négative mal prédit.

		Classe	Prédite
		Classe0	Classe1
Classe Réelle	Classe 0	VN	FN
	Classe 1	FP	VP

Figure 50: Schéma illustrant la matrice de confusion.[12][18]

6-3-1-2/-Les types des mesures de test :

Il existe 3 types de critères d'évaluations des classificateurs classique sont comme suit :

- **Mesure de prédiction « précision » :**

Elle mesure une proportion d'éléments bien classés pour une classe donnée, elle exprime le rapport entre les données assignées et la somme des données assignées à la catégorie avec les données qui sont assignées mais elles n'appartiennent pas à la catégorie sa formule est la suivante [12][18]

Précision de la classe i = $VP/(VP+FP)$

D'où :

VP=les données appartiennent à la catégorie et assignées à la catégorie par le classificateur .

FP=les données qui n'appartiennent pas à la catégorie mais elles sont assignées à la catégorie par le classificateur.

- **Mesure de prédiction « Recall » :**

Elle mesure une proportion d'éléments bien classé par rapport au nombre d'éléments de la classe à prédire, sa formule est la suivante : [12][45]

Recall de la classe $i = VP/(VP+FN)$

D'où :

VP=les données appartiennent à la catégorie est assignées par le classificateur.

FN=les données qui ne sont pas assignées à la catégorie.

- **Mesure de prédiction « F-Mesure » :**

Est appelée ainsi Indice de Dice, est le rapport entre l'intersection et la somme des tailles du groupe cible T et du groupe X, elle est appelée aussi la moyenne harmonique entre la mesure « précision » et la mesure « recall ». Sa formule est la suivante : [12][45]

F-mesure de la classe $i=2*(precision+rappel)/precision+rappel$

Observation :

Il est possible de calculer les trois indicateurs pour chaque classe, d'où La moyenne sur chaque classe de ces indicateurs donne des indicateurs globaux sur la qualité des classifieurs.[45]

Le résultat de l'évaluation de notre application obtenu par l'implémentation de CNN :

		Classification Result				
		N	S	V	F	Q
Ground Truth	N	40963 (40532)	807 (776)	350 (382)	67 (56)	4 (20)
	S	625 (672)	1440 (1441)	149 (197)	14 (5)	1 (5)
	V	114 (392)	69 (299)	4247 (4022)	39 (75)	2 (32)
	F	82 (164)	4 (26)	70 (46)	497 (378)	0 (2)
	Q	6 (6)	2 (0)	5 (1)	0 (1)	0 (0)
			Classification Result			
		N	S	V	F	Q
Ground Truth	N	73539 (73019)	824 (991)	368 (513)	69 (98)	5 (29)
	S	837 (686)	1568 (1568)	178 (205)	15 (5)	2 (6)
	V	230 (462)	72 (333)	5277 (4993)	39 (79)	4 (32)
	F	92 (168)	4 (28)	73 (48)	503 (379)	0 (2)
	Q	31 (8)	2 (1)	5 (3)	0 (1)	4 (1)

Figure 51:Matrice de confusion de l'évaluation par CNN.[45]

- *Le résultat de l'évaluation de notre application obtenu par l'implémentation du LSTM :*

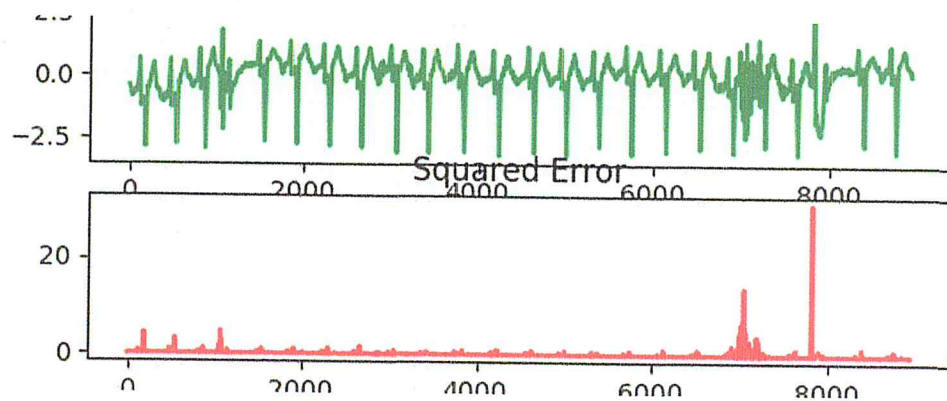


Figure 52:Résultat obtenu du test et de l'évaluation par LSTM.

CNN-1D-modifié	LSTM
Modèle simple	Modèle complexe
Accepte une taille fixée des entrées et donne un nombre fixé de sorties	Accepte une taille non-fixée et arbitraires des entrées et génère un résultat arbitraire en sortie
Applique l'architecture ConvNet	N'applique pas l'architecture ConvNet
Ne traite que des problèmes des données non volumineuses. Cependant, il peut traiter des données volumineuses en ajustant le nombre d'entrées au début et en les introduisant par partie.	Traite des problèmes possédant des données volumineuses et massives
Son traitement est séquentiel	Son traitement est en parallèle
Non rapide en termes de complexité temporelle	Rapide en termes de complexité temporelle
Complexité non élevée en terme d'espace mémoire	Complexité élevée en terme d'espace mémoire
Fiable pour les traitements des signaux, les traitements d'analyse sémantique des mots et les différents problèmes de classification.	Fiable pour les traitements des signaux, les traitements d'analyse sémantique des mots et les différents problèmes de classification.

Figure 53 : tableau comparatif entre LSTM et CNN.

Dans ce chapitre on a abordé les différentes étapes de l'implémentation de notre système et par voie de conséquence la fiabilité et la performance de notre application seront évaluées lors de la présentation proprement –dite de notre projet en question. On conclut que les deux solutions adoptées sont équivalentes

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Notre travail dans ce présent mémoire, portait sur l'objectif de concevoir et de réaliser une application, en vue de la détection des pathologies cardiaques en utilisant Deep Learning.

Pour se faire, nous avons tout d'abord étudié les travaux antérieurs réalisés par les différents chercheurs scientifiques sur l'ECG, par l'intermédiaire de l'apprentissage automatique ; afin de cerner les principaux éléments du processus en question.

Dans ce cadre, ces travaux nous ont permis de conclure, que les chercheurs sont arrivés à effectuer la classification et le prétraitements des arythmies cardiaques, ainsi que l'identification de quelques types de maladies cardiaques, en appliquant l'architecture CNN-1D-Modifié, sans pour autant ressortir les caractéristiques spécifiques permettant de cibler la totalité des différentes maladies cardiaques.

Tenant compte des éléments de synthèse évoqués ci-dessus, la conception de notre projet a été envisagée selon deux (02) solutions à savoir :

- L'approche CNN-1D-Modifié (Convolution Neural Network One dimension).
- L'approche LSTM (Long Short Term Memory).

On a utilisé le modèle de base de données Datasets de type ECG intitulé « MIT BIH ARYTHMIA », modèle de données spécifique à ce domaine , et téléchargé à partir du site web nommé « Physiobank Databases ».

La réalisation de notre application nous a permis d'atteindre un taux de réussite de 80%, tout en confirmant que les deux solutions adoptées sont équivalentes, dans la mesure où, d'une part l'approche CNN-1D-Modifié présente une complexité très élevée, et complexité en terme d'espace Mémoire qui n'est pas grand. D'autre part, l'approche LSTM présente une complexité temporelle non élevée, et complexité en terme d'espace mémoire assez grand.

De même, la réalisation de notre application nous a permis de détecter des types de maladies cardiaques autres que celles identifiées dans les travaux antérieurs, car en plus de la classe des personnes normales saines, on a pu ressortir ce qui suit :

- la classes des maladies jonctionnelles.
- la classes des maladies supra-ventriculaires.
- la classes des maladies ventriculaires.

En termes de perspectives, nous envisageons de réaliser une application sur la prédiction de l'arrêt cardiaque.

La réalisation de notre projet nous a permis d'approfondir nos connaissances sur le système Deep Learning ainsi que sur le Langage Python.

Bibliographie :

- [1].....Kaicheng ,W & Yanyang, K .(2017).Diagnosis of Heart Disease via CNNs. Mémoire inédit, Stanford University, Californie, USA.
- [2].....YU, C, FEI, W, Ping, Z & Jianying, H.(2016). Risk Prediction With Electronic Health Records: A Deep Learning Approach. Mémoire inédit, ST Catharines University, Ontario,Canada.
- [3].....Yanis, B, Idit, D, Lior, W & Hayit, G. (2015). Deep Learning with non-medical training uses for chest pathology identification. Mémoire inédit, Tel –aviv University, Israel.
- [4].....ENSI-Paris/Fédération française. (2000).
arret_cardiaque__formation_edition. Consulté le(15/10/2016) de (Source :
- [5].....Bertrand, L.(2015). Traitement automatique du signal ECG pour l'aide au diagnostic de pathologies cardiaque.Mémoire inedit, Catholic Louvain University, Belgique.
- [6].....Lisa,L.(2008-2013).Deep Learning Tutorial. Consulté le 25/02/2017de (Source=<http://deeplearning.net/tutorial/#deep-learning-tutorials>).
- [7].....tanagra_Naive_Bayes_Classifier_Explained , (mars2017).
- [8]... Benhabilles,H.(2016).ReconnaissanceDeForme(3).
- [9]....Cours FM-apprentissage(avril2017).
- [10]....Eduardo,J ,William,R.S, Guillermo, C.C & David, M.(2015).
Article_ECG(1) . Consulté le(11/06/2017) de (www.intl.elsevierhealth.com/journals/cmpb)
- [11]...,Hanczar,B &Nadif,M.(2014).Compromis précision- rappel dans l'évaluation des performances. Consulté le (13/06/2017) de ([http :// editionsrnti . fr / render_pdf.php?p=1002070](http://editionsrnti.fr/render_pdf.php?p=1002070)).
- [12]...Philip, B & Jean, Y,M.(année).Une grille d'évaluation pour les analyseurs syntaxique. Mémoire inédit, LPL-CNRS Province University, Montreal .
- [13]....Sucheta, C & Lovekech, V. (année). Anomaly detection in ECG Time Signals via Deep Long Short Term Memory Networks. Mémoire inédit .new Delhi University.India.

- [14]...Cécile, C. (2012). Arbre de décision. Consulté le(12/06/2017) de (Source : <http://pageperso.lif.univ-mrs.fr/~cecile.capponi/lib/exe/fetch.php?media=cours-arbres.pdf>)
- [15]....Serkane.K, Turker.I & Moncef.G.(2015).Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1D convolutional Neural Networks.consulté le (24/06/2017) de (Source: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7202837/>.)
- [16]....Anne-Claire MAHEO L'université Jaune J12071 castelfon Espagne
Méthodes de suivi d'un objet en mouvement sur une vidéo. 2009
- [17]....Par le groupe Adobe Dynamic Media Initiation à la Vidéo Numérique.2000
- [18]....Marion.A. Introduction aux techniques de traitement d'images, Livre sur le traitement d'images. Edition Eyrolles,1987
- [19]....Yoshua Bengio. Learning Deep Architectures for AI, l'oundarion and trends in Machine Learning, 2(1).2009
- [20]....Alan Hanjalic and Hong Jiang. An integrated scheme for automated video abstraction based on unsupervised cluster-validity analysis. IEEE transactions on circuits and system for video technology, 9(8):1280-1288. December 1999
- [21]...Shingo Uchihachi and Jonathan Foote. Summarizing video using a shot measure and a frame-packing algorithm. IEEE International Conference on Acoustics Speech, and Signal Processing, VI:3041-3044,1999.
- [22]....Janko Calic and Ebroul Izquierdo. Efficient key-frame extraction and viadeo analysis. IEEE International Conference on Information Technology Coding and Computing(TTCC02). Page 28-33. 8-10 April 2002.
- [23]....Y.Tonomura, A. Akustu,K. Otusji, and T.Sadakate. Videomap and Viadeospaceicon tools for anatomizing video content. ACM INTERCHI93, pages131-141,1993.
- [24]....Andreas Girgensohn and John Borezky. Time-constrained Key-frame selection technique. IEEE International Conference on Multimedia Computing and systems; 756-761.1999
- [25]....Patrizio Compissi and Alessandro Neri. Synthetic Summaries of video sequences using a multiresolution based key-frame selection technique in a perceptually uniform color space. International Conference on Image Processing, II-299-302.2000.

- [26]...Hyun Sung Chung, Sanghoon Sull, and Sung UK Lee. Efficient video including scheme for content-based retrieval. IEEE International Conference on circuits and system video. 9(8).1269-1279, December 1999.
- [27]...Riener Lienhart, Silvia Pfeiffer, and Wolfgang EffeIsberg. Scene determination based on video and audio features. IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, pages07-11,1999.
- [28]...H Ueda, T. Miyatake, and S. Yoshizawa. An interactive natural motion picture dedicated multimedia authoring system. ACM SIGCHI91, pages343-350,1991.
- [29]...Yihong Gong and Xin Liu. Viadeo summarization using singular value decomposition. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recongition, II:174-180,13-15 June2005.
- [30]...B.Gunsel, Y. Fu and A.M Tekalp. Hierachical temporal video segmentation and content characterization. SPIE on Multimedia Storage and Archeiving Systems II, 3229:46-56,1997.
- [31]...V.Di Lecce G.Dimauro, A. Guirriero, S.Impedovo, G.Pirlo and A.Salzo. Image basic features indexing techniques for video skimming .IEEE International Conference on Image Analysisand Processing. Pages 715-720 ,27-29 Semptember1999.
- [32]...Keessok.J, Han and Ahmed.H.Tewfik. Eigen-image based video segmentation and indexing. IEEE International Conference on Image Processing, II:538-541, 26-29 October 1997.
- [33]...D.Zhong, H.J.Zhang, and S.F Chang. Clustering Methods for video browsing and annotation. SPIE, on Storage and Retrieval from Image and Video databases, IV:239-246,1996.
- [34]...Minerva. M, Yung and Boon-Lock. Time constrained clustering for segmentation of video into story units.13th International Conference on Pattern Recongition, III:375-380,25-29 Aug1996.
- [35]...Y.Zhung , Y. Rui, T.S. Huang, and S.Mehrotra. Adaptive key-frame extraction using unsupervised clustering.IEEE International Conference on Image Processing . ICIP98; I:866-870,4-7October1998.
- [36]...Parm Prakash, Anil.A.R, Survey on key feature Descriptors used in computer Vision Applications, International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (USEAS)- Volume-2, Issue-1, January2016.
- [37]...Itheri Yahiaoui. Construction automatique de résumé videos, proposition d'une méthode généríqued'évaluation.2003.

- [38]... Yanewi Fu and al. Multi View Video Summarization.2010.
- [39]...Alexandra Demi, Survey of Feature Detector and Descriptor on Surgical Domain, 2014.
- [40]...Faicel CHAMROUKHI. Classification supervisée. Les Kplus proches voisins.2013
- [41]...Gilles Deleuz. Cinéma1-L'image-mouvement.Minuit,2014.
- [42]...N.D.Noulamais, A.D.Doulamiss, A.D.Avrithis, and S.D.Kollias. A Stochastic framework for optimal key-frame extraction from mpeg video Databases. Computer Vision and Image Understanding. Special issue on content -based access for image and video libraries,75:3-24 July/August1999.
- [43]...Dominik Francoeur. Machines à vecteurs de support une introduction .2010
- [44]...M. Schuster et K.K Paliwal : Bidirectionnel recurrent neural networks. IEEE Transactions on Signal Processing ,45(11),2673-2681, 1997
- [45]...Patirck Chiu, Andreas Girgenson, Wolf Polack, Eleanor Rieffel, and Lyn Wilcox. Agenetic algorithme for video segmentation and summarization, IEEE International Conference on Multimedia and expo. ICME2000,III:1329-1332,2009
- [46]...ref: J.Shi and J.Malik Normalized cuts and image segmentation. PAMI, vol22, no 8, pp 885-905,2000.

Sitographie :

- [A1]...Chevalier, C. (2013).langage_python [.html].Repéré à https://wapiti.telecomlille.fr/commun/ens/peda/options/st/rio/pub/exposes/expos_esrio2004tt/durat-landy/langage_python.html.
- [A2].....Emmanuel, D. Emanuelle, G. Werner, K. Gael, V & Damien, V.(2013).Introduction à Python et son environnement. [.pdf]. Repéré à <http://python-prepa.github.io/intro.html> .
- [A3]... ..Philip, B.(2014).Evaluer un modèle en apprentissage automatique [.pdf].Repéré à [http:// Microsoft.com/développeur/Evaluer un modèle en apprentissage automatique](http://Microsoft.com/développeur/Evaluer_un_modèle_en_apprentissage_automatique)
- [A4]... (2017).Chapitre 2 Algorithmes d'apprentissage automatique appliqués à la catégorisation de textes. [.html].Repéré à <http://theses.ulaval.ca/archimede/fichiers/22376/ch03.html#d0e959>.
- [A5].....Sepp, H & Juergen, S.(1990).lstm.[.html]. Repéré à <http://dl4j.org/lstm.html>

[A6]...(2017).Réseau de neurones artificiels. Repéré à https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels

[A7]....(2017).hyper-networks.[.html].Repéré à <http://Otoro.net/2016/09/28/hyper-networks>

[A8]....(2015). Lissage : algorithme Savitzky Golay.[.html]. Repéré à http://robert.mellet.pagesperso-orange.fr/rgrs_pol/regrs_06.htm

[A9]... Moody GB, Mark RG. **A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals.** *Computers in Cardiology.* 10:227-230 (1983).Physiobank Databases.MIT-BIH-Atirial Fibrillation Database Repéré à <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=4&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwjn983Xk6zWAhWBfRoKHTsQBYgQFgg9MAM&url=https%3A%2F%2Fphysionet.org%2Fphysiobank%2Fdatabase%2Fafdb%2F&usg=AFQjCNFo8QOiWP1pAWw3t8vwMpdAlalGPA>

