

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
جامعة عمار ثلجي بالأغواط
UNIVERSITE AMAR TELIDJI LAGHOUAT



FACULTÉ DES SCIENCES
DEPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE

MÉMOIRE DE MASTER

Domaine : Mathématiques et Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Système d'information et de décision

Par :

Makhloufi Roufida

Bouzidi Imene

THÈME

La détection de la maladie d'Alzheimer avec l'apprentissage profond

Soutenu publiquement le 22-06-2023 devant le jury composé de :

Dr. Soufiane Dahmane

Président.

Dr. Younes Guellouma

Examineur.

Dr. Maicha Habib

Examineur.

Prof. Bouakkaz Mustafa

Encadreur.

Mlle. Boudouh sarra saida

Co-Encadreur.

Année universitaire 2022/2023

REMERCIEMENT

En premier lieu, nous remercions Dieu le tout puissant dont sa sagesse et son savoir sont infinis. Il nous a donné la santé, la connaissance, la force, le courage et la patience pour mener à bien notre travail et nous a guidés pour l'accomplissement de ce mémoire.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements à Mr. Mustapha bouakkaz pour ses conseils qui nous ont éclairé dans l'élaboration de ce travail. Nous tenons également à remercier tous les enseignants qui nous ont encadrés tout au long de notre cursus universitaire.

Un spécial remerciement pour Mme. Boudouh Sarah Saida qui nous a beaucoup aidés, guidés et motivés pour terminer ce travail.

Tous les membres de nos familles et nos ami(e)s.

Nous tenons à remercier aussi les membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail, et tout l'encadrement du Département d'informatique.

DÉDICACE

Je dédie ce travail à deux êtres qui n'ont cessé de se sacrifier pour que je réussisse, à ma mère et à mon père en témoignage de mon affection et de ma profonde gratitude pour leur soutien moral et financier et leurs encouragements, vous êtes le tout pour moi qu'Allah vous protège.

A ma chère soeur d'avoir toujours été la pour moi, sans oublier ma nièce adorée Darine.

A toute ma famille et mes grands parents.

A mes amis et sur tout mes meilleures amies pour leur soutien et leur amour et qui je suis profondément reconnaissante de les avoir à mes côtés.

Sans oublier mon binome Imene, c'était un plaisir de travailler avec vous.

A la fin je suis reconnaissante de cette opportunité pour approfondir mes connaissances dans ce domaine et je suis confiante que cette expérience de recherche me sera bénéfique pour mon développement personnel et professionnel.

Roufida makhloufi

DÉDICACE

Je commence a dédie ce travail a moi-même. A ce que je les traversé avec bravement et patience.

A ceux qui m'ont donne la vie, mes chères parents qui ne cesse jamais a m'encourage et cru en moi. j'espère ce rapport soit le meilleur cadeau que je puisse d'offrir pour tous vos sacrifices et vos soutiens éternel.

Je tien a dédier ça a mes chers frères et soeurs, vous étés toujours ma source de joie et d'inspiration. sans oublier mon adorable jolie nièce Layan.

A mes chères grands parents que je les souhaite une bonne santé.

A tous ceux qui m'aiment et occupe une place dans mon coeur que je les motionnées pas. a mon binome roufida, merci pour tous les souvenirs qui l'ont a passes ensemble.

Imene Bouzidi

La maladie d'alzheimer est une maladie qui affecte la mémoire et les fonctions cognitives, elle menace la vie des gens dans le monde entier, donc il faut faire un diagnostic précoce pour retarder les complications qu'elle engendre. Dans ce mémoire une approche basée sur le deep learning et les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la détection et la classification de cette maladie. La classification se fait en quatre classes, pour cela on fait l'entraînement de six modèles (ResNet50, VGG16, VGG19, Inception, Xception et MobileNet) avec une base de données qui contient des images IRM. Le modèle VGG19 a atteint la plus haute accuracy 100% dans la phase d'entraînement, même chose pour la phase du test avec 93.66% de précision.

Mots clés : Maladie d'Alzheimer (MA), Detection, DL, CNN, IRM, ResNet50, VGG16, VGG19.

Alzheimer's disease is a condition that affects memory and cognitive functions, posing a threat to people's lives worldwide. Early diagnosis is crucial to delay the complications associated with this disease. This thesis presents an approach based on deep learning (DL) and convolutional neural networks (CNN) for the detection and classification of Alzheimer's disease. The classification is performed into four classes. Six models (ResNet50, VGG16, VGG19, Inception, Xception, and MobileNet) are trained using an MRI image dataset. The VGG19 model achieved the highest accuracy of 100% during the training phase and maintained a precision of 93.66% during the testing phase.

Keywords : Alzheimer's disease (AD), Detection, DL, CNN, MRI, ResNet50, VGG1, VGG19.

ملخص

مرض الزهايمر هو حالة تؤثر على الذاكرة والوظائف الإدراكية، وتشكل تهديدًا لحياة الناس في جميع أنحاء العالم. التشخيص المبكر ضروري لتأخير المضاعفات المرتبطة بهذا المرض. تقدم هذه المذكرة نهجًا يستند على التعلم العميق وشبكات العصب الاصطناعي التركيبية للكشف عن مرض الزهايمر وتصنيفه. يتم تصنيفه إلى أربع فئات. تم تدريب ستة نماذج باستخدام مجموعة بيانات لصور الرنين المغناطيسي. حقق أحد النماذج أعلى دقة بنسبة 100% خلال مرحلة التدريب وحافظت على دقة بنسبة 93.66% خلال مرحلة الاختبار.

الكلمات المفتاحية : مرض الزهايمر، صور الرنين المغناطيسي، التعلم العميق.

Introduction générale	1
1 La maldie d'alzheimer	3
1.1 Introduction	3
1.2 Définition de la maladie d'Alzheimer :	4
1.3 Physiopathologie de la maladie d'Alzheimer	5
1.4 Relation entre la maladie d'Alzheimer et la démence	6
1.5 L'évolution de la maladie chez le patient	7
1.6 Étiologie de la maladie d'Alzheimer	8
1.7 Traitements d'Alzheimer	9
1.8 L'imagerie médicale	10
1.8.1 Définition :	10
1.8.2 Techniques d'imageries cérébrales :	10
1.8.3 IRM	12
1.9 Problématique	13
1.10 Solution proposée	13
1.11 Conclusion	13
2 L'intelligence artificielle	14
2.1 Introduction	14
2.2 L'intelligence artificielle	14
2.2.1 Définition	14
2.2.2 Types d'IA	15
2.2.3 Les branches de l'intelligence artificielle	15

2.3	L'apprentissage automatique	16
2.3.1	Définition	16
2.3.2	Technique d'apprentissage automatique	17
2.3.3	Les principaux algorithmes d'apprentissage automatique	20
2.4	Réseaux de neurones et apprentissage profond	21
2.4.1	Réseaux de neurones	21
2.4.2	Apprentissage profond	24
2.4.3	Réseaux de neurones convolutifs (CNN)	26
2.5	Domaine d'application de l'apprentissage profond	31
2.6	Conclusion	32
3	État de l'art	33
3.1	Introduction	33
3.2	Travaux connexes	33
3.2.1	En apprentissage automatique	34
3.2.2	En apprentissage profond	38
3.3	Conclusion	43
4	Approche proposée et présentation des résultats	44
4.1	Introduction	44
4.2	L'approche proposée	44
4.3	Environnement de développement	46
4.3.1	Langage de programmation	46
4.3.2	Bibliothèques de Python	47
4.4	Description de la base de données utilisé	47
4.5	Pré-traitement des images IRM	49
4.5.1	Distribution des classes	49
4.5.2	Augmentation des données	50
4.5.3	Balancer la base de données	51
4.5.4	Extraire la région d'intérêt(ERI)	51
4.5.5	Redimensionnement	52
4.5.6	Division de jeu de données	52
4.6	Implémentation	53
4.7	Résultat et Discussion	55
4.7.1	La phase du training	55

4.7.2	La phase de test	58
4.8	Conclusion	62
	Conclusion et perspective	63
	Bibliographie	63

TABLE DES FIGURES

1.1	Augmentation de la MA par année	3
1.2	L'atrophie cérébrale d'un individu atteint de la MA	4
1.3	Les lésions responsables de la maladie	6
1.4	différentes Formes de démence et leur catégorie	7
1.5	L'évolution de la maladie d'alzheimer	8
1.6	Les technique d'imagerie médicale	10
1.7	Appareil de l'imagerie par résonance magnétique.	12
2.1	Les branches d'IA	15
2.2	Types d'apprentissage	17
2.3	Classification	18
2.4	Mécanisme d'apprentissage par renforcement	20
2.5	Le modèle d'un neurone biologique	21
2.6	Modèles mathématique d'ANN	22
2.7	Les fonctions d'activation	23
2.8	Modèle de deep learning	25
2.9	Classification de DL	26
2.10	Architectre basic de CNN	27
2.11	L'architectre de VGG16 et VGG19	28
2.12	L'architectre de ResNet50	28
2.13	L'architectre de Xception	29
2.14	Diagramme d'apprentissage par transfert	30
3.1	Diagramme de l'approche proposée	34

3.2	Diagramme de l'étude	36
3.3	L'accracy des trois algorithmes	37
3.4	Résultats d'accuracy	37
3.5	L'architecture de 3D-CNN	39
3.6	Schéma fonctionnel d'approche proposée	40
4.1	Approche proposée	45
4.2	Dataset importée	48
4.3	Échantillons d'images IRM	48
4.4	La phase de pré-traitement	49
4.5	Augmentation des données sur notre dataset	51
4.6	Processus de recadrage	52
4.7	Architecture de VGG16	54
4.8	Loss obtenue	57
4.9	Accuracy obtenue	57
4.10	Matrice de confusion VGG19	60
4.11	Matrice de confusion VGG16	60
4.12	Matrice de confusion ResNet équilibré	61
4.13	Matrice de confusion du ResNetv2-50 non équilibré	61

2.1	Les modèles pré-entraînés de Keras	29
3.1	Résultat des différentes méthodes utilisés dans l'étude	35
3.2	Les résultats de l'étude de CNN	38
3.3	Les résultats de l'étude de 3D-CNN	40
3.4	Les résultats de l'étude 04	41
3.5	Travaux connexes sur la classification de la MA en utilisant DL	42
3.6	Travaux connexes	43
4.1	Distribution des échantillons	53
4.2	Distribution des échantillons pour dataset non équilibré	53
4.3	Les paramètres du Fine tuning	55
4.4	Résultat du training dans la distribution équilibré	55
4.5	Résultat du training dans la distribution Déséquilibré	56
4.6	Résultat du test dans la distribution équilibré	59
4.7	Résultat du test dans la distribution équilibré	59
4.8	Tableau comparatif avec les travaux connexes	62

LISTE DES ABRÉVIATIONS

- MA : Maladie d'alzheimer.
- CNN : Réseaux de neurones convolutiennels (convolutional neural networks).
- IA : Intelligence artificielle.
- SVM : Support vector machin.
- ML : Machine learning.
- DL : Deep learning.
- IRM : Imagerie par Résonance Magnétique.
- MCI : Mild Cognitive Impairmen.
- RF : Random Forest.
- DT : Decision Tree.
- CPU : Central Processing Unit.
- RAM : Random Access Memory.
- GPU : Graphics Processing Unit.
- ReLU : Rectified Linear Unit.
- VGG : Visual Geometry Group.
- ResNet : Residual Network.
- ADNI : Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative.
- GAP : Global average polling.
- GMP : Global max pooling.

La maladie d'Alzheimer est un désordre neurodégénérative chronique qui affecte principalement les capacités cognitives telles que la mémoire, l'attention et le langage. En raison de son effet sur la qualité de vie des patients et du fardeau émotionnel et financier qu'il fait peser sur les familles et les systèmes de santé, il pose un défi important pour la santé publique dans le monde. Malheureusement, il n'existe actuellement aucun remède contre la maladie d'Alzheimer, mais un diagnostic rapide et précis pourrait permettre une évolution plus lente de la maladie et un meilleur contrôle des symptômes.

Les avancées technologiques ont créé de nouvelles opportunités pour la détection précise et précoce des maladies dans les domaines médicales et de la recherche biomédicale. L'apprentissage en profondeur, une branche d'intelligence artificielle qui utilise des réseaux de neurones profonds, est devenu de plus en plus populaire en raison de sa capacité à apprendre et à tirer des conclusions à partir de vastes quantités de données.

Dans cette perspective, notre étude se concentre sur l'utilisation d'apprentissage profond (DL) pour élaborer un modèle de détection et de classification de la maladie d'Alzheimer à partir d'images médicales spécifiquement l'imagerie par résonance magnétique (IRM), en utilisant le modèle le plus performant pour la classification des images : Le réseau de neurones convolutifs (CNN).

Ce modèle pourrait éventuellement être utilisé comme outil de diagnostic pour aider les cliniciens à détecter la maladie plus tôt et à un stade plus précis.

La structure de ce travail se divise en quatre chapitres selon le plan suivant :

- Le premier chapitre présente les concepts théorique de la maladie, un aperçue sur l'alzheimer, ses différents stades, ses causes et son traitement, on explique aussi dans ce chapitre les techniques d'imagerie médicale et plus précisément l'IRM.

-
- Le deuxième chapitre présente l'intelligence artificielle, ses types et ses branches, on expliquant les notions d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond et les techniques utilisées.
 - Le troisième chapitre est dédié aux travaux connexes.
 - Le dernier chapitre dévoile notre contribution en détails des outils et l'environnement utilisé jusqu'au résultats obtenus.

À la fin de cette étude, une conclusion générale sera présentée, accompagnée d'une exploration de certaines perspectives envisagées.

1.1 Introduction

La maladie d'Alzheimer est une affection dégénérescence du système nerveux qui entraîne la destruction évolutive des cellules du cerveau. Cela conduit progressivement à une détérioration de la mémoire et des facultés cognitives[1].

Le diagnostic clinique de la maladie d'Alzheimer repose sur des évaluations physiques et neurologiques, ainsi que sur des tests neuropsychologiques et cognitifs standard pour détecter d'autres signes de déficience intellectuelle.

La maladie d'Alzheimer affecte plus de 35,6 millions d'individus, et chaque année, on recense 7,7 millions de nouveaux cas. Selon les estimations de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), le nombre de personnes atteintes devrait pratiquement doubler tous les 20 ans[2].

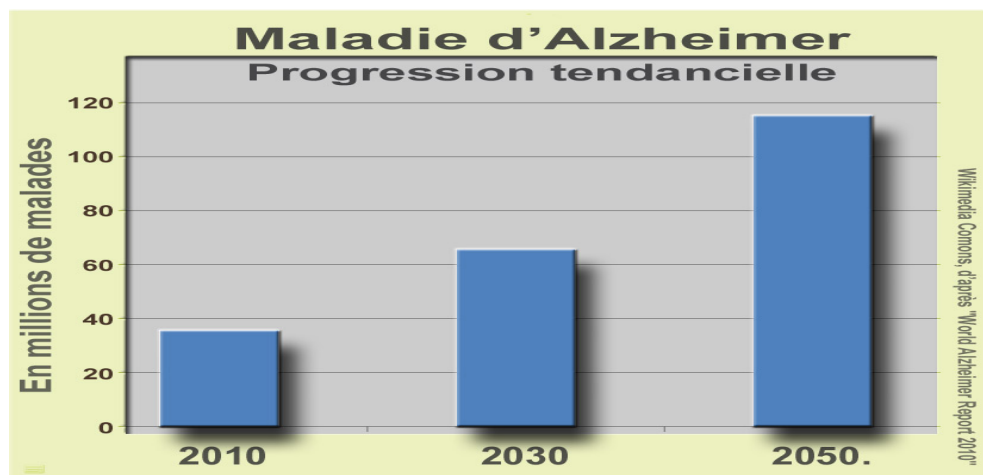


FIGURE 1.1 – Augmentation de la MA par année[3]

Comme le montre la figure 1.1, les dépenses prévues pour la MA dans le futur, en se basant sur une tendance donnée, sont les suivantes : actuellement, environ 35,6 millions de personnes dans le monde vivent avec la MA. Selon les projections, ce nombre augmentera à 65,7 millions de personnes d'ici 2030, puis à 115,4 millions d'ici 2050.[3].

1.2 Définition de la maladie d'Alzheimer :

La maladie d'Alzheimer est une forme de démence caractérisée par la dégénérescence des cellules nerveuses du cortex cérébral.

Son initiation se produit dans la région de l'hippocampe, une zone du cerveau associée à la mémoire à court terme. Cette affection impacte principalement les capacités cognitives et a des impacts sur le comportement et l'adaptation sociale des individus atteints.

Les symptômes comprennent des perturbations de la mémoire, des difficultés d'orientation, des problèmes d'exécution de tâches simples (comme téléphoner) et parfois des changements du langage. Au fil du temps, le patient peut également présenter des troubles de mouvement, des changements d'humeur (anxiété, irritabilité) et des perturbations du sommeil[4].

La figure 1.2 représente la différence entre le cerveau normal et un cerveau atteint de la MA.

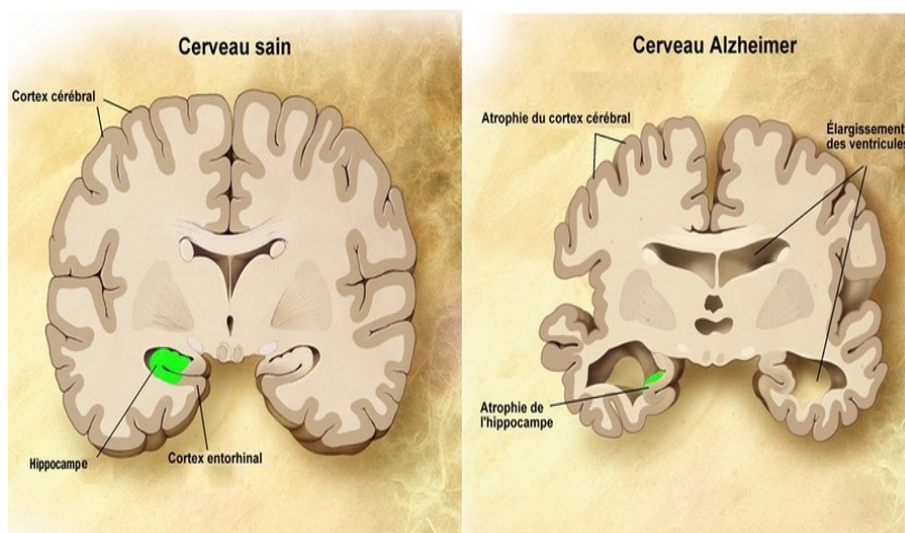


FIGURE 1.2 – l'atrophie cérébrale d'un individu atteint de la MA [5]

1.3 Physiopathologie de la maladie d'Alzheimer

À ce jour, la cause de la maladie d'Alzheimer est encore largement inconnue. D'autre part, on sait que les neurones sont touchés par deux types de lésions avant même l'apparition des premiers symptômes : Plaques amyloïdes intraneuronales et enchevêtrements neurofibrillaires intraneuronaux.

Les deux types de lésions mentionnés sont des agrégats de protéines qui se forment naturellement pendant le processus de vieillissement. Cependant, dans la maladie d'Alzheimer, ces protéines s'accumulent en quantités beaucoup plus importantes[6].

Les plaques amyloïdes :

Les dépôts de plaques amyloïdes, également appelées plaques séniles, résultent de l'accumulation anormale d'une protéine connue sous le nom de "Beta-amyloïde". Ces plaques se forment entre les cellules nerveuses localisées dans la substance grise du cortex cérébral, perturbant ainsi les connexions entre les neurones[6].

Les dégénérescences neurofibrillaires :

La dégénérescence neurofibrillaire est l'accumulation anormale de neurofibrilles dans les neurones. Ce dysfonctionnement est causé par une protéine appelée "protéine Tau".

La dégénérescence neurofibrillaire conduit à une organisation cellulaire progressive et finalement à la mort neuronale.

La perte de neurones se produit principalement dans l'hippocampe, une région essentielle pour la mémoire, ainsi que dans le cortex associatif, qui joue un rôle dans la coordination des différentes fonctions. Lorsque les neurones meurent, cela entraîne une atrophie de certaines régions cérébrales, ce qui se traduit par une réduction du volume du cerveau[6].

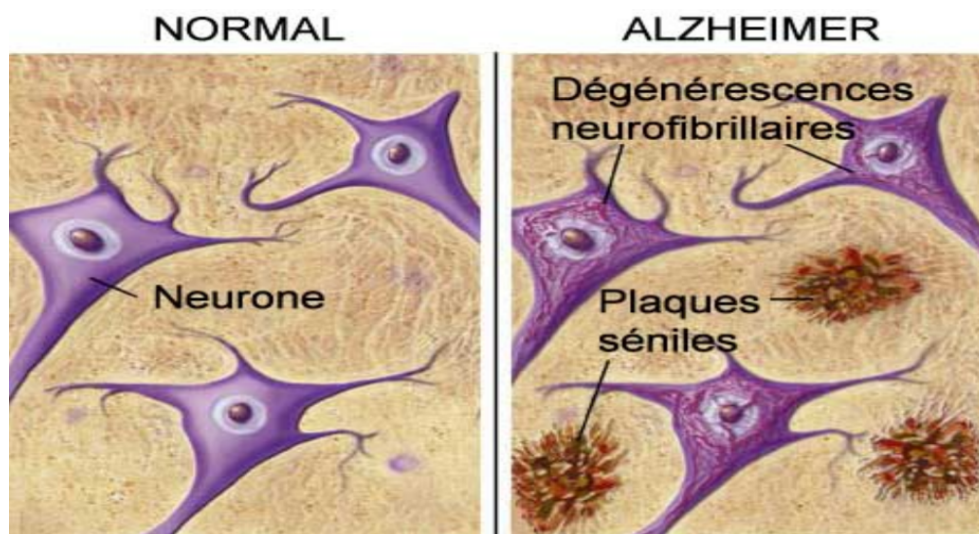


FIGURE 1.3 – Les lésions responsables de la maladie[6]

1.4 Relation entre la maladie d'Alzheimer et la démence

Bien que les termes "Alzheimer" et "démence" soient souvent utilisés de manière échangeable, ils ne sont pas synonymes. Voici les principales différences entre ces deux expressions couramment Confuses :[7]

- Par définition La démence est un terme général qui inclut différentes maladies et troubles neurologiques qui entraînent Une diminution des performances cognitives, comme la mémoire, le raisonnement et la compréhension. Cependant La MA il s'agit d'une forme spécifique de démence.

- La démence peut être provoquer par plusieurs causes, telles que la maladie d'Alzheimer, la maladie de Parkinson, les accidents vasculaires cérébraux, les lésions cérébrales traumatiques, les infections cérébrales ou d'autres troubles. La figure 1.4 montre les principales formes de démence.

Principales formes de démence

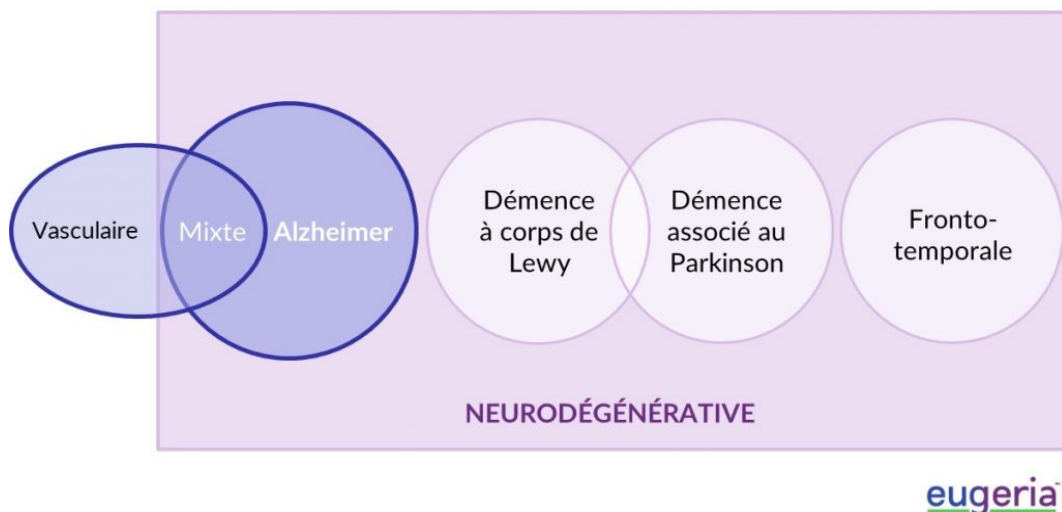


FIGURE 1.4 – différentes Formes de démence et leur catégorie[7]

1.5 L'évolution de la maladie chez le patient

La progression de la maladie d'Alzheimer est spécifique à chaque personne, trois stades différents peuvent être observés :

- **Stade précoce** : Les premiers symptômes de la MA apparus, comme des pertes de mémoire légères, difficultés de trouver les mots, les changements d'humeur, problèmes de concentration et des difficultés dans les tâches habituelles.
- **Stade modéré** : à cette phase intermédiaire les symptômes deviennent plus en plus grave, avec des troubles de mémoire plus importants, problèmes de communications, des troubles de sommeil, de l'anxiété et l'agitation.
- **Stade terminal** : Dans ce stade avancé, les symptômes sont très notables et épuisants. le malade peut perdre les capacité de reconnaître ses proches, de se déplacer sans assistance et de faire des taches basics comme s'habiller ou se nourrir.

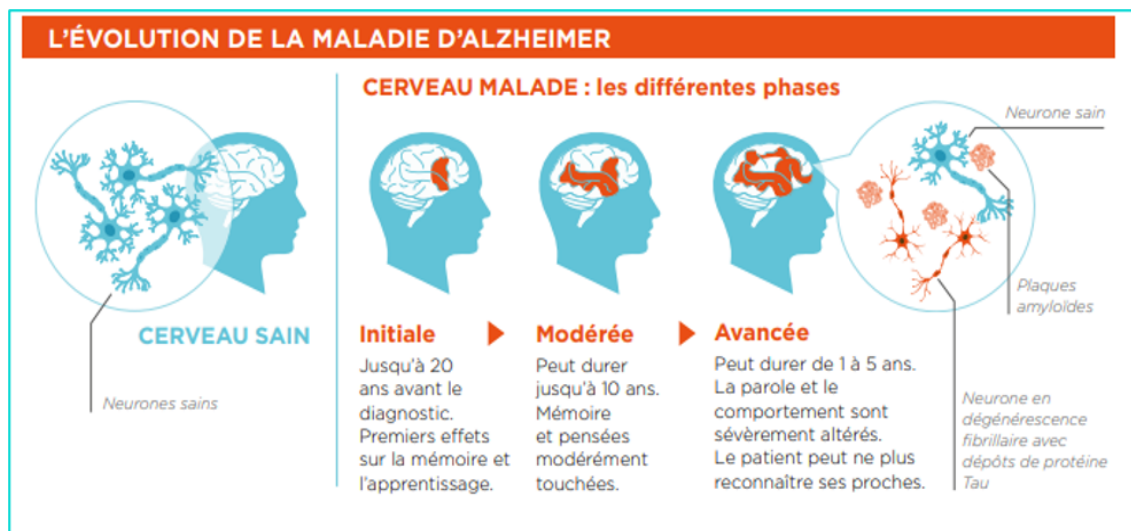


FIGURE 1.5 – l'évolution de la maladie d'alzheimer[8]

1.6 Étiologie de la maladie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer est causée par plusieurs facteurs :

Âge :

La fréquence de la démence augmente de manière exponentielle avec l'avancée en âge. Les altérations associées au vieillissement, notamment l'inflammation, peuvent aggraver les atteintes cérébrales induites par la maladie d'Alzheimer[9].

- La MA à début précoce, caractérisée par l'apparition des symptômes avant l'âge de 60 ans, est héritée selon un modèle de transmission dominant.
- Plusieurs gènes sont associés à l'apparition tardive de la maladie d'Alzheimer[10].

Sexe :

Les femmes présentent une plus grande susceptibilité à développer la maladie d'Alzheimer par rapport aux hommes. Les rapports de probabilité pour les femmes d'incidence de démence et de maladie d'Alzheimer par rapport aux hommes sont de 1,18[11].

Facteurs de risque vasculaires :

L'hypertension artérielle (HTA), le diabète non traité ou mal contrôlé, les troubles du métabolisme lipidique, les maladies cardiaques, etc.

Facteurs génétiques :

Le principal facteur de risque génétique est le gène ApoE, qui peut exister sous différentes formes (ApoE2, ApoE3 ou ApoE4). La version ApoE4/ApoE4 augmente considérablement le risque de développer la maladie d'Alzheimer : 33% des personnes portant cette forme et atteignant l'âge de 75 ans développeront la maladie d'Alzheimer[12].

Comme il existe d'autres facteurs :

— **Bas niveau intellectuel.**

— **Isolement, Dépression.**

— **Anesthésie générale.**

1.7 Traitements d'Alzheimer

Jusqu'à présent, aucun traitement n'est disponible pour guérir complètement la maladie d'Alzheimer ou pour freiner son évolution dans le cerveau. Cependant, il existe des traitements qui peuvent ralentir la progression de cette maladie.

Traitement non pharmacologique :

Les approches non pharmacologiques ou complémentaires telles que le soutien social et familial ainsi que les attitudes bienveillantes des soignants sont indispensables et apportent des bienfaits aux fonctions cognitives[13].

Traitement pharmacologique :

Quatre médicaments sont actuellement sur le marché :

- le Donépézil (Aricept)
- la Rivastigmine (Exelon)
- la Galantamine (Reminyl)
- la Mémantine (Ebixa)

L'objectif de ces traitements est de prendre en charge les symptômes cognitifs chez les personnes atteintes de la maladie. Cependant, ils ne sont pas conçus pour stopper la progression de la maladie dans le cerveau. Du point de vue clinique, ils restent efficaces pour améliorer les symptômes[13].

1.8 L'imagerie médicale

1.8.1 Définition :

L'imagerie médicale englobe un ensemble d'images du corps humain obtenues grâce à divers phénomènes physiques tels que la résonance magnétique, les ultrasons, les rayons gamma (γ) et d'autres techniques utilisées en fonction de l'objectif recherché. Toutes ces techniques permettent d'obtenir des images tridimensionnelles du corps humain. Les tissus, les organes, leurs mouvements, les cellules et quasiment l'intégralité de l'anatomie peuvent être observés sur un écran d'ordinateur.

Elle permet de révéler le métabolisme du corps humain, et elle peut même être utilisée pour examiner les terminaisons nerveuses, dans ce qu'on appelle l'imagerie physiologique. Il s'agit d'un instrument de diagnostic visant à obtenir une image médicale qui offre des informations précises sur le fonctionnement d'un organe[15].

1.8.2 Techniques d'imageries cérébrales :

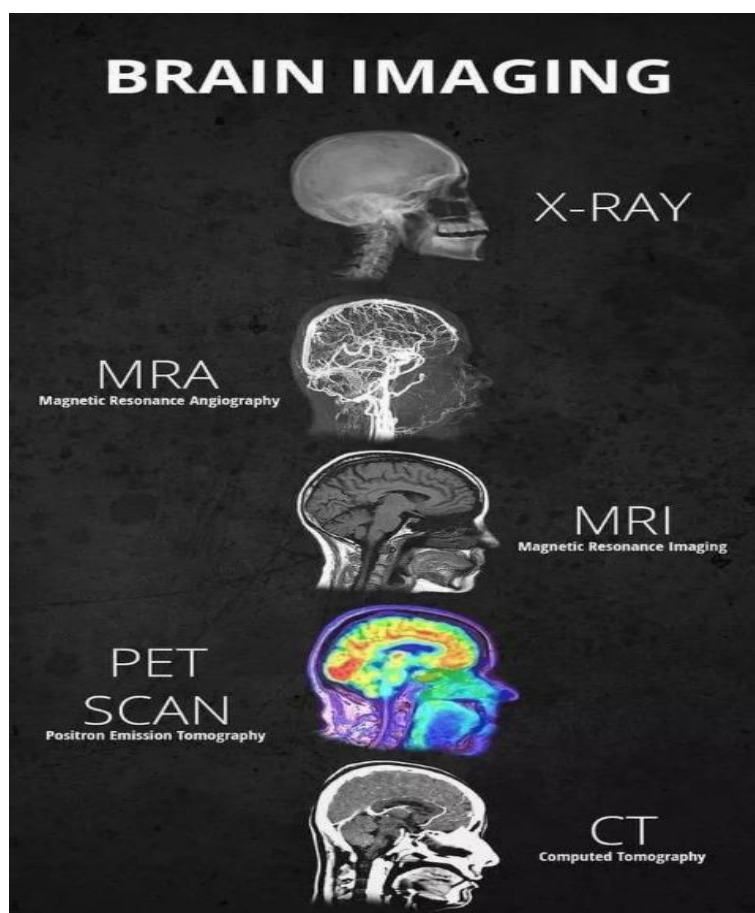


FIGURE 1.6 – Les technique d'imagerie médicale[16]

1. Imagerie fonctionnelle :

L'imagerie fonctionnelle autorise l'observation d'activité des différentes parties du cerveau pendant des activités spécifiques telles que la parole ou le mouvement[17].

Tomographie par émission de positons :

(TPE, scintigraphie, PETscan) Il s'agit d'une méthode qui repose sur l'utilisation d'une substance radioactive injectée par voie intraveineuse. Des capteurs externes mesurent ensuite les niveaux de rayonnement émis dans la zone où elle se trouve. Selon la substance marquée radioactivement, cette technique permet de mettre en évidence divers paramètres tels que la consommation d'énergie (glucose), le flux sanguin et la synthèse d'une hormone (comme la dopamine), qui reflètent l'activité du cerveau[17].

Imagerie par resonance magnetique fonctionnelle (IRMf) :

Cette technique permet de détecter les changements de circulation sanguine dans de petites zones du cerveau. Par conséquent, il est possible d'inférer la consommation d'oxygène dans le cerveau et ainsi localiser les régions actives du cerveau (pour identifier les zones du langage ou de la motricité avant une intervention chirurgicale, afin de les protéger contre tout dommage)[17].

Magnétoencéphalographie (MEG) :

Cette méthode enregistre les champs magnétiques générés par l'activité électrique des neurones. Ces champs magnétiques sont extrêmement faibles, ce qui nécessite une machine ultra-sensible et fortement protégée contre le magnétisme ambiant naturel. La MEG permet une visualisation plus précise des structures profondes du cerveau par rapport à l'IRMf[17].

2. Imagerie Structurelle :

L'imagerie structurelle permet d'explorer la structure du cerveau et tout ce qui peut changer son état (comme les tumeurs, les saignements, les déformations pathologiques, etc). Cela s'avère d'une grande utilité dans le domaine du diagnostic médical[17].

Le scanner :

La technique de scanner (tomographie, CT-Scan) repose sur l'utilisation de rayons X pour effectuer une série de radiographies en coupe qui sont ensuite combinées par ordinateur. On peut également injecter au patient, par voie intraveineuse, des agents de contraste tels que l'iode pour améliorer la qualité des images, notamment pour la détection des tumeurs[17].

1.8.3 IRM

L'IRM (imagerie par résonance magnétique) est une technique d'imagerie médicale utilisant un appareil de forme similaire à un petit tunnel qui émet des ondes électromagnétiques.

Cet appareil est placé dans une pièce spécifique où un champ magnétique d'intensité variable est généré. Les atomes d'hydrogène présents dans les différents tissus de notre corps réagissent aux ondes appliquées et émettent des signaux distincts en fonction de leur composition. Ces signaux peuvent ensuite être traduits en images précises des tissus internes du corps humain en deux ou trois dimensions à l'aide d'un ordinateur[18].



FIGURE 1.7 – Appareil de l'imagerie par résonance magnétique [19]

3. Pourquoi IRM :

De nos jours, l'IRM est de plus en plus couramment utilisée et devient un élément essentiel dans le diagnostic et le suivi de nombreuses maladies[18].

En ce qui concerne le cerveau, l'IRM est l'examen privilégié pour détecter les tumeurs, les accidents vasculaires cérébraux (AVC) et elle permet également de quantifier les changements du métabolisme cérébral associés à la progression de la maladie d'Alzheimer.

Il est important de noter que l'IRM est considérablement plus performante que le scanner pour détecter les lésions dans le tissu cérébral[20].

1.9 Problématique

Après avoir eu une vue détaillée sur la maladie d'Alzheimer, nous pouvons dire que cette maladie chronique est une menace pour la santé publique car :

- Les médecins n'arrive pas a trouver un remède.
- Les complications qu'elle provoque.
- Le taux de mortalité est trop élevé dans le monde entier.

1.10 Solution proposée

L'objectif de ce travail est de proposer une solution basée sur les techniques de l'intelligence artificielle spécifiquement l'apprentissage profond (Deep learning) pour pouvoir faire une détection et une classification de la maladie d'Alzheimer à l'aide des images IRM.

Ça peut aider aussi à :

- La prévalence rapide et la détection du stage de la maladie.
- Faciliter le diagnostic au médecins.

1.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une vue détaillé sur la maladie d'Alzheimer et ses différents phases ainsi que ses causes qui peuvent être variantes de patient à l'autre, afin de présenter une problématique et la solution proposée par notre étude. Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'intelligence artificielle et ses différentes techniques qui vont être utilisées pour répondre à notre objectif.

2.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons parlé sur la maladie d'Alzheimer, ses causes, son traitement et la différence entre cette maladie et la démence ainsi que les étapes du diagnostic.

Dans ce chapitre nous allons présenter l'intelligence artificielle, ses différents domaines et ses techniques, machine learning et deep learning plus en détails à partir des réseaux neurones jusqu'au algorithmes et méthodes.

2.2 L'intelligence artificielle

2.2.1 Définition

L'intelligence artificielle (IA) ou AI (en anglais pour Artificial Intelligence) repose sur l'application de plusieurs techniques dans le but de permettre aux machines de simuler une forme d'intelligence réelle. L'IA est de plus en plus présente et utilisée dans divers domaines d'application.

La conception de cette idée émerge dans les années 1950 grâce à Alan Turing. Dans son livre *Computing Machinery and Intelligence*, il a posé la question de conférer aux machines une certaine forme d'intelligence. Il a proposé alors un test qui est aujourd'hui connu sous le nom "Test de Turing". Dans cette expérience, un participant engage une interaction sans savoir avec qui il interagit, que ce soit un être humain ou une machine préprogrammée pour donner des réponses cohérentes. Si le participant n'est pas capable de distinguer entre les deux, cela signifie que la machine a réussi le test[21].

2.2.2 Types d'IA

— **IA étroite(faible) :**

Intelligence artificielle faible (Artificial Narrow Intelligence), elle est spécifique pour les tâches faciles et limitée, elle est orientée vers l'automatisation plutôt que vers la compréhension globale et la pensée autonome. Nous pouvons donner comme exemple l'application siri d'Apple et ChatGPT.

— **IA forte :**

L'intelligence artificielle forte (Artificial General Intelligence) signifie un système qui a une véritable conscience de soi, une capacité à penser de manière autonome et à résoudre des problèmes de manière similaire à un être humain. Elle est capable de comprendre, d'apprendre et de raisonner. Cependant, il convient de noter que l'IA forte reste un sujet de débat et son existence pratique reste à démontrer.

— **Super IA :**

Elle est caractérisée comme une forme d'intelligence exceptionnelle qui dépassera l'intelligence et les capacités du cerveau humain.

2.2.3 Les branches de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle se décompose en plusieurs branches ou domaines, parmi ces branches il existe :

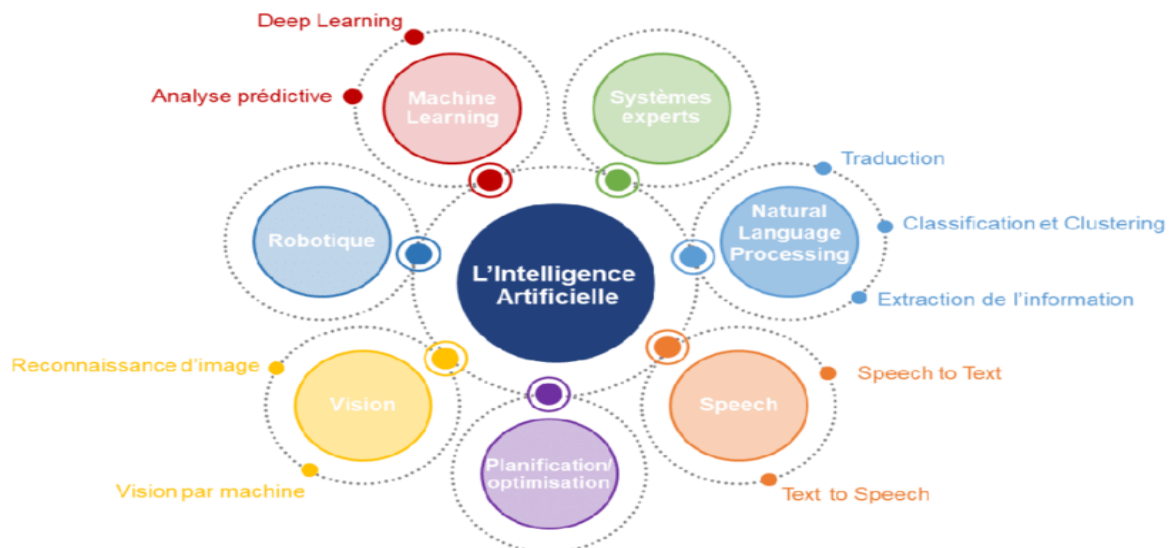


FIGURE 2.1 – Les branches d'IA[22]

On donne la description de quelques branches :

Natural language processing (NLP) :

Le NLP ou Traitement du Langage Naturel est un domaine qui se concentre principalement sur la compréhension, la manipulation et la génération du langage naturel par les machines. Il représente donc un lien fondamental entre l'informatique et la linguistique, permettant aux machines d'interagir directement avec les êtres humains[23].

Robotique :

La robotique est un domaine scientifique et technologique focalisé sur la création de machines automatisées capables de réaliser des tâches qui pourraient être accomplies par des êtres vivants.

En d'autres mots, il s'agit de concevoir des artefacts capables de reproduire, dans une certaine mesure, les actions humaines[24].

Système Expert :

Un système expert est un système informatique qui utilise les connaissances d'un domaine pour reproduire le comportement, le raisonnement et l'expérience d'un spécialiste (expert). C'est un logiciel capable de répondre à des questions en appliquant un raisonnement basé sur des faits et des règles préalablement établis. Les systèmes experts sont souvent utilisés comme outils d'aide à la décision[25].

Vision :

La vision par ordinateur permet aux ordinateurs et aux systèmes d'obtenir des informations pertinentes à partir d'images numériques, de vidéos et d'autres données visuelles, et de prendre des mesures ou de formuler des recommandations en fonction de ces informations. Ainsi, tandis que l'intelligence artificielle donne aux ordinateurs la faculté de raisonner, la vision par ordinateur leur confère la capacité de percevoir, d'analyser et de comprendre leur environnement visuel[26].

2.3 L'apprentissage automatique

2.3.1 Définition

L'apprentissage automatique, également connu de Machine Learning en anglais, est un sous domaine de l'intelligence artificielle qui repose sur des méthodes mathématique et statistique pour créer des algorithmes permettant aux ordinateurs d'exécuter des

tâches sans être explicitement programmés pour chacune d'entre elles. Au lieu de cela, ces algorithmes s'appuient sur des données et des situations rencontrées pour apprendre et améliorer leur performance[27].

En général, l'apprentissage automatique se décompose en deux phases :

— Avant d'être utilisé pratiquement, le modèle passe généralement par une phase initiale appelée phase d'apprentissage ou d'entraînement. Au cours de cette phase, le modèle est estimé en utilisant les données disponibles.

— La deuxième phase, est la phase de test, concerne la mise en production du modèle où celui-ci est implémenté. Dans cette phase, de nouvelles données peuvent être testées pour obtenir les résultats correspondant à la tâche souhaitée.

2.3.2 Technique d'apprentissage automatique

On distingue trois techniques de Machine Learning : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé, l'apprentissage par renforcement.

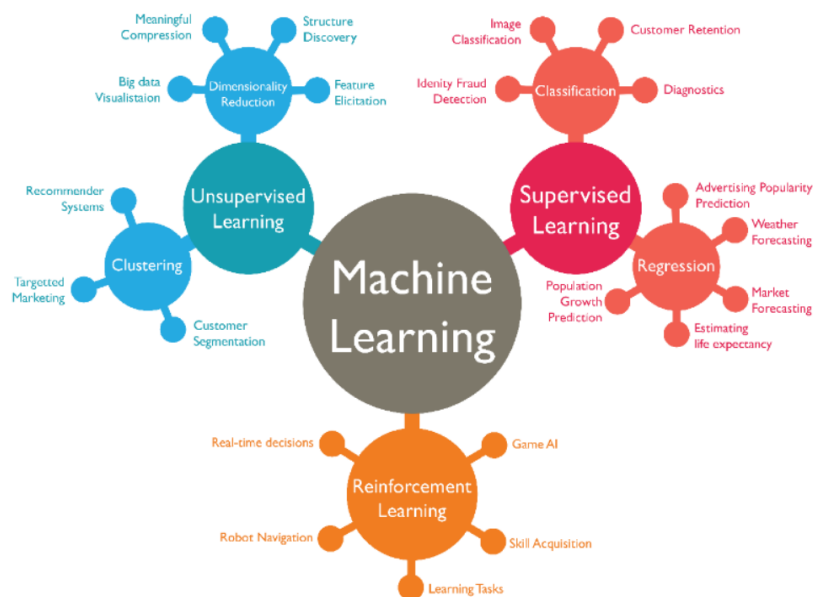


FIGURE 2.2 – Types d'apprentissage[28]

Le Supervisé et non supervisé sont principalement utilisés par de nombreux ingénieurs en apprentissage automatique et geeks de données, l'apprentissage par renforcement est vraiment puissant mais complexe à appliquer.

1. L'apprentissage supervisé :

Le machine learning supervisé est une technologie fondamentale mais rigide. Les utilisateurs fournissent à l'ordinateur des exemples d'entrées et les sorties désirées, et l'ordinateur cherche des solutions pour produire ces sorties en fonction des entrées données. L'objectif est que l'ordinateur apprenne la règle générale qui relie les entrées et les sorties.

Il peut être appliqué pour effectuer des prédictions sur des données non disponibles ou qui sont futures, ce qu'on appelle la "modélisation prédictive". L'algorithme s'efforce de développer une fonction qui est capable de prédire avec précision la sortie en se basant sur les variables d'entrée[29].

Le machine learning supervisé se divise en deux types :

— Classification :

Un modèle de classification est utilisé pour anticiper une valeur qualitative, ce qui signifie que les valeurs de sortie sont limitées à un ensemble fini de catégories ou de classes à identifier.

Lorsque la sortie est restreinte à seulement deux valeurs, on dit que cela est une classification binaire.

Si la variable de sortie est discrète et possède un nombre fini de valeurs, on utilise le terme "classification multi-classe" [30].

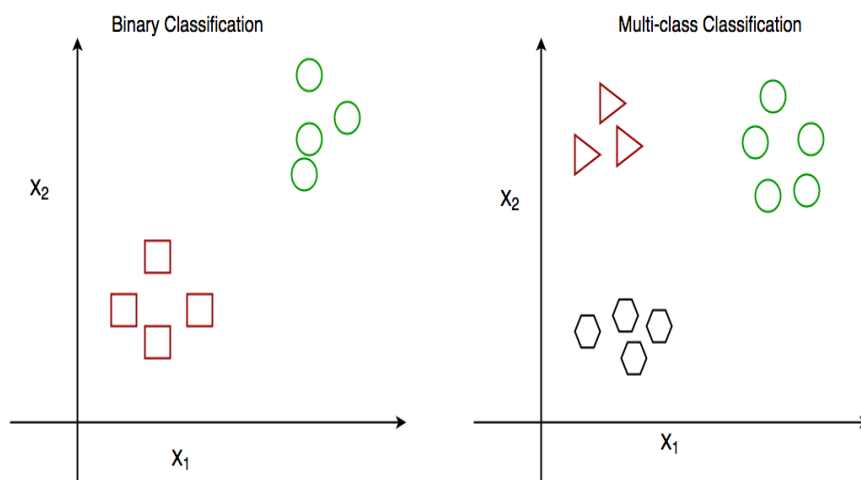


FIGURE 2.3 – Classification[31]

— Régression :

Une méthode de modélisation qui permet d'estimer une valeur quantitative concerne les variables de sortie prennent des valeurs réelles.[30]

il y a deux types de regression :

- (a) Régression linéaire simple.
- (b) Régression linéaire multiple.

2. L'apprentissage non-supervisé :

Dans le contexte de l'apprentissage automatique non supervisé, l'algorithme est capable de déterminer par lui-même la structure de l'entrée sans qu'aucune étiquette ne soit appliquée. Cette approche peut servir à découvrir des structures cachées dans les données, soit en tant d'objectif principal, soit comme moyen d'atteindre un objectif spécifique. On désigne également cette approche sous le terme "apprentissage des caractéristiques" (feature learning)[29].

Il existe deux types :

— Clustering :

Le clustering est une technique d'apprentissage automatique qui vise à regrouper des points de données en fonction de leur similarité ou de leur distance

— Association :

L'objectif est d'identifier les règles qui permettront de caractériser de vastes ensembles de données.

3. L'apprentissage par renforcement :

Dans le ML, un programme informatique interagit avec un environnement dynamique où il est confronté à un objectif précis, tel que la conduite d'un véhicule ou la confrontation à un adversaire dans un jeu. Le programme-apprenant reçoit des récompenses et des sanctions sous forme de feedback pendant qu'il explore l'espace du problème et apprend à identifier le comportement le plus efficace dans le contexte donné[29].

L'illustration 2.4 suivante présente une synthèse de ce fonctionnement.

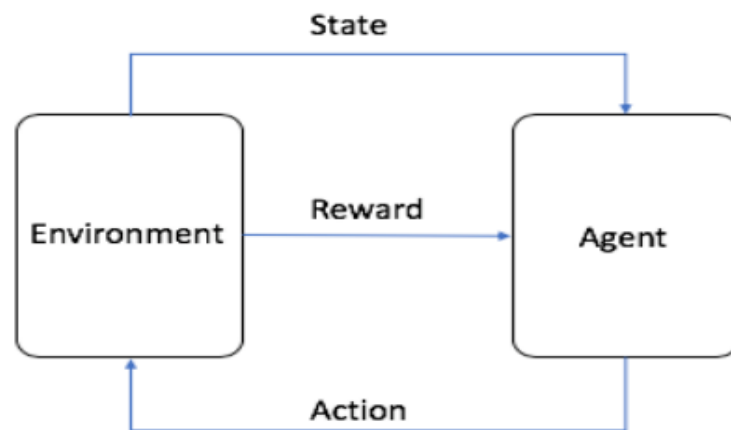


FIGURE 2.4 – Mécanisme d'apprentissage par renforcement[33]

2.3.3 Les principaux algorithmes d'apprentissage automatique

Les principaux algorithmes du machine learning supervisé sont les suivants :

- Random forest.
- Arbres de décision.
- Algorithme K-NN (k-Nearest Neighbors).
- Régression linéaire.
- Algorithme de Naïve Bayes.
- Machine à vecteurs de support (SVM).
- Régression logistique et boosting de gradient.

2.4 Réseaux de neurones et apprentissage profond

2.4.1 Réseaux de neurones

- Définition :

Les réseaux de neurones artificiels sont des ensembles de processeurs élémentaires fortement connectés qui fonctionnent en parallèle. Chaque processeur élémentaire effectue des calculs pour générer une sortie en fonction des informations qu'il reçoit. Il est important de souligner que toute structure en réseau présente une certaine hiérarchie.

Les réseaux de neurones s'inspirent du fonctionnement des cellules nerveuses, et pour comprendre leur fonctionnement[34].

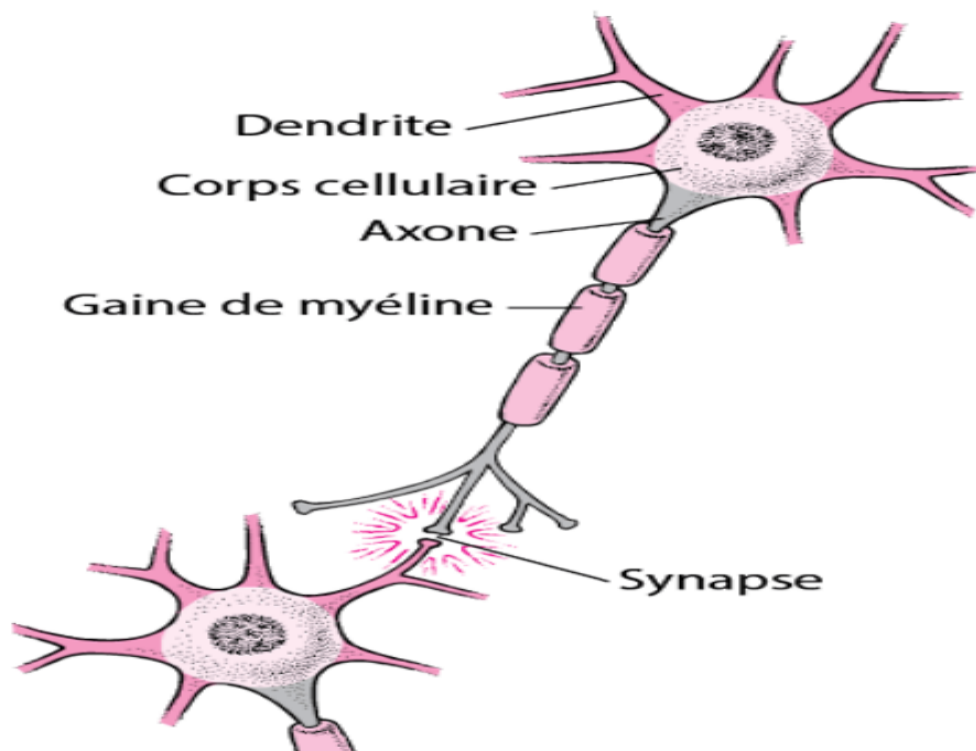


FIGURE 2.5 – Le modèle d'un neurone biologique[35]

Les neurones, qui sont présents en très grand nombre, environ une centaine de milliards, sont des cellules constituées d'un corps cellulaire contenant un noyau. Les dendrites sont les ramifications du corps cellulaire qui permettent la réception de l'information provenant de l'extérieur et son acheminement vers le soma, le centre du neurone.

Après avoir été traitée par le neurone, l'information se propage le long de l'axone, qui est unique, afin d'être transmise à d'autres neurones. Il est important de noter que la

transmission entre deux neurones n'est pas directe.

En réalité, il y a un espace intercellulaire d'environ quelques dizaines d'Angstroms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on parle d'une dendrite) du neurone efférent.

La connexion entre deux neurones est désignée par le terme de synapse, comme illustré dans la figure 2.5 [36].

-Structure de réseaux de neurones artificielle :

La figure suivante présente la structure la plus élémentaire d'un réseau de neurones artificiels, qui s'inspire des neurones biologiques ou le "Perceptron" :

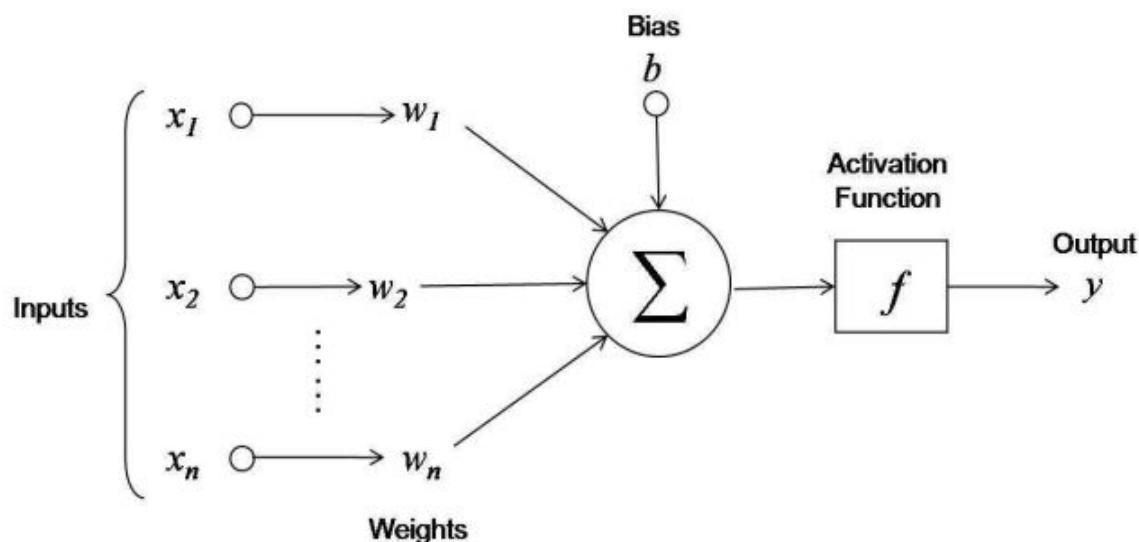


FIGURE 2.6 – Modèles mathématique d'ANN [37]

Les neurones sont reliés entre eux par des liens, où chaque lien possède un poids numérique (weights). Ces poids jouent un rôle essentiel dans la mémoire à long terme des réseaux de neurones artificiels, car ils expriment la force ou l'importance des entrées. L'apprentissage d'un réseau de neurones se fait par des ajustements de ces poids, permettant ainsi au réseau de s'adapter et de s'améliorer au fil du temps.

un neurone reçoit divers signal de ses liens d'entrées, effectue un calcul pour un nouveau niveau d'activation, il envoie ensuite ce signal de sortie par les liens de sortie. Les signaux de sortie peuvent être une solution finale au problème, ou servir d'entrée pour d'autres neurones.

-Les fonctions d'activation :

C'est une fonction mathématique appliquée à un signal. Elle simule le potentiel d'activation observé dans le domaine de la biologie du cerveau humain. Son rôle est de déterminer si l'information est transmise ou non en fonction de l'atteinte d'un seuil de stimulation. En d'autres termes, elle décide si une réponse du neurone doit être activée ou non. Un neurone applique la fonction suivante :

$$X = \sum (entree \times poids) + biais$$

La fonction d'activation est appliquée à cette sortie[38].

Differentes fonctions d'activation sont utilisées, comme l'indique la figure 2.7.

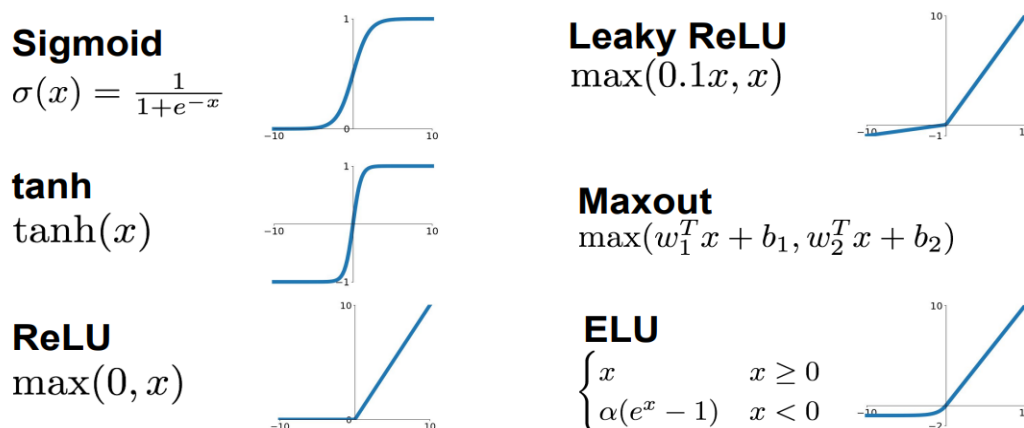


FIGURE 2.7 – Les fonctions d'activation[39]

Dans la pratique, la fonction ReLU est utilisée comme fonction d'activation dans les couches cachées, car elle accélère le processus d'entraînement. Elle renvoie la valeur x si celle-ci est supérieure à 0, sinon elle renvoie 0. La fonction utilisée pour la couche de sortie pour une classification binaire est sigmoid. En revanche, pour la classification multiclasse on utilise la fonction d'activation Softmax qui se présente mathématiquement par : [39]

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$$

-Desentes de gradient :

Dans la plupart des problèmes de réseaux de neurones, l'apprentissage se concentre sur l'optimisation des poids et des biais pour minimiser une fonction appelée "fonction de

coût". Cette fonction permet de mesurer l'écart entre les résultats prédits et les résultats réels[40].

L'algorithme de descente du gradient est une méthode itérative d'optimisation utilisée pour trouver un maximum ou un minimum local d'une fonction. Pour appliquer cet algorithme, la fonction doit être dérivable et convexe. Il est principalement utilisé dans les domaines de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage profond, mais il peut également être trouvé dans d'autres domaines tels que la robotique, les jeux informatiques et le génie mécanique[41].

Afin d'appliquer l'algorithme de descente du gradient dans l'apprentissage profond, ou \mathbf{W} est un vecteur de poids.

- On commence par choisir des poids aléatoire pour tous les neurones \mathbf{W}_0 .
- Pour l'itération $n+1$, ses poids $\mathbf{W}(n+1)$ vont être mis a jour par rapport a l'itération précédente par la formule :

$$w_{n+1} = w_n - \alpha \cdot \nabla J(w_n)$$

En utilisant $\nabla J(W)$, qui représente la dérivée partielle de la fonction de coût par rapport à chaque composant du vecteur de poids \mathbf{W} , on peut définir cette expression de la manière suivante :

$$\nabla J(W) = \left[\frac{\partial J}{\partial w_1}, \frac{\partial J}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial J}{\partial w_n} \right]$$

Et avec la valeur \mathbf{Y} , appelée taux d'apprentissage, qui est un paramètre ajustable permettant de déterminer dans quelle mesure le modèle s'adapte au problème. Plus cette valeur est petite, plus les ajustements de poids effectués par le modèle sont petits et plus il nécessite d'entraînements. Si la valeur du taux d'apprentissage est élevée, le modèle effectuera des changements de poids rapides et nécessitera moins d'itérations d'entraînement.

-Le critère d'arrêt peut être défini soit par un seuil à ne pas dépasser (cependant, cette méthode peut être coûteuse en termes de calcul), soit en spécifiant un nombre fixe d'itérations. Il est possible d'augmenter le nombre d'itérations si le résultat souhaité n'est pas atteint[40].

2.4.2 Apprentissage profond

-Définition :

L'apprentissage profond, ou deep learning en anglais, est une approche de l'apprentissage automatique qui a conduit à d'importantes avancées en intelligence artificielle ces

dernières années.

Les modèles de deep learning sont des réseaux de neurones artificiels qui ont plusieurs niveaux (couches), et leur structure devient de plus en plus complexe. Ces modèles peuvent comprendre comment les données sont organisées en différentes hiérarchies, en apprenant des caractéristiques de plus en plus abstraites à chaque niveau.

Le L'avantage majeur de deep learning est de pouvoir apprendre des modèles à partir de vastes ensembles de données, sans avoir besoin de connaissances préalables spécifiques sur le problème à résoudre[42].

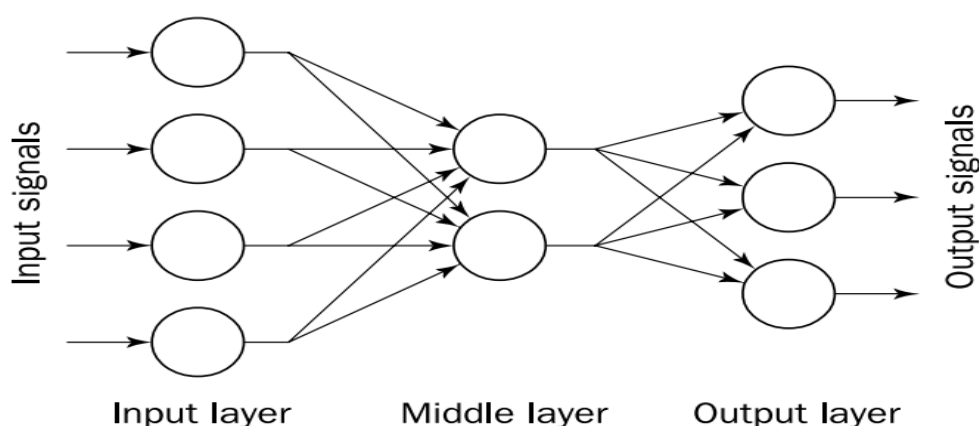


FIGURE 2.8 – Modèle de deep learning [43]

-Classification de l'apprentissage profond :

Il existe trois classes principales en DL en fonction de leurs objectifs de conception :

- Apprentissage profond supervisé : Ils sont utilisés dans le cas où les données disponibles sont étiquetées, qui permet aux modèles de fournir une capacité distinctive pour la classification.
- Apprentissage profond non supervisé : Ils ont pour objectif de capturer les relations complexes des données non étiquetées afin de générer des modèles.
- Apprentissage profond hybride : C'est la fusion des deux types de réseaux mentionnés précédemment, afin que les réseaux profonds non supervisés peuvent offrir une bonne initialisation sur laquelle la discrimination ultérieure peut être construite et examinée[44].

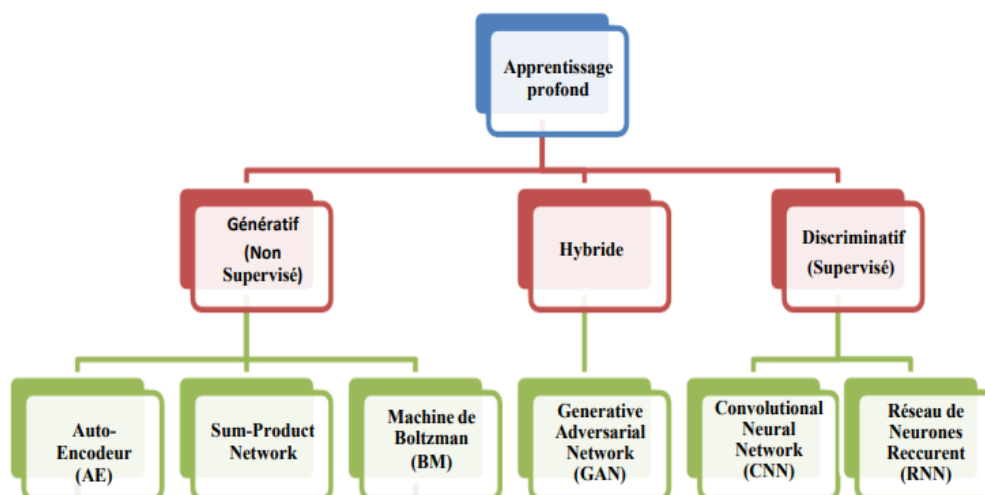


FIGURE 2.9 – Classification de DL [44]

2.4.3 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

-Définition :

Le réseau de neurones convolutionnels (Convolutional neural network ou CNN) est l'une des architectures de deep learning les plus populaires, utilisées pour la classification et la reconnaissance des images, des textes et des sons.

Le CNN effectue trois opérations sur une image pour extraire les informations utiles :

La convolution : permet d'extraire des caractéristiques d'une entrée en appliquant un filtre (calculer la somme pondérée des valeurs des pixels).

Le pooling : il est appliqué après les couches de convolution, Il consiste à diviser la sortie de la couche précédente en régions séparées appelées fenêtres de pooling, et à agréger les informations de chaque fenêtre en une seule valeur de sortie. Les méthodes utilisées pour l'agrégation sont le max pooling et le average pooling. Son objectif est de réduire la taille des données.

La fonction d'activation ReLU[45].

La classification est une approche d'apprentissage supervisé dans laquelle le programme informatique tire des informations des données d'entrée, puis utilise cet apprentissage pour classer les nouvelles données d'observation. La classification d'image

consiste à attribuer une ou plusieurs étiquettes à une image en fonction d'une catégorie prédéfinie suivant un algorithme qui détermine à quelle catégorie appartient l'image.

-Architecture de CNN : L'architecture principale du CNN est elustré dans la figure 2.10 :

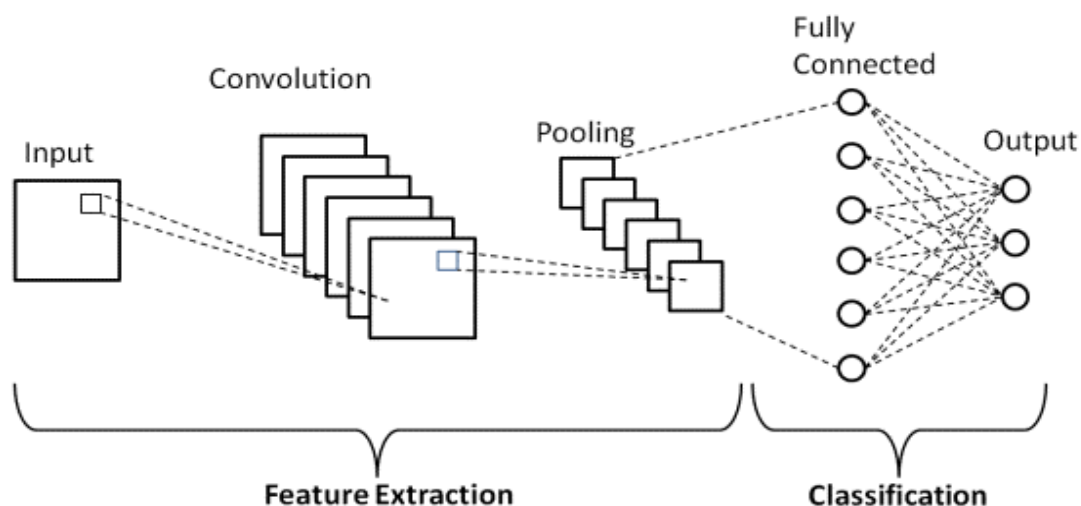


FIGURE 2.10 – Architecture basic de CNN [46]

-Les modèles convolutifs :

— **VGG :**

C'est un réseau de neurones convolutionnels proposés par des chercheurs de l'université d'Oxford. Il est reconnu pour sa simplicité et son efficacité dans la classification d'images, en utilisant des couches convolutives de taille 3x3 empilées les unes sur les autres avec une profondeur croissante. La réduction de taille de volume est gérée par max pooling. Ensuite, il y a deux couche connectées composée de 4096 noeuds, suivies d'un classificateur softmax. il existe le VGG16 et le VGG19, la différence est dans le nombre de couches de poids dans le réseau[47].

La figure 2.11 suivante montre l'architecture du VGG16 et VGG19 :

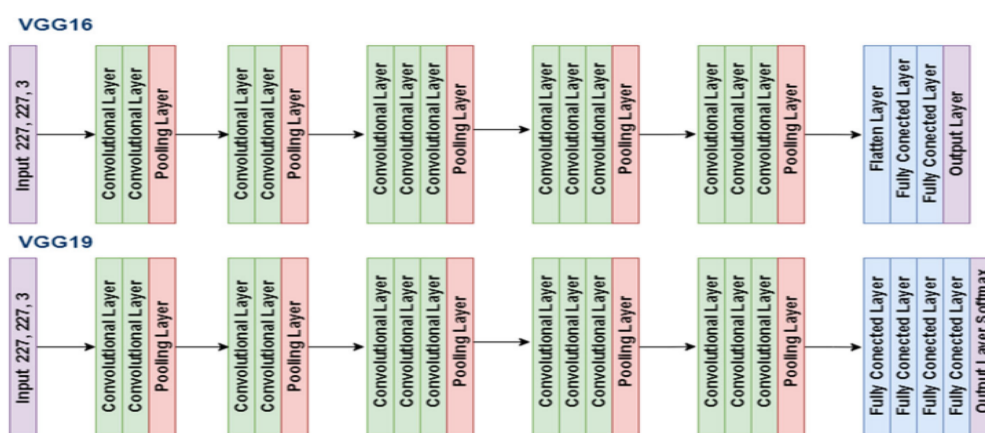


FIGURE 2.11 – L'architecture de VGG16 et VGG19 [48]

— ResNet :

(Residual Network) Contrairement aux architectures de réseau séquentiel traditionnelles, il est plutôt une forme d'architecture "exotique" qui repose sur des modules de micro-architecture (également appelés "network in network architecture") [47].

Il présente des sauts de connexion et l'utilisation de la batch de normalisation. avec l'utilisation d'avg pooling à la fin.

la figure 2.12 suivante présente l'architecture de ResNet50 (pour 50 couches de poids) :

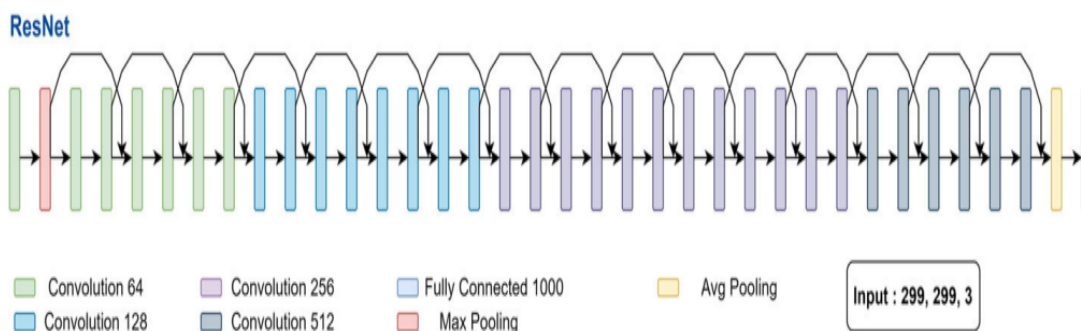


FIGURE 2.12 – L'architecture de ResNet50 [48]

— Xception :

Il a été proposé par le créateur de la bibliothèque Keras, c'est une extension de l'architecture Inception, qui remplace l'Inception standard par des convolutions séparables en profondeur [47].

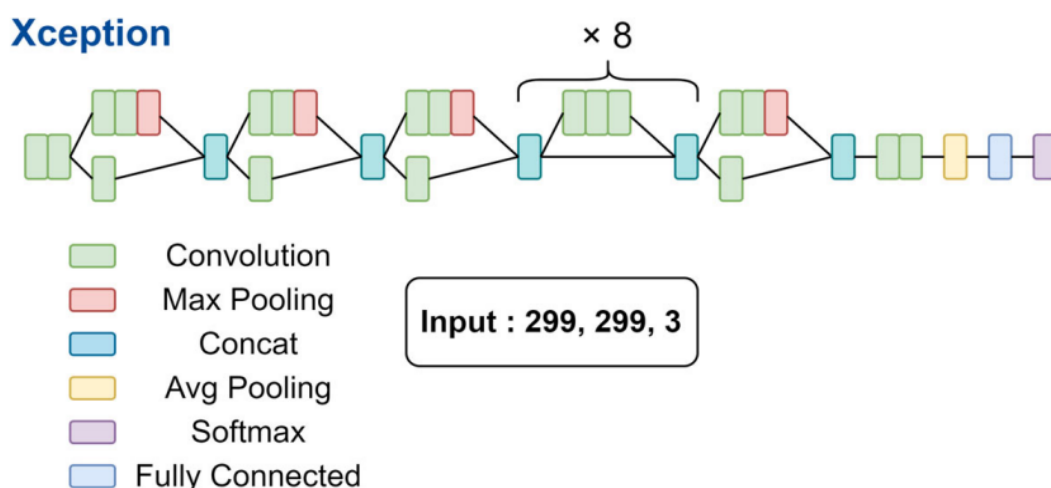


FIGURE 2.13 – L'architecture de Xception [48]

Modèle	Description	Top-1 accuracy	Profondeur
Visual Geometry Group (VGG)	-C'est une architecture CNN profonde à plusieurs couches (layers). -Elle comprend deux architectures, VGG-16 et VGG-19, qui comportent 16 et 19 couches de convolution.	71.3%	16 - 19
ResNet	-ResNet a des centaines de couches. -Il obtient d'excellents résultats -Il existe différentes architectures disponibles avec différents nombres de couches, telles que ResNet-18, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-151, etc.	74.9%-78%	103 - 311
Xception	-Il applique une convolution 1x1. -Chaque tranche de données est filtrée séparément à l'aide de filtres uniques. -Chaque tranche peut être traitée indépendamment.	79%	81
InceptionV3	-Il déploie plus de modules d'inception que Inception-v2. -Il utilise des convolutions factorisées 7 x 7, le lissage des étiquettes (label Smoothing) et un classifieur auxiliaire supplémentaire pour transmettre des informations d'étiquette au réseau.	77.9%	189
EfficientNet	-Il propose une variété de réseaux (B0 à B7). -Il surpasse les performances de pointe avec une efficacité jusqu'à 10 fois supérieure (plus petit et plus rapide).	77.1%-85.7%	132 - 438

TABLE 2.1 – Les modèles pré-entraînés de Keras [49]

La précision top-1 fait référence à la performance du modèle sur l'ensemble de validation d'ImageNet.

La profondeur (depth) fait référence à la profondeur topologique du réseau. Cela inclut les couches d'activation (activation layers), les couches de normalisation par lots (batch normalization layers), etc[49].

- L'apprentissage par transfert :

L'apprentissage par transfert (transfer learning en anglais), implique la réutilisation d'un modèle pré-entraîné pour résoudre un nouveau problème. Cette approche est très prisée dans le domaine du deep learning car elle permet d'entraîner des réseaux neuronaux profonds avec un volume de données faible.

Il vise essentiellement à capitaliser sur les connaissances acquises dans une tâche donnée afin d'améliorer la généralisation dans une autre tâche[50].

Le diagramme de la figure 2.14 présente le concept de l'apprentissage par transfert.

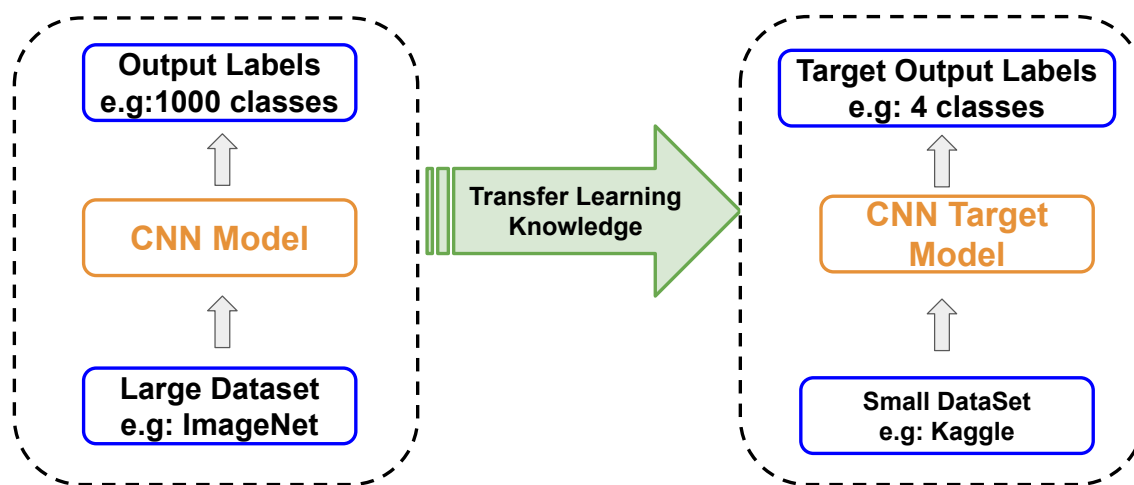


FIGURE 2.14 – Diagramme d'apprentissage par transfert

-Le Fine-Tuning :

Le fine-tuning est une technique d'entraînement qui implique la réutilisation d'architectures de CNN pré-définies et pré-entraînées. Il s'agit d'un processus où l'on ajuste finement certaines couches du réseau afin d'obtenir les résultats désirés. En d'autres

termes, on adapte légèrement les représentations du modèle pré-entraîné pour les rendre plus pertinentes par rapport au problème spécifique. Cela évite d'avoir à créer la structure du réseau neuronal et à l'entraîner à partir de zéro[51].

2.5 Domaine d'application de l'apprentissage profond

L'apprentissage profond est appliqué dans divers domaines tels que :

1. Traitement d'images :

Les systèmes d'IA basés sur le deep learning sont extrêmement performants dans l'analyse d'images. Ils sont largement utilisés dans des domaines tels que l'imagerie médicale pour la détection de maladies, le secteur automobile pour les voitures autonomes, ainsi que dans la reconnaissance faciale sur les smartphones et les plateformes telles que Facebook[52].

2. Assistants vocaux :

Les assistants vocaux populaires tels que Siri, Alexa ou Google Home exploitent également le deep learning pour améliorer leur compréhension du langage et leur vocabulaire. De même, les chatbots utilisent cette technologie pour répondre de manière de plus en plus précise aux différentes demandes des clients[53].

3. La (Cyber)sécurité :

Grâce à leur capacité à détecter les anomalies dans les activités d'un système informatique, les intelligences artificielles basées sur le deep learning sont adaptées à la détection des cyberattaques. De plus, elles constituent un outil efficace pour la vidéosurveillance de sites sensibles tels que les aéroports[52].

4. La médecine :

Grâce à sa capacité à analyser les images avec une précision bien supérieure à celle de l'œil humain, l'intelligence artificielle représente une force dans le domaine médical. Elle permet de distinguer les tumeurs cancéreuses des autres types de tumeurs, ainsi que de détecter des maladies à un stade beaucoup plus précoce qu'auparavant[52].

5. Le marketing :

Concernant les secteurs du marketing et de la vente, ces technologies peuvent être utilisées pour détecter et comprendre les sentiments des clients. En analysant les messages des clients pour évaluer leur niveau de satisfaction, des enseignements précieux peuvent être tirés, permettant ainsi de prévenir les problèmes de satisfaction client et de mettre en place des améliorations[52].

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit les concepts essentielle de l'intelligence artificielle, ses types et ses différentes branches, on a aussi présenté l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond en détails, qui sera utilisée notre étude. le chapitre est clôturer par les domaines d'application de deep learning.

Dans le chapitre qui suit, nous allons présenter quelques travaux sur la maladie d'Alzheimer dans l'intelligence artificiel, en montrant les technique utilisées.

3.1 Introduction

Au cours du chapitre précédent, nous avons présenté l'intelligence artificielle, en décrivant ses différentes catégories et types. Ensuite, nous avons abordé le sujet de l'apprentissage automatique et des réseaux de neurones.

La partie dédiée à l'apprentissage automatique nous avons parlé sur les techniques et les algorithmes les plus utilisés.

La partie dédiée aux réseaux neurones et DL nous avons parlé sur la structure d'un réseau neurone artificielle et les fonctions d'activations, puis nous avons défini l'apprentissage profond ainsi que l'architecture la plus utilisée le CNN et tout ce qui la concerne. A la fin nous avons mentionné quelque domaine d'application de DL.

Dans ce chapitre, nous allons passer en revue les différentes études, recherches et publications existantes sur la maladie d'Alzheimer dans l'intelligence artificielle. Notre objectif est de comprendre les avancées réalisées dans ce domaine, les limites et les défis auxquels font face les chercheurs. Cette étape est essentielle pour déterminer le contexte de notre étude et positionner notre contribution.

3.2 Travaux connexes

Ces dernières années, l'utilisation de l'informatique dans le domaine de la santé s'est répandue, et l'apprentissage automatique a trouvé sa place. Différentes techniques d'apprentissage automatique ont été mises en œuvre dans le secteur de la santé à travers divers pays du monde. L'apprentissage profond a également été utilisé récemment en raison de

la disponibilité considérable de données nécessaires pour entraîner des modèles de réseaux neuronaux. Parmi les applications de l'apprentissage profond figurent le diagnostic et la détection de la maladie d'Alzheimer.

On présente quelques études qui ont exploité les techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond dans le domaine de la MA :

3.2.1 En apprentissage automatique

Étude 01 : SVM non linéaire [53]

-Principe de l'approche :

Le but de cette étude est de prédire et classer les troubles cognitifs précoces les troubles cognitifs avancés et les personnes ayants la maladie d'alzheimer, en utilisant les techniques d'apprentissage automatique.

Le dataset utilisé contient 1167 scans d'IRM (entre 55 et 90 ans).

Voici les méthodes utilisées :

- SVM Non lineaire (RBF Kernel).
- Naive bayesian.
- K-Nearest Neighborhood.
- Les forets aléatoires.
- Les arbres de décisions.
- SVM Linéaire.

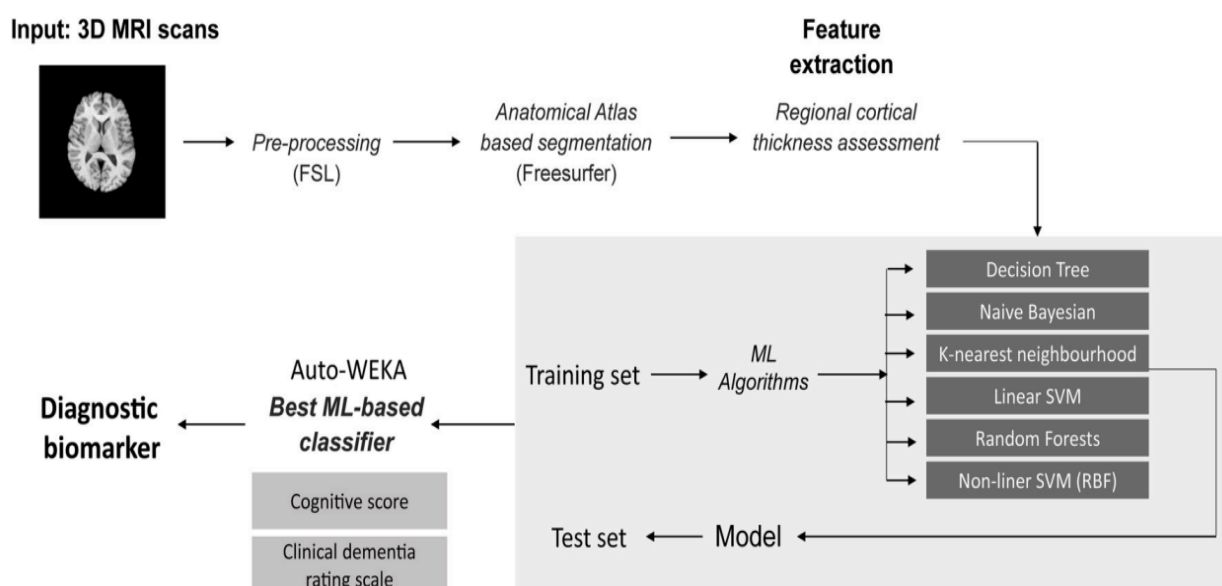


FIGURE 3.1 – Diagramme de l'approche proposée[53]

La figure 3.1 ci-dessus présente le Diagramme schématique de l'étude.

-Résultats obtenus :

Specificity	Sensitivity	F1-score	Overall Accuracy	MCC	ROC AUC	Kappa-statistic	ML Method
0.77	0.75	0.72	0.75	0.71	0.76	0.69	Non-linear SVM
0.69	0.67	0.64	0.68	0.62	0.676	0.61	Naive Bayesian
0.72	0.71	0.67	0.7	0.64	0.697	0.63	K-Nearest Neighborhood
0.74	0.73	0.69	0.73	0.66	0.712	0.65	Random Forest
0.68	0.72	0.66	0.7	0.63	0.697	0.63	Decision Tree
0.75	0.73	0.7	0.74	0.68	0.732	0.67	Linear SVM

TABLE 3.1 – Résultat des différentes méthodes utilisés dans l'étude [53]

Le classificateur SVM Non linéaire utilisant un noyau de fonction de base radiale a montré la plus haute spécificité, sensibilité, F-score, MCC, statistique kappa et ROC AUC avec une précision globale de 75% pour 10 fois par rapport au autres algorithmes. Le tableau 3.1 expose les résultats avec toutes les métriques. Cette étude donne une solution pour le diagnostic dans les premiers stades de la MA en utilisant des approches d'apprentissage automatique.

Étude 02 : ID3, SVM RBF et ANN [54]

-Principe de l'approche :

L'approche présente un multimodèle basé sur l'apprentissage automatique (ML) pour la classification et la détection de la MA.

Les image IRM contiennes des problèmes de bruit et de contraste, donc ils sont prétraitées avec l'algorithme CLAHE, il ameliore la qualité d'image et il est meilleur que d'autres méthodes dans sa capacité à améliorer l'apparence de la mammographie.

Ensuite, les images sont segmentées à laide de l'algorithme K-means. Puis ils sont classées par les algorithme de ML : ANN, ID3 et SVM RBF.

Cette experience utilise la collecte de données qui a été réalisé par OASIS (Open Access Series of Imaging Studies), ce dataset contient 416 échantillons.

La figure 3.2 présente le diagramme de l'experience.

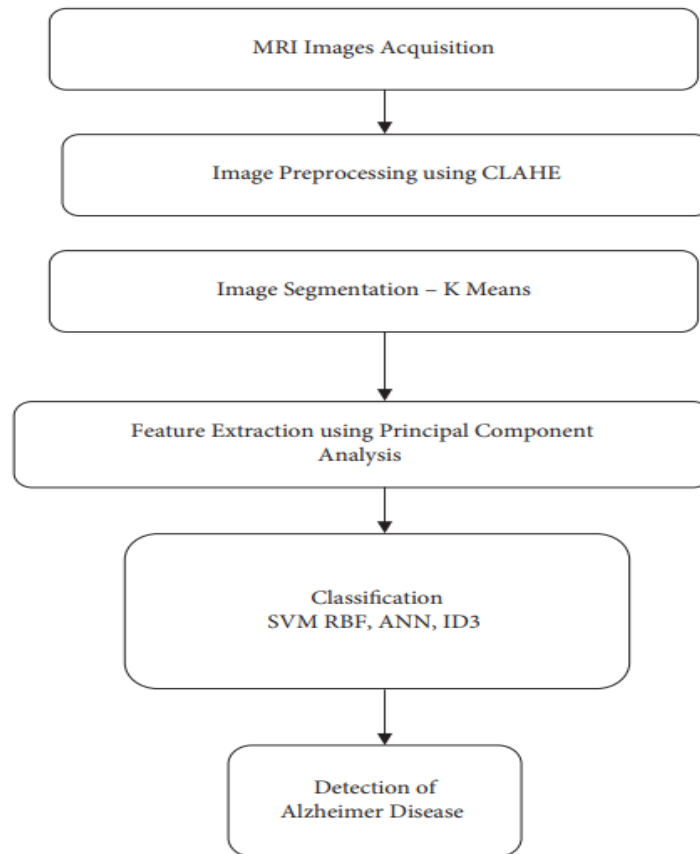


FIGURE 3.2 – Diagramme de l'étude [54]

-Résultats obtenus :

Le classificateur SVM-RBF offre le plus haut niveau d'Accuracy. L'ANN et L'ID3 occupe la deuxième et la troisième place en ce qui concerne la sensibilité, la spécificité, la précision et rappel.

la sensibilité et le rappel de l'algorithme ANN sont supérieurs à ceux des autres classificateurs. SVM-RBF est supérieur aux autres classificateurs en termes de niveau de spécificité.

Ci-dessous est la figure 3.3 qui montre l'accuracy des algorithmes utilisés dans ce travail.

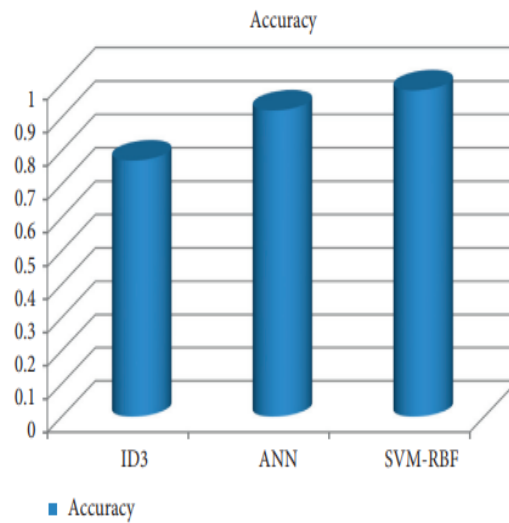


FIGURE 3.3 – L'accuracy des trois algorithmes [54]

Étude 03 : RF, DT, SVM, XGBoost, Voting [55]

-Principe de l'approche :

Ce travail se base sur la prédiction de la maladie d'Alzheimer à un stade précoce à l'aide de modèles d'apprentissage automatique tels que les arbres de décisions, le svm, les forêts aléatoires, gradient boosting et voting. Les prédictions de la MA sont basées sur les données OASIS qu'on peut trouver aussi sur Kaggle.

-Résultats obtenus :

La figure 3.4 suivante présente l'accuracy obtenue par tous les modèles :

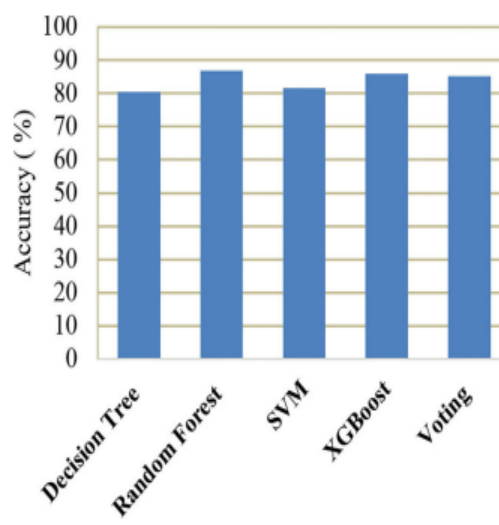


FIGURE 3.4 – Résultats d'accuracy [55]

Le travail montre de meilleurs résultats avec la meilleure précision moyenne de validation 83%.

3.2.2 En apprentissage profond

Étude 01 : CNN, Transfert learning [56]

-Principe de l'approche :

Cette étude se base sur les réseaux neurones convolutifs avec le VGG16, le ResNet50 et l'AlexNet comme modèles d'apprentissage par transfert (Transfert learning), le but de l'approche est la classification de la maladie d'Alzheimer en utilisant des images IRM afin de pouvoir la classer en 4 classes (Démence légère, Démence modérée, Non-dément et Démence très légère).

cette étude a utilisé une dataset de 6400 images avec les dimensions (227x227).

l'approche exploite le transfert d'apprentissage pour éviter le Over fitting.

-Résultats obtenus :

Dans cette expérience, 6400 images prises à partir de Kaggle chacune séparés dans la gravité des groupes d'Alzheimer. Les données sont divisées en données d'entraînement 75 % (375 images) et les données de test 25 % (125 images), le tableau ci-dessous affiche les différents paramètres calculés à partir de différents résultats des tests de modèles. Voici un tableau 3.2 qui montre les résultats obtenus :

Classificateur	Accuracy 2	précision	rappel	F1 score
CNN	88.89%	82.23%	86.36%	78.34%
VGG16	85.07%	73.19%	63.60%	68.06%
ResNet50	75.25%	56.56%	43.78%	79.41%
AlexNet modifié	95.70%	91.90%	92.30%	94.70%

TABLE 3.2 – Les résultats de l'étude de CNN [56]

Les résultats montrent que l'accuracy la plus élevée du modèle est à 95.70% par l'Alex-Net modifié.

Étude 02 : 3D-CNN [57]

-Principe de l'approche :

Dans ce travail, ils ont proposés un des réseaux neurones convolutifs en 3 dimensions (3D-CNN) pour identifier la MA et classifier son stade, en utilisant les images IRM.

Les CNN en 3D (3D-CNN) sont des réseaux de neurones spéciale pour traiter des données brutes à deux dimensions, comme des images, dans le but de décrire leurs propriétés et de réduire le nombre de paramètres de configurations.

La figure 3.5 suivante présente l'achitecture de CNN en 3D.

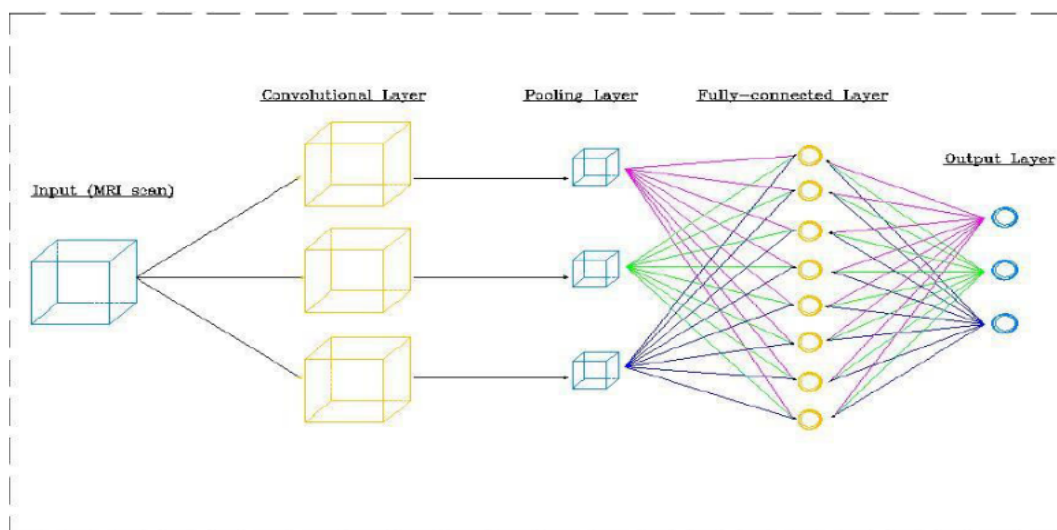


FIGURE 3.5 – L'architecture de 3D-CNN [57]

Le dataset utilisé dans cette approche est ADNI dataset des images IRM : 955 patients avec MA probable, 835 patients avec MCI et 1223 HC). Donc la classification se fait pour 3 classe AD, MCI et HC, chaque une a inclus trois mesures : entraînement, validation et le test.

MCI = mild cognitive impairment (trouble cognitif léger).

HC = healthy controls (en santé).

Le schéma des différentes étapes suivis dans cette approche est montré dans la figure 3.6 suivante :

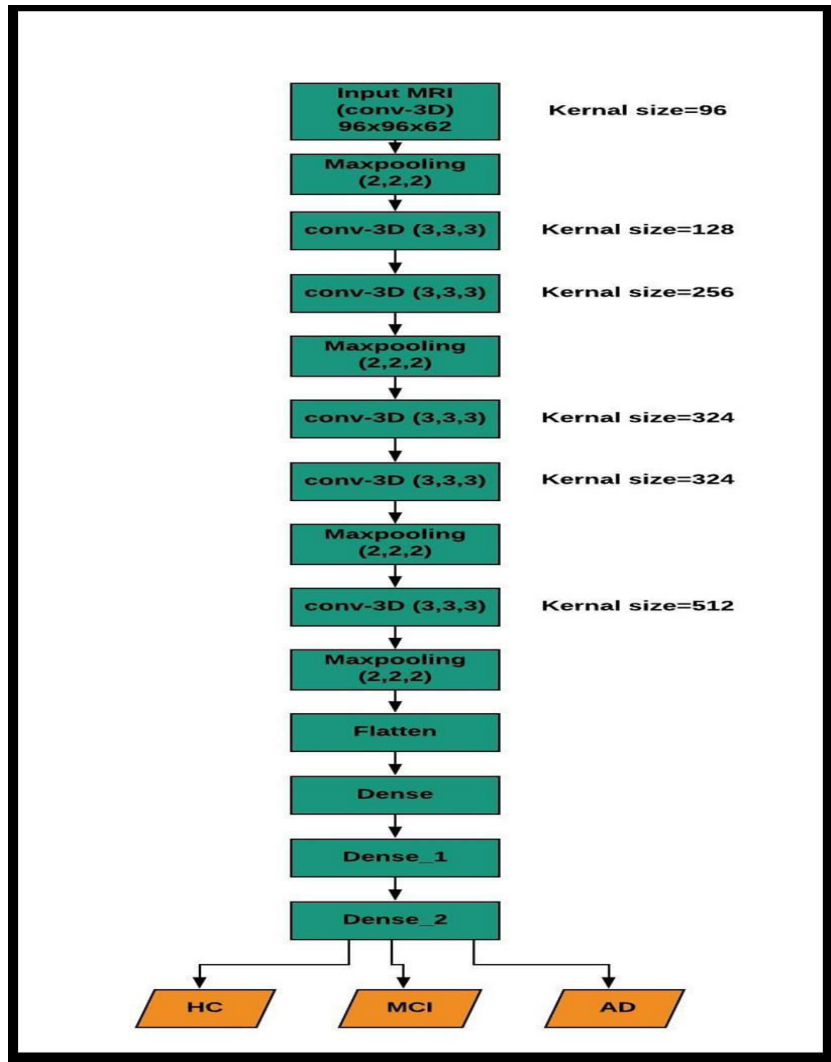


FIGURE 3.6 – Schéma fonctionnel d’approche proposée [57]

-Résultats obtenus :

Un résumé des résultats expérimentaux est présenté dans le tableau 3.3 ci-dessous :

Class	precision	recall	f1-score	accuracy	support
CN	0.78	0.92	0.84	0.92	159
MCI	0.76	0.80	0.78	0.80	157
AD	0.91	0.70	0.79	0.69	153

TABLE 3.3 – Les résultats de l’étude de 3D-CNN[57]

Le résultat du modèle est obtenu avec une accuracy de 92%, sachant qu’il a pris 9 heures d’entraînement sur Google Colab.

Étude 03 : CNN [58]**-Principe de l'approche :**

Dans cette étude, ils ont proposé un réseau neurone convolutif profond qui est capable d'identifier la maladie d'alzheimer et classer le stade de la maladie. le diagnostic est a partir des images IRM.

Le réseaux qu'ils ont présenté est un ensembles de trois réseaux de neurones convolutifs avec des configurations différentes.

Le dateset utilisé est de OASIS, avec 416 échantillons.

-Résultats obtenus :

Les auteurs de cette étude ont comparé leurs résultats avec différent modèles d'entraînement sur les problèmes de detection ou de calssification de la MA.

ce travail éteint une accuracy de 93%.

Étude 04 : CNN, VGG16, VGG19 [59]**-Principe de l'approche :**

Ce travail, propose une méthode basée sur l'apprentissage profond pour la détection et la classification de la maladie d'alzheimer a partire des images IRM.

Ils ont utilisé le CNN et l'apprentissage par transfert avec les modèles VGG16 et VGG19. Sur une dataset composé de 4 classes d'images (Mild demented, Moderate demented, Non-demented, et Very mild demented) de Kaggle.

-Résultats obtenus :

Le tableau suivant présente les résultats obtenue par ce travail 3.4

Model	accuracy	precision	recall	f1-score	AUC
CNN	75%	50%	50%	50%	78%
VGG16	80%	60%	59%	59%	83%
VGG19	80%	60%	60%	60%	82%

TABLE 3.4 – Les résultats de l'étude 04 [59]

L'accuracy du premier modèle CNN est de 75,01%, celle du deuxième modèle VGG16 est de 80,10% et celle du troisième modèle VGG19 est de 80,28%. Ce qui indique que le travail est moins intéressant que les autres approches.

Étude 05 : ResNet50, DenseNet169 [60]**-Principe de l'approche :**

Le modèle proposé dans cette recherche suggère une solution basée sur l'apprentissage profond utilisant les architectures CNN DenseNet-169 et ResNet-50 pour le diagnostic et la classification de la maladie d'Alzheimer.

Le modèle proposé classe la maladie d'Alzheimer en non-démence, démence très légère, démence légère et démence modérée.

Le modèle proposé a été évalué à l'aide d'un ensemble de données open source de la plate-forme Kaggle qui contient des analyses d'imagerie par résonance magnétique (IRM).

-Résultats obtenus :

Les valeurs de précision de entraînement et de test pour DenseNet-169 sont de 0,977 et 0,8382, tandis que les valeurs de précision pour ResNet-50 étaient de 0,8870 et 0,8192. Le modèle proposé est utilisable pour l'analyse et la classification en temps réel de la maladie d'Alzheimer.

L'utilisation d'apprentissage profond dans la détection de la MA est très vaste, le tableau 3.5 suivant présente plus de travaux dans le DL :

Auteurs	Modalité	Dataset	Taille d'échantillon	Architecture DL	Classifieur	Accuracy
Weiming Lin et al (2018)	MRI	ADNI	188 MA, 229 NC et 401 MCI	CNN	Softmax	79.9%
Yechong Huang et al (2019)	MRI et PET	ADNI	1355 MA 1506 CN	3D-CNN	Softmax	90%
S.Sambath Kumar et al (2019)	MRI et PET	ADNI	51 MA, 252 MCI et 228 NC	3D-CNN	Softmax	70%
Alexander Khvostikov et al (2018)	MRI et DTI	ADNI	48 MA, 108 MCI et 58 NC	3D-CNN	Softmax	95%

TABLE 3.5 – Travaux connexes sur la classification de la MA en utilisant DL [57]

Le tableau 3.6 suivant résume toutes Les approches qu'on a cité dans ce chapitre :

Article	Année	Dataset	Technique	Accuracy
Ms.Heta Acharya et al [56]	2021	Kaggle dataset	CNN, Transfert learning	95.70%
Sarah A. Soliman et al [57]	2020	ADNI dataset	3D-CNN	92%
V.P. Subramanyam Rallabandi et al [53]	2020	ADNI (ADNI-1, ADNI-2 et ADNI-GO)	Non linear SVM	75%
Fatemah H. Alghamedy et al [54]	2022	OASIS	SVM RBF, ID3, ANN	90%
Jyoti Islam et al [58]	2018	OASIS	CNN, inceptionV3, ResNet	93%
C. Kavitha et al [55]	2022	OASIS, Kaggle	RF, DT, SVM, XGBoost, Voting	83%
Adhigana Priyatama et al [59]	2023	Kaggle	CNN, VGG16, VGG19	80.28%
Waleed Al Shehri [60]	2021	Kaggle	DenseNet-169, ResNet-50	88.7%

TABLE 3.6 – Travaux connexes

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons référé à quelque travaux et techniques réalisées pour le diagnostic de la maladie d'Alzheimer que ce soit en DL ou en ML.

le chapitre suivant inclura notre travail en détails, y compris les outils utilisés et les résultats obtenus.

CHAPITRE 4

APPROCHE PROPOSÉE ET PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter notre approche pour la détection de la MA en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle (apprentissage profond). En commençant d'abord par une description de la base de données puis nous allons décrire les logiciels et les bibliothèques utilisés, à la phase du pré-traitement, terminant par l'implémentations des modèles et la discussion des résultats obtenues qui sera basé sur la comparaison entre la base de données équilibrées et non équilibrées.

4.2 L'approche proposée

Pour l'élaboration de notre étude, nous avons utilisé la technique de l'apprentissage profond afin de classifier la maladie d'alzheimer selon des stades appropriés en utilisant la base de données disponible sur Kaggle [61]. Pour rendre la vision plus claire, on a procédé comme le montre l'approche 4.1 suivante :

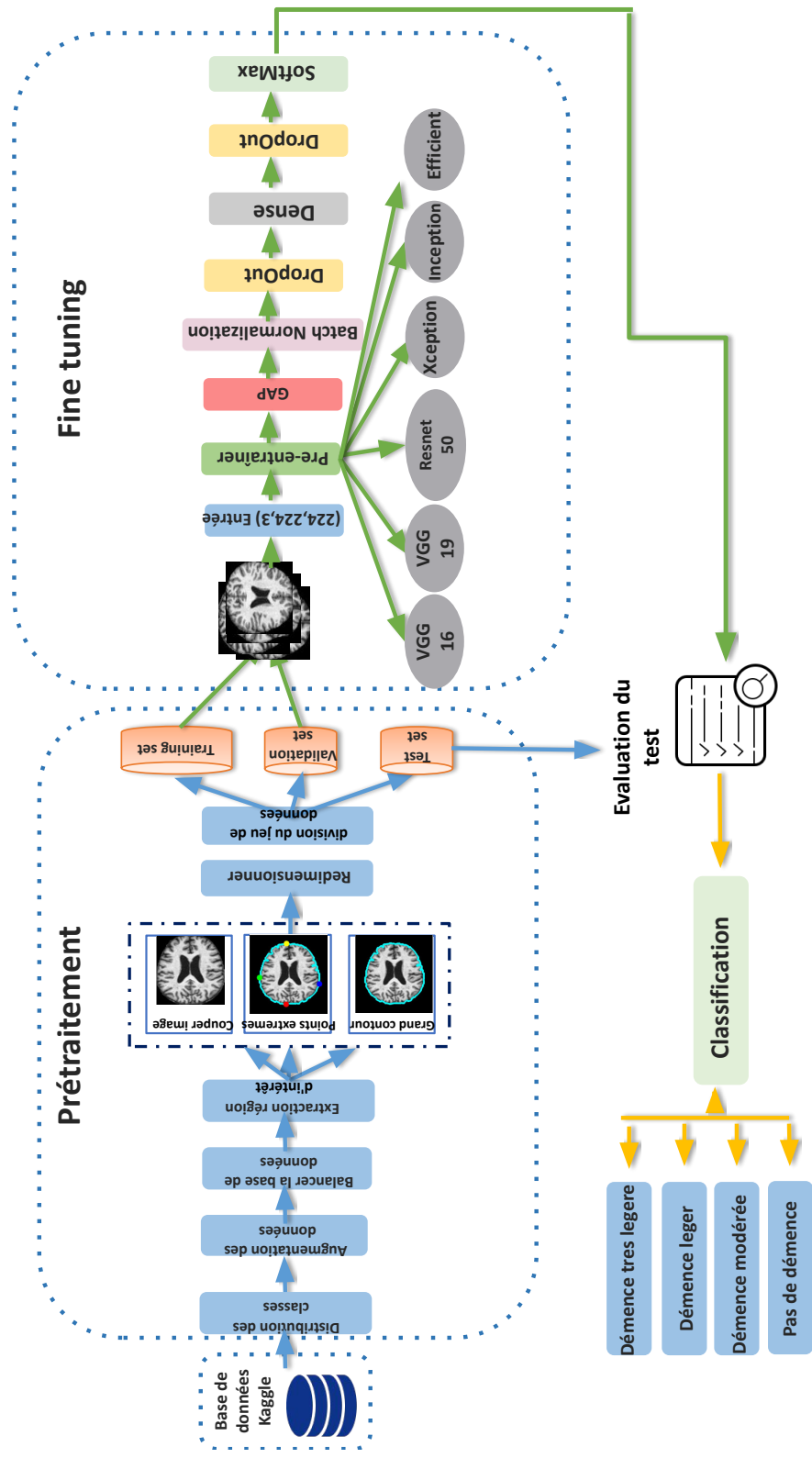


FIGURE 4.1 – Approche proposée

4.3 Environnement de développement

Matériel :

Notre travail est réalisé sur un ordinateur dont la configuration est la suivante :

- **CPU** : Intel Core i7 7600U CPU @ 2,80 GHz.
- **RAM** : Taille 08 Go.
- **GPU** : Intel HD Graphics 620.

Logiciel :

- **Google Colab**

Google Colab est une plateforme de développement et d'exécution fournis par Google, techniquement c'est une version hébergé dans le Cloud de jupyter notebook, aide les développeurs d'écrire, exécuter et même de partager du code python directement par le biais du navigateur avec un accès gratuit a l'infrastructure informatique puissante comme le CPU, GPU et la RAM.

- **Jupyter notebook**

Jupyter Notebook est un environnement interactif de développement basé sur le Web, qui offre une plateforme pour travailler avec des blocs-notes, du code et des données. Les utilisateurs peuvent personnaliser et organiser leurs flux de travail dans plusieurs domaines. Son architecture modulaire encourage également l'ajout d'extensions pour étendre et améliorer ses fonctionnalités.[62]

4.3.1 Langage de programmation

- **Python**

Python est un langage de programmation très puissant et facile à apprendre. Il présente des structures de données avancées et performantes, il adopte la programmation orientée objet. C'est un langage parfait pour la création de scripts et pour le développement rapide d'applications dans de divers domaines comme l'apprentissage profond et le data science.

4.3.2 Bibliothèques de Python

— **Tensorflow**

TensorFlow est une plateforme open-source axée sur le déploiement de modèles en production, offrant une multitude d'outils, de bibliothèques et de ressources dédiés à l'apprentissage automatique. Que ce soit sur des serveurs, des appareils périphériques ou sur le web.

— **Keras**

Keras est l'API la plus utilisée pour les réseaux de neurones artificiels, selon le classement de Kaggle. Elle offre une expérience utilisateur optimale grâce à des API simples qui réduisent les actions fréquentes des utilisateurs.

— **Numpy**

Numerical Python, il s'agit d'une bibliothèque open source en Python largement utilisée. Elle présente une grande utilité pour réaliser des calculs mathématiques et statistiques en Python. Elle excelle particulièrement dans les opérations de multiplication de matrices et de tableaux multidimensionnels.

— **OpenCV**

OpenCV (Open Computer Vision) est une bibliothèque graphique qui a été créée par Intel. Elle est principalement dédiée au traitement d'images, qu'il s'agisse de photographies ou de vidéos.

Elle est compatible avec la plupart des systèmes d'exploitation et est disponible pour les langages Python, C++ et Java.

4.4 Description de la base de données utilisé

Dans ce mémoire, Nous avons utilisé la base de données disponible sur le site Kaggle [61]. L'ensemble des données contient en total 6400 images IRM cérébrales avec une résolution de 128*128 pixels on format JPG. Chaque image est étiquetée selon la gravité de la Démence en 4 classes :

- Pas de démence (Non Demented).
- Démence très légère (Very Mild Demented).
- Démence légère (Mild Demented).
- Démence modérée (Moderate Demented).

Ce que vous pouvez voir dans la figure 4.2 suivante :

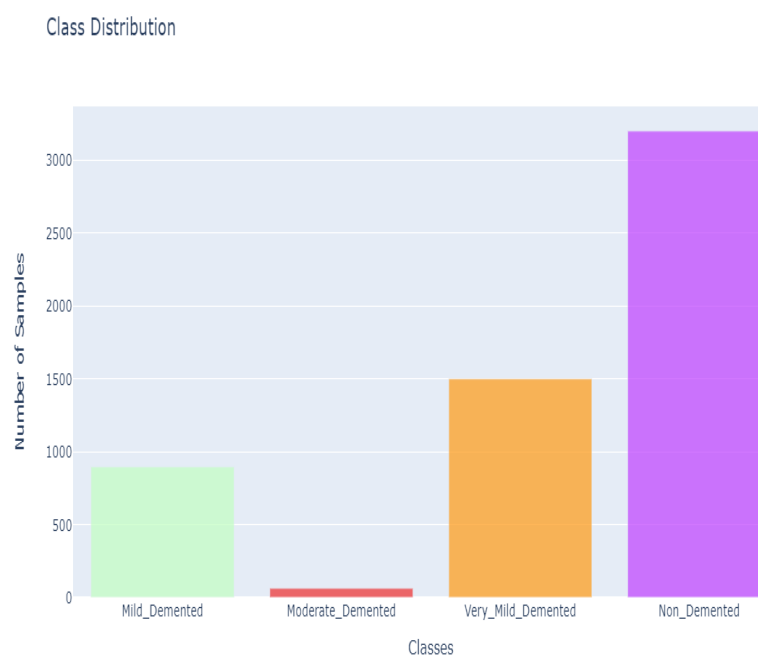


FIGURE 4.2 – Dataset importée

Les caractéristiques de patient tel que l'âge, sexe sont inconnus, et tous autres données les concernées n'est fournis. Ainsi que la source des données reste anonyme. Comme On peut présenter des exemples d'images IRM ci-dessous 4.4.

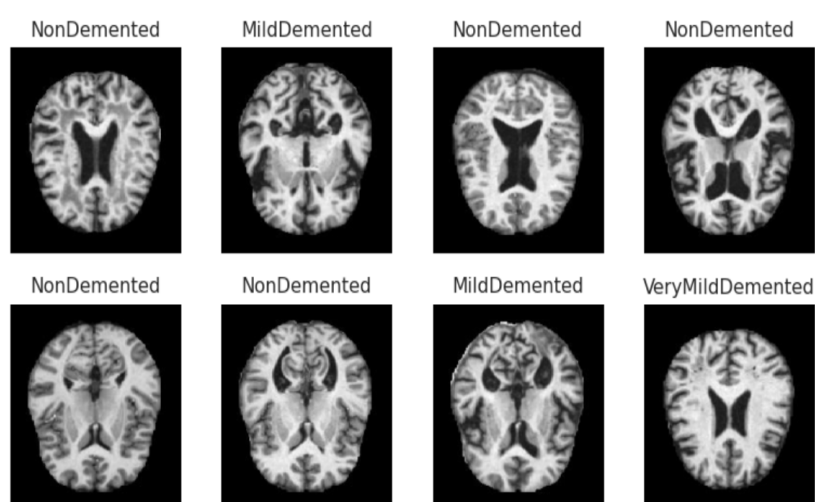


FIGURE 4.3 – Échantillons d'images IRM

4.5 Pré-traitement des images IRM

La phase de pré-traitement de données est cruciale lors de n'importe quel modèle de deep learning. Elle consiste à unifier la taille des flux de données, ajouter des copies artificielles, elle consiste également à la réduction des bruits et extraire la région d'intérêt (que nous allons voir prochainement dans le chapitre) en but d'améliorer la performance et la validité des modèles.

La figure présente le procédé et les étapes de cette phase :

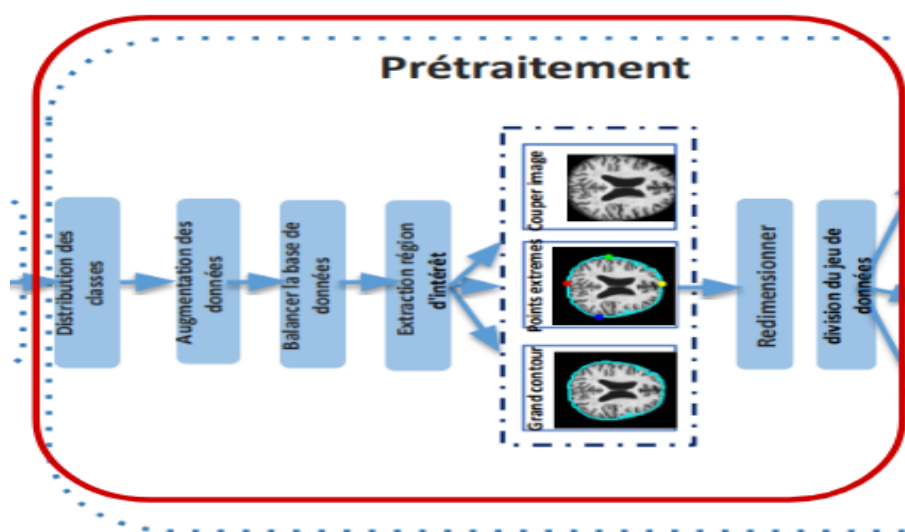


FIGURE 4.4 – La phase de pré-traitement

4.5.1 Distribution des classes

Parmi les problèmes majeurs dans les bases de données biomédicales c'est que les données ne sont pas équilibrées en raison de la sensibilité et de la nature des données. Certaines données médicales y compris celles liées à la MA sont limitées en termes de confidentialité et d'informations personnelles.

Comme le présente dans 4.2, les classes de démence légère (mild Demented) avec 64 échantillons et 896 échantillons de démence modérée (moderate demente) qu'ils ont été représentés des minoritaires par rapport aux autres. D'autre part on a une classe très majoritaire qui représente les sujets sains "Pas de Démence" avec 2560 provoquant un déséquilibre marqué.

Ce problème peut avoir un impact sur la performance et la précision des données. En outre, les modèles deviennent incapables de reconnaître ou classer les instances minoritaires en raison du manque d'exemples.

Pour examiner l'impacte d'avoir un dataset mal balancé, on a procédé deux scénarios (dataset équilibré et l'autre laissé tel qu'il est) afin de comparer les deux parties et constater résultats final.

Dans les deux cas on a mis les mêmes conditions du pré-traitement d'images qui construit de augmentation des données, l'extraction du la région d'intérêt, le redimensionnement. Mais seulement l'étape d'équilibrage qui est conçu que par la première partie (dataset équilibrer).

4.5.2 Augmentation des données

Notre objectif final est la classification des multi-classes ou ces derniers sont mal équilibrés, pour surmonter ce problème d'insuffisance ont appliquons l'augmentation des données.

Cette technique est utilisée pour accroître la quantité de données en créent un ensemble de données artificiel légèrement modifiés de l'ensemble de données d'origine.

Alors dans notre cas on a procédé à une augmentation des données en appliquant des transformations sur les images dans les deux classes minoritaires comme suit :

- Retournement aléatoire horizontalement et verticalement.
- Rotation aléatoire entre -15 degré et +15 degré.
- Décalage aléatoire horizontalement et verticalement jusqu'à 5% de leur taille.

La figure 4.5 suivante montre la previsualisation de l'application AD ou chaque image a subi une ou plusieurs transformations.

Augemented Images

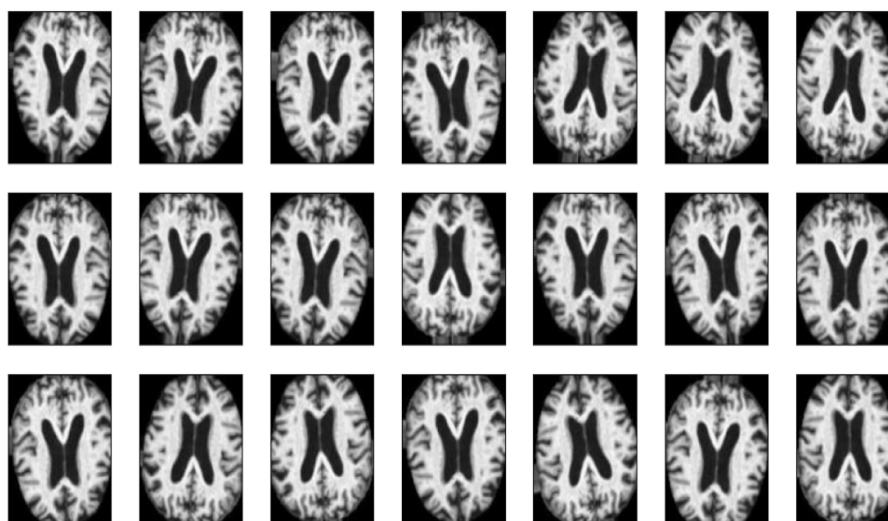


FIGURE 4.5 – Augmentation des données sur notre dataset

4.5.3 Balancer la base de données

Nous permettons ainsi d'équilibrer nos classes en évitant le sur-apprentissage de la classe majoritaire "pas de démence" (Non demented), pour cela on a procédé à choisir la moyenne totale du dataset comme étant un nombre d'équilibrage de jeu de données. Ou chaque classe a 1500 images IRM par l'application des suppressions aléatoires dans les classes majoritaires, ainsi que l'augmentation de données par rapport aux données minoritaires.

4.5.4 Extraire la région d'intérêt (ERI)

On peut remarquer que presque dans toutes les images il y a des espaces indésirables au tour du squelette cérébrale (région noire), ce qui signifie de faire plus de calculs négligeables durant l'apprentissage. Pour cela on extrait la région d'intérêt qui permet d'éliminer la zone non pertinente et laisse uniquement la zone d'intérêt afin d'améliorer la qualité et l'analyse des données.

Dans ce travail, on a recadré les images à l'aide de la bibliothèque OpenCV selon les étapes suivantes :

- Conversion de l'image en gris.
- Application du flou Gaussien.
- Seuillage de l'image pour obtenir une image binaire.
- La suppression des bruits par application d'une série d'érosion.

- Recherche des contours.
- Trouver les points extrêmes.
- Rencadrage des images en utilisant les points extrêmes.

Le processus d'images recadrées à chaque étape est visualisé sur la figure 4.6 suivante :

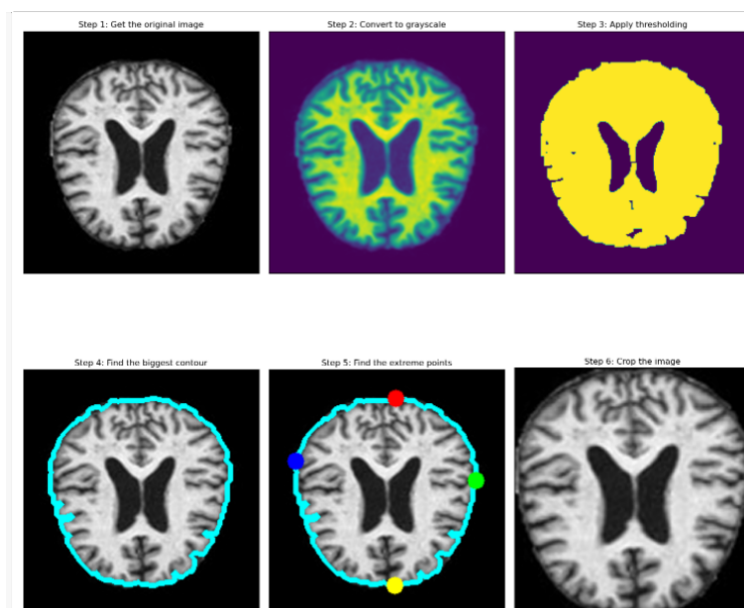


FIGURE 4.6 – Processus de recadrage

4.5.5 Redimensionnement

Après l'augmentation des données et l'extraction des régions d'intérêt nous arrivons à des images de différente largeur et hauteur. Il est recommandé de les redimensionner à une hauteur et une largeur égales pour obtenir des résultats optimaux.

Il est également souhaitable de redimensionner les images de manière à ce qu'elles ne perdent pas leurs informations importantes ou ne dégradent pas leur qualité. Par suite, on a les redimensionner à la taille et du canal de (224,224,3). La raison spécifique de choisir cette taille est que la plupart des modèles proposés l'utilise dans son architecture comme couche d'entrée (224*224).

4.5.6 Division de jeu de données

Puisque notre dataset est brute, la division des données est primordiale durant l'opération de DL.

Les images sont repartis aléatoirement pour training set, test set et validation set par une division du pourcentage fixe. Et vu qu'on a travaillé sur deux dataset (équilibré et non équilibré), le premier scénario (équilibré) est résumer dans le tableau 4.1 suivant :

classe	Ensemble en (%)	Nombre d'images
Entraînement	80%	4800
Validation	10%	600
Test	10%	600

TABLE 4.1 – Distribution des échantillons

Pour le deuxième scénario (non équilibré) la division des données est la suivante :

classe	Ensemble en (%)	Nombre d'images
Entraînement	80%	6330
Test	10%	1740
Validation	10%	1740

TABLE 4.2 – Distribution des échantillons pour dataset non équilibré

4.6 Implémentation

En raison de la taille limitée des données et de la puissance de calcul de l'équipement disponible, l'entraînement d'un modèle à partir de zéro peut être difficile et peu pratique. C'est pourquoi nous avons opté pour l'utilisation des modèles pré-entraînés et la technique d'apprentissage par transfert.

Pour sélectionner le modèle pré-entraîné le plus approprié à notre étude on suit la littérature des modèles existants comme nous l'avons vu préalablement dans le chapitre précédent. On se basant aussi sur des travaux récents, essentiellement les travaux

La phase du Fine tuning

Nous avons fait un bon nombre d'expérimentations où on a utilisé une série de modèles pré-entraînés (VGG16, VGG19, Resnet50, Exception, Inception, Mobilenet).

Dans l'étape du fine-tuning dans notre workflow, lors de la création de notre modèle. On a essayé plusieurs couches afin d'améliorer (accuracy) nous avons atteint à formuler la description montrée dans la figure [4.7].

Nous avons créé notre modèle selon l'aspect séquentiel ce qui nous permet de construire des modèles couche par couche, mais sans les concevoir.

Par conséquent on a utilisé le flux de travail suivant pour le transfert d'apprentissage :

- Créer une instance d'un modèle de base et charger les poids pré-entraînés.
- Désactiver l'apprentissage (freeze) de toutes les couches du modèle de base en les définissant comme non entraînaables (trainable = False).
- Construire un nouveau modèle séquentiel en utilisant la sortie d'une ou plusieurs couches du modèle de base.
- Entraîner le nouveau modèle sur notre ensemble de données.

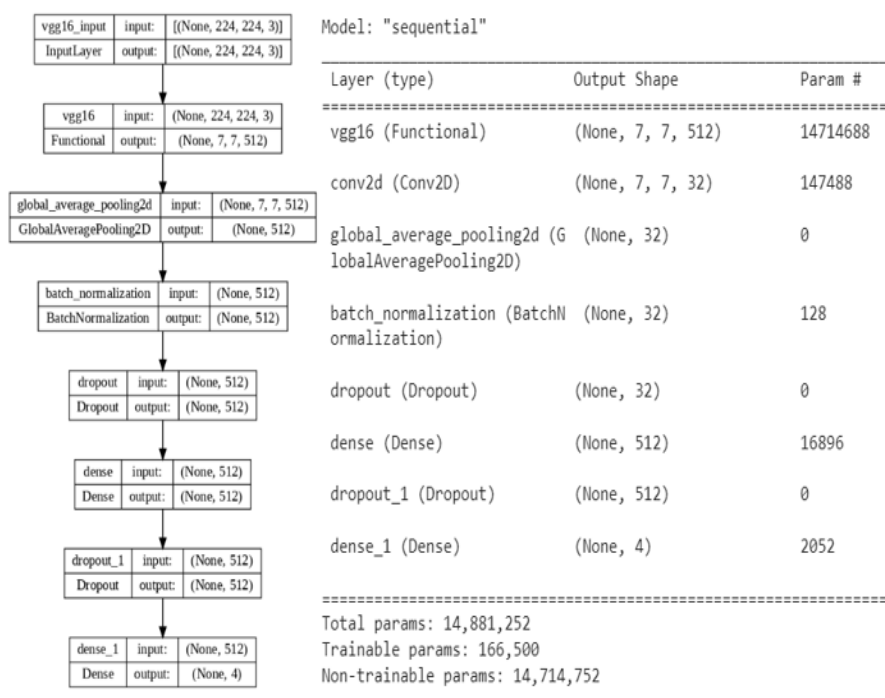


FIGURE 4.7 – Architecture de VGG16

La réalisation de notre réseau de neurones a été conçue à l'utilisation des techniques de Global Average Pooling (GAP) ou Global Max Pooling (GMP). Il s'agit d'un processus de pooling qui remplace les couches entièrement connectées dans les CNN en créant une carte de caractéristiques (feature map) pour chaque classe correspondante des tâches de catégorisation. La sortie, qui est le maximum ou la moyenne cependant à l'utilisation de GMP ou GAP, En suite on ajoute une couche de normalisation. puis une couche dropout et du couche dense. Finalement une couche de classification avec l'activation du softmax.

Dans ce tableau 4.3, nous avons décrit en détails notre choix d'optimiser, les nombres

d'épochs utiliser durent le training et tous les autre hyper paramètres.

La couche Globale pooling 2D La couche Dropout	GAP/GMP 0.2/0.3
Optimiser Learning rate	Adam 0.01/0.001/0.0001
Loss function	categorical crossentropy
Métrique Nombre d'époches Nombre d'étapes par époque	accuracy 100/50 25

TABLE 4.3 – Les paramètres du Fine tuning

4.7 Résultat et Discussion

4.7.1 La phase du training

On a suivi la méthode d'entraînement expliquée plus haut sur les six modèles pré-entraînés (VGG16, VGG19, ResNetv2-50, Xception, Inception, MobileNet) et on a obtenu les résultats suivants 4.4 :

Modèle	Accuracy	Loss
ResNetV2-50	100%	0.0003
VGG16	100%	0,009
VGG19	100%	0,006
Inception	99%	0.0224
Xception	97%	0.029
MobileNet	88%	0.291

TABLE 4.4 – Résultat du training dans la distribution équilibré

Également pour le dataset déséquilibrer, on a sélectionné le modèle ayant les meilleurs résultats. Pourtant la même méthodologie qui a été suivie dans le cas de l'utilisation du CNN en tant qu'extracteur de caractéristiques en supprimant les couches de classification mise à la fin. Les résultats du training est résumé dans le tableau 4.5.

Modèle	Accuracy	Loss
ResNetV2-50	92%	0.196
VGG16	62%	0.745
VGG19	63%	0.777
Inception	51%	1.008
Xception	56%	0.853
MobileNet	58%	0.8314

TABLE 4.5 – Résultat du training dans la distribution Déséquilibré

On remarque clairement qu’avec la distribution de la classification mal équilibrée est nettement plus complexe et les résultats sont inférieurs à ceux retrouvés avec la distribution balancer dans tous les modèles.

On peut observer qu’on a aussi de meilleurs résultats avec ResNetV2-50, VGG16 et VGG19 vis-à-vis a les autres modèles dans les deux scénarios, avec une accuracy parfaite de 100% respectivement dans la première distribution 4.4. Ansi que dans la deuxième distribution d’accuracy 92% 62% et de 63% 4.5 .

On peut aussi remarquer que loss est bien diminuer lors de l’entraînement dans la première distribution 4.4 essentiellement avec le modèle Inception du loss 1.008 a 0,0224. Parmi les trois meilleurs modèles pré-entraînés (ResNet, VGG16, VGG19), on a choisi de présenté les graphes du modèle VGG19 :

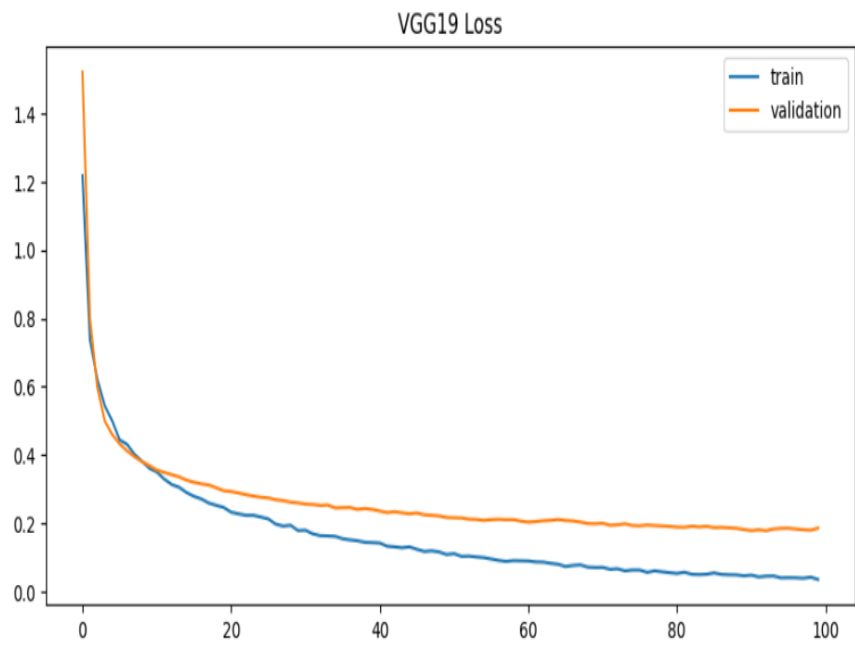


FIGURE 4.8 – Loss Obtenue

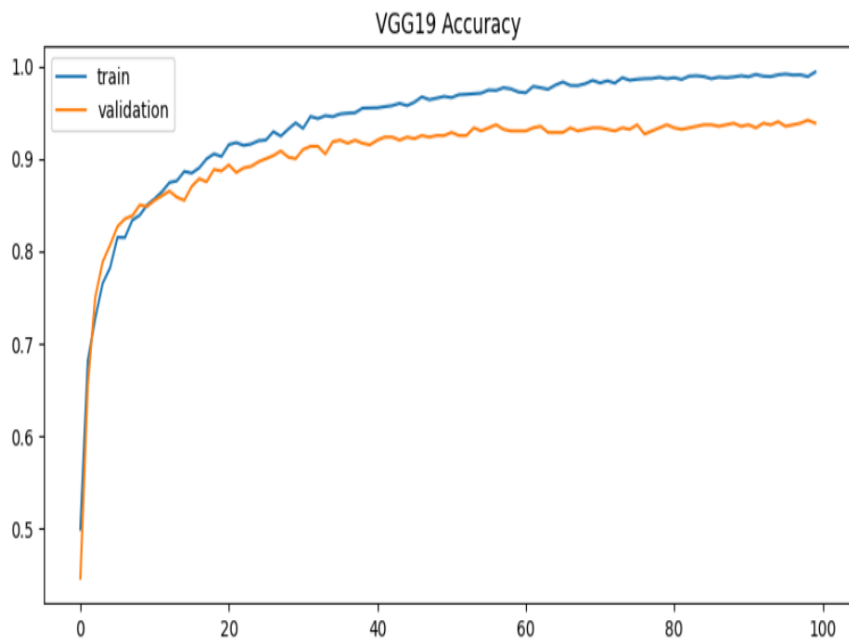


FIGURE 4.9 – Accuracy obtenue

4.7.2 La phase de test

Les Métriques utilisées :

Dans le domaine de classification, Il existe plusieurs métriques pour évaluer la qualité d'un modèle, afin de garantir la fiabilité des résultats.

Par conséquent on va opter accuracy, recall, précision et f1 score comme métriques qu'ils sont calculer a la base des valeurs du la matrice de confusion (true positif, true negative, false positive, false negative)

Accuracy :

Cette métrique est couramment employée dans les problèmes de classification pour évaluer la précision d'un modèle. Elle calcule le pourcentage de prédictions correctes.

$$\text{Accuracy} = (\text{VP} + \text{VN}) / (\text{VP} + \text{VN} + \text{FP} + \text{FN})$$

VP = Vrais positifs.

VN = Vrais négatifs.

FP = Faux positifs.

FN = Faux négatifs.

Rappel :

C'est une mesure de performance pour évaluer la capacité d'un modèle à identifier avec précision les exemples positifs d'une classe donnée. C'est le rapport entre le nombre de vrais positifs (true positives) et la somme des vrais positifs et des faux négatifs (false negatives).

$$\text{Rappel} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FN})$$

Précision :

Mesure le pourcentage d'exemples positifs correctement classés parmi tous les exemples identifiés comme positifs par le modèle.

$$\text{Précision} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FP})$$

F1 Score :

C'est une métrique pour évaluer la performance de classification, elle résume la précision et le recall en une seule mesure.

$$\text{F1 score} = 2*(P*R)/(P+R)$$

Évaluation du test : Dans la phase du test, nous avons pris l'équivalent 10% pour le test set sur les deux scénarios proposes. Les tableaux 4.6, 4.5 représentent respectivement les performances atteintes par les différents modèles pré-entraînés que'on a testé suivant la distribution du dataset équilibrée et non équilibrée

Modèle	Accuracy	Recall(AVG)	precision	F1 score
ResNetV2-50	93.5%	93.5%	93.80 %	93.49 %
VGG16	92.66%	92.66%	92.63%	92.64 %
VGG19	93.66%	93.66%	93.80%	93.68 %
Xception	85.5%	85.5%	85.82%	85.51%
Inception	89%	89%	89.12%	88%
MobileNet	78.5%	78.5%	78.89%	78.52 %

TABLE 4.6 – Résultat du test dans la distribution équilibré

Modèle	Accuracy	Recall(AVG)	precision	F1 score
ResNetV2-50	93.16%	93.16%	93.27 %	93.11%
VGG16	70.05%	70.05%	70.23%	68.85 %
VGG19	62.06%	62.06%	66.37%	62.55%
Xception	57.18%	57.18%	60.52%	57.40%
Inception	53.79%	53.79%	51.99 %	51.39%
MobileNet	56.14%	56.14%	62.06%	55.54%

TABLE 4.7 – Résultat du test dans la distribution non équilibré

On constate que les trois modèles (ResNet, VGG16, Vgg19) reste les meilleures résultats durant la phase test au niveaux du dataset équilibrer 4.6. Également pour la deuxième distribution 4.7. On peut observer qu'on a ici aussi, de meilleurs résultats avec VGG19 vis-à-vis des cinq autres modèles avec une accuracy de 93.66% et de 93.80% de précision, ce qui nous permet de présenter des exemples sur les matrices du confusion

Pour le dataset équilibré :

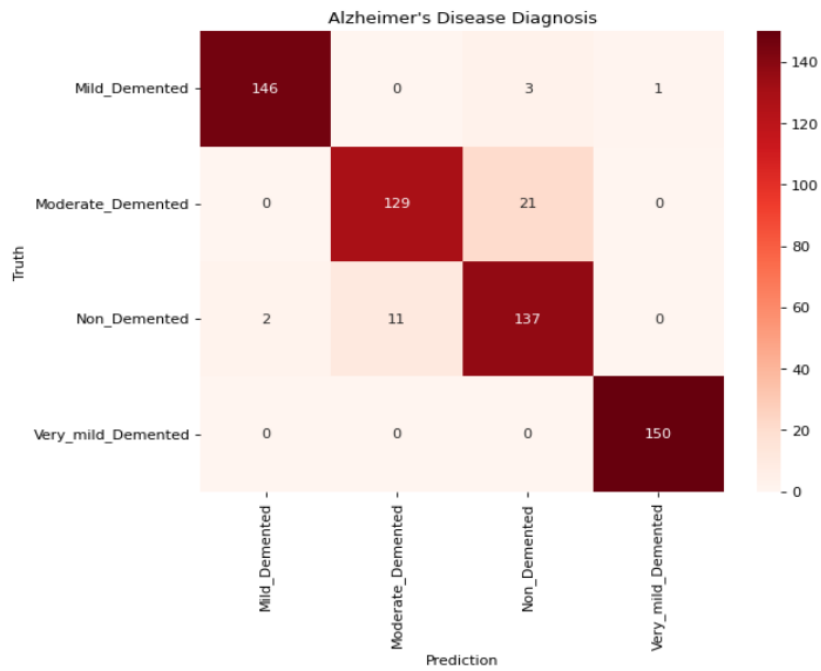


FIGURE 4.10 – Matrice de confusion VGG19

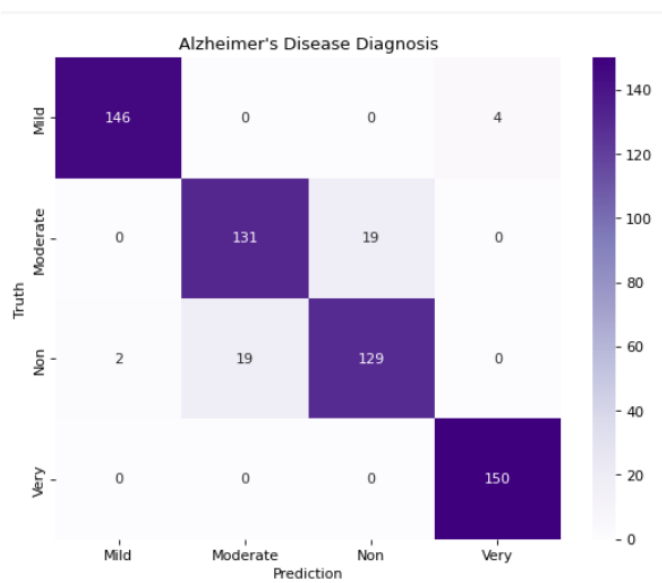


FIGURE 4.11 – Matrice de confusion VGG16

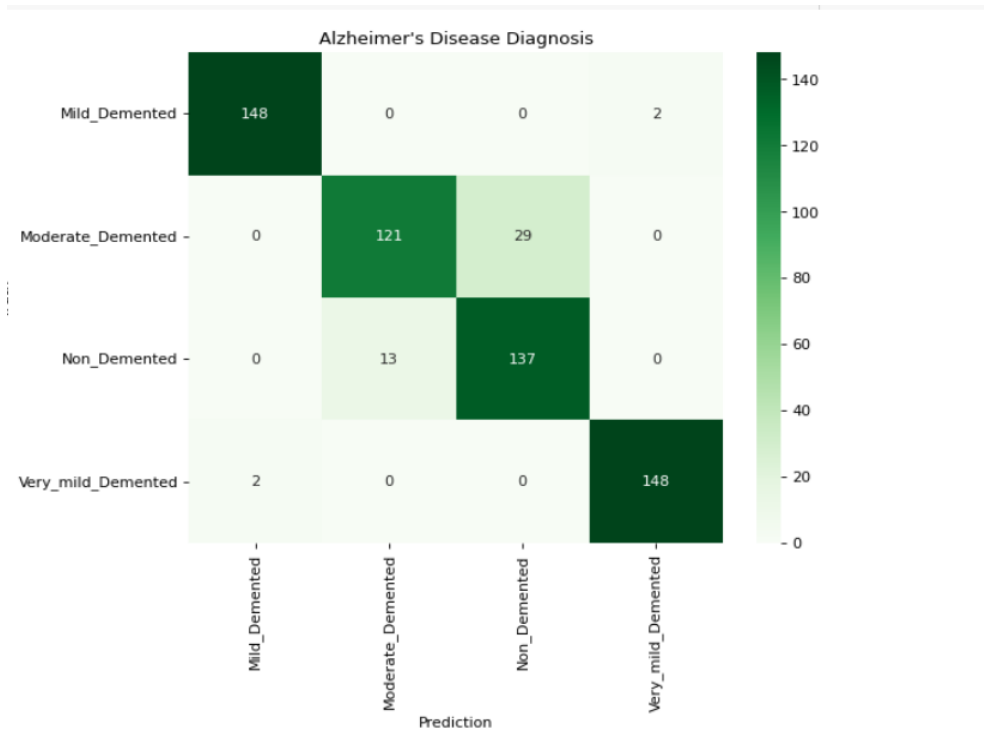


FIGURE 4.12 – Matrice de confusion du ResNETv2-50 dataset équilibré

Pour le dataset non équilibrée :

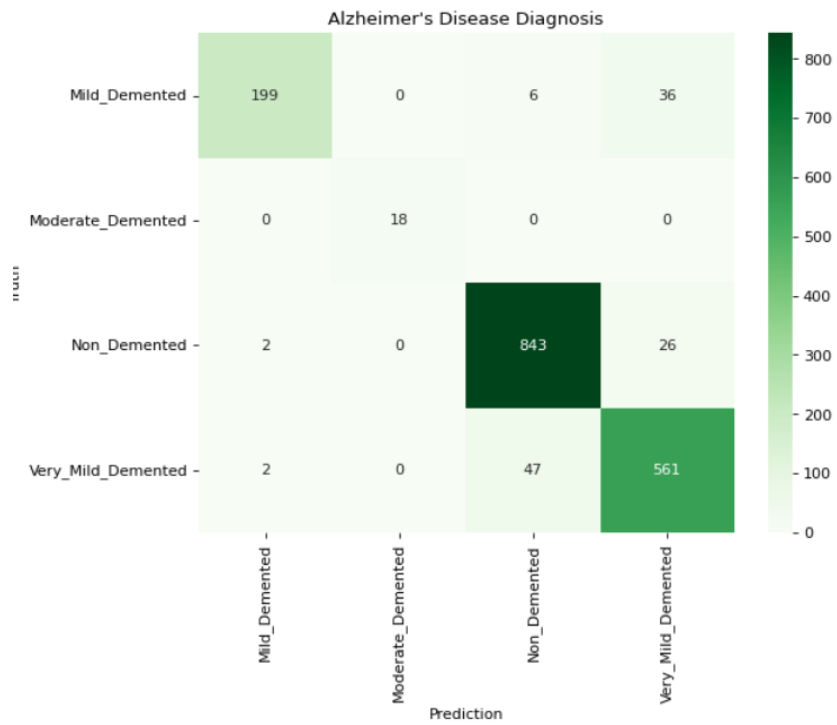


FIGURE 4.13 – Matrice de confusion ResNetv2-50 non équilibré

On peut observer clairement qu’il y’a une grande différence entre la matrice du confusion équilibrer et non équilibrer.

Les classes de la matrice du confusion équilibrer est beaucoup mieux que les classe de la matrice du confusion non équilibrée.

Comparaison avec les travaux connexe :

Etude	Technique	Dataset	Accuracy
Jyoti Islam et al [58]	CNN, Inception-v3, ResNet	OASIS	93%
Sarah A. Soliman et al [57]	3D-CNN	ADNI	93%
Waleed Al Shehri [60]	DenseNet-169, ResNet-50	Kaggle	88.7%
Adhigana Priyatama et al [59]	CNN, VGG16, VGG19	Kaggle	80.28%
Notre approche	ResNet-50, VGG16, VGG19, Xception, Inception, MobileNet	Kaggle	93.66%

TABLE 4.8 – Tableau comparatif avec les travaux connexes

Le tableau 4.8 montre une comparaison entre notre approche et les travaux connexes récentes.

Lorsque nous comparons nos résultats à ces études précédentes, nous observons que nous avons obtenu de meilleurs résultats et on a utilisés plus de modèles.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté notre contribution par rapport a la détection de la maldie d’Alzheimer a partir de la base de donnes Kaggle [61], en utilisant les technique du deep learning on particulier les réseaux de neurones. Nous avons ainsi comparait les deux distribution équilibrées et non équilibrées afin de conclure que dans la matrice de confusion équilibrer on peut déterminer rapidement si une classe spécifique est correctement prédite, nommions dans la matrice du confusion non équilibrer l’extraction du performance est plus complexe.

CONCLUSION ET PERSPEVTIVE

La maladie d'Alzheimer est l'une des maladies les plus graves au monde, elle touche des millions de personnes dans le monde et ce nombre ne fait qu'augmenter à travers les années ce qui incite les équipes de recherches du monde entier à travailler dans le combat contre cette maladie.

Dans ce mémoire on a retracé notre contribution dans ce combat par l'utilisation de l'intelligence artificielle en particulier l'apprentissage profond (CNN) sur la base de donnée importé de Kaggle. Nous avons deviser notre contribution sur deux aspects afin du comparer entre les données équilibrées et les données non équilibrées. Dans les deux cas on a mis les mêmes conditions du pré-traitement d'images qui construit de augmentation des données, l'extraction du la région d'intérêt, le redimensionnement sur six modèles pré-entraînés (ResNet50, VGG16, VGG19, Xception, Inception et MobileNet). On obtient que le modele vgg19 est le meilleur performance avec une accuracy de 93.66% en comparant avec les récentes travaux connexes. La comparaison entre les matrices de confusion équilibrer et non équilibrer est largement déférente en terme de la visualisation.

Bien-sûr ce travail représente une aide au diagnostique représente que la première pierre dans un long combat contre cette maladie, parmi les perspectives éventuelles en vu de l'évolution de ce projet on peut mentionner :

- Utiliser d'autres modèles et améliorer l'accuracy de ceux déjà testés.
- Collecter un dataset réel des cliniques locale, et utiliser des images IRM 3D.
- Programmer une interface utilisateur (front end).
- Proposer notre propre réseaux de neurones.
- Généralisation de ce modèle au vu de la séparation entre les patients atteints d'Alzheimer et d'autres patients atteints d'autres pathologies cérébrales : Parkinson, brain tumor, etc.

- [1] Qu'est-ce que la maladie d'Alzheimer? (n.d.). Société Alzheimer Du Canada. <https://alzheimer.ca/fr/au-sujet-des-troubles-neurocognitifs/quest-ce-que-la-maladie-dalzheimer>
- [2] Définition et chiffres de la maladie d'Alzheimer - comprendre les enjeux. (2022, October 18). Fondation Recherche Alzheimer. <https://alzheimer-recherche.org/la-maladie-alzheimer/quest-maladie-dalzheimer/definition-et-chiffres/>
- [3] Fichier :Maladie Alzheimer1.jpg — Wikipédia. (2011, November 5). [https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Fichier :Maladie Alzheimer1.jpg](https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Fichier:_Maladie_Alzheimer1.jpg)
- [4] De Futura, L. R. (n.d.). Maladie d'Alzheimer : qu'est-ce que c'est? Futura. <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/medecine-maladie-alzheimer-3606/>
- [5] La maladie d'Alzheimer. (n.d.). Mon Site. <https://machine-neuroad.weebly.com/la-maladie-dalzheimer.html>
- [6] Causes et facteurs de risque de la maladie d'Alzheimer. (2022, December 8). Fondation Recherche Alzheimer. <https://alzheimer-recherche.org/la-maladie-alzheimer/quest-maladie-dalzheimer/facteurs-de-risques>
- [7] Larochelle, V. (2020, March 12). Quelle est la différence entre Alzheimer et démence? - Eugeria. <https://info.eugeria.ca/quelle-est-la-difference-entre-alzheimer-et-demence/>
- [8] Boumali Larbi – Tous savoir sur la maladie d'Alzheimer
- [9] Myron F. Weiner, Anne M. Lipton. (2009). The American Psychiatric Publishing textbook of Alzheimer disease and other dementias. Washington, DC :American Psychiatric Pub.
- [10] British Medical Association. (2002). The british medical association illustrated medical dictionary. Dorling Kindersley.

-
- [11] Gao S. Hendrie H. C. Hall K. S. & Hui S. (1998). The relationships between age sex and the incidence of dementia and alzheimer disease : a meta-analysis. Archives of General Psychiatry.
- [12] Les causes de la maladie d'Alzheimer — Vaincre Alzheimer. (2021, July 21). Fondation Vaincre Alzheimer. <https://www.vaincrealzheimer.org/la-maladie/causes/>
- [13] Les traitements de la maladie d'Alzheimer — Vaincre Alzheimer. (2021, August 27). Fondation Vaincre Alzheimer. <https://www.vaincrealzheimer.org/la-maladie/traitements/>
- [14] OUANAS Houdham et KOUIDRI Yacine(2020). Classification de la maladie d'Alzheimer à l'aide de l'apprentissage statistique. mémoire de master en informatique , Université de M'sila.
- [15] Principales techniques de l'imagerie médicale. (n.d.). Index Santé. <https://www.indexsante.ca/chroniques/284/imagerie-medicale.php>
- [16] Seifer. (n.d.). Reddit - Dive into anything. https://www.reddit.com/r/coolguides/comments/gpi60d/types_of_scans/
- [17] Imagerie cérébrale : percer les mystères du cerveau. (n.d.). Fondation Pour La Recherche Médicale. <https://www.frm.org/nos-publications/innovation-et-sante/imagerie-cerebrale-percer-les-mysteres-du-cerveau>
- [18] Goulam, R. (2023, February 9). Imagerie par résonance magnétique (IRM) : définition, utilité et déroulement. Femme Actuelle. <https://www.femmeactuelle.fr/sante/actes-medicaux/imagerie-par-resonance-magnetique-irm-definition-utilire-et-deroulement-2128526>
- [19] Anejunevoro, V. J. (2021). Sténose carotidienne : examen du cerveau par IRM ou scanner. Carotide.com. <https://www.carotide.com/examen-du-cerveau-irm-cerebrale-scanner-cerebral/>
- [20] imagerie par résonance magnetique (IRM). (n.d.). https://www.info-radiologie.ch/resonance_magnetique.php
- [21] De Futura, L. R. (n.d.-a). Intelligence artificielle : qu'est-ce que c'est? Futura. <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/>
- [22] Boris Barraud.(2019) L'intelligence de l'intelligence artificielle. L'intelligence artificielle –Dans toutes ses dimensions, L'Harmattan.

-
- [23] Natural Language Processing (NLP) : Définition et principes. (2023, March 13). Formation Data Science — DataScientest.com. <https://datascientest.com/introduction-au-nlp-natural-language-processing>
- [24] Admin. (n.d.). Robotique - Qu'est-ce que c'est, définition et concept - 2021 - Économie-Wiki.com. Economy-Pedia.com. <https://economy-pedia.com/11035942-robotics>
- [25] Pitpitt. (n.d.). Système expert — DataFranca. Datafranca.org. https://datafranca.org/wiki/Syst%C3%A8me_expert
- [26] Qu'est-ce que la Computer Vision ? — IBM. (n.d.). <https://www.ibm.com/ca-fr/topics/computer-vision#:~:text=La%20vision%20par%20ordinateur%20est,sur%20la%20base%20de%20ces>
- [27] Qu'est-ce que le Machine Learning ou apprentissage automatique ? (2021, December 22). Intelligence Artificielle & Data Analytics. <https://ia-data-analytics.fr/machine-learning/>
- [28] Maurice, B. (2018). Les différents types d'apprentissage. Deeply Learning. <https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/les-differents-types-dapprentissage/>
- [29] Talend. (n.d.). Machine learning : définition et fonctionnement. Talend - a Leader in Data Integration & Data Integrity. <https://www.talend.com/fr/resources/what-is-machine-learning>
- [30] Azencott, C. (2022). Introduction au Machine Learning - 2e éd. Dunod.
- [31] GeeksforGeeks. (2023). Classification vs Regression in Machine Learning. GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/ml-classification-vs-regression/>
- [32] Issarane, H. (2019, March 1). Le Clustering : Définition et Top 5 Algorithmes - BrightCape. BrightCape. <https://brightcape.co/le-clustering-definition-et-implementations/>
- [33] Introduction au Reinforcement Learning (apprentissage renforcé) avec AWS RoboMaker — Amazon Web Services. (2021, January 16). Amazon Web Services. <https://aws.amazon.com/fr/blogs/france/introduction-au-reinforcement-learning-apprentissage-renforce-avec-aws-robomaker/>
- [34] Martaj, N., & Mokhtari, M. (2010). Réseaux de neurones.
- [35] Figure : Structure d'une cellule nerveuse - Manuels MSD pour le grand public. (n.d.). Manuels MSD Pour Le Grand Public.

- <https://www.msmanuals.com/fr/accueil/multimedia/figure/structure-dune-cellule-nerveuse>
- [36] Claude Touzet. (1992). LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME.
- [37] Thilakarathne, H. (2017, November 8). Artificial Neural Networks with Net# in Azure ML Studio. NaadiSpeaks. <https://naadispeaks.blog/2017/11/08/artificial-neural-networks-with-net-in-azure-ml-studio/>
- [38] Maurice, B. (2018b). Fonction d'activation. Deeply Learning. <https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonction-dactivation/>
- [39] BEN LAZREG Mohsen. Recherche de l'information dans les réseaux de neurones convolutifs pré-entraînés. Ecole de technologie supérieure université du quebec, 02-10-2020.
- [40] Michelucci, U. (2018). Applied Deep Learning : A Case-Based Approach to Understanding Deep Neural Networks. Apress.
- [41] Kwiatkowski, R. (2022, July 13). Gradient Descent Algorithm — a deep dive - Towards Data Science. Medium. <https://towardsdatascience.com/gradient-descent-algorithm-a-deep-dive-cf04e8115f21>
- [42] Heaton, J. (2017). Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville : Deep learning. Genetic Programming and Evolvable Machines.
- [43] Negnevitsky, M. (2005). Artificial Intelligence : A Guide to Intelligent Systems. Pearson Education.
- [44] BABAALI, B., & LAIB ,H. (2018-2019). Approche basée sur l'apprentissage profond pour la détection d'intrusion réseau. Projet de fin d'études pour Diplôme de Master en Informatique. Université Yahia Fares – Medea.
- [45] Vancappel, K., & Vancappel, K. (2023). Deep Learning : le Réseau neuronal convolutif (CNN). Business & Decision. <https://fr.blog.businessdecision.com/tutoriel-deep-learning-le-reseau-neuronal-convolutif-cnn/>
- [46] Gurucharan, M. (2022). Basic CNN Architecture : Explaining 5 Layers of Convolutional Neural Network. upGrad Blog. <https://www.upgrad.com/blog/basic-cnn-architecture/>
- [47] Rosebrock, A. (2021, June 17). ImageNet : VGGNet, ResNet, Inception, and Xception with Keras - PyImageSearch. <https://pyimagesearch.com/2017/03/20/imagenet-vggnet-resnet-inception-xception-keras/>

-
- [48] Boudouh, S. S., & Bouakkaz, M. (2023). Breast cancer : toward an accurate breast tumor detection model in mammography using transfer learning techniques. *Multimedia Tools and Applications*.
- [49] Team, K. (n.d.). Keras documentation : Keras Applications. <https://keras.io/api/applications/>
- [50] Donges, N. (2019). What Is Transfer Learning? Exploring the Popular Deep Learning Approach. *Built In*. <https://builtin.com/data-science/transfer-learning>
- [51] What Is Fine-Tuning and How Does It Work in Neural Networks? (n.d.). <https://blog.pangeanic.com/what-is-fine-tuning>
- [52] Retengr. (2021, March 5). Deep Learning : définition, applications, avantages et inconvénients. *Retengr*. <https://www.retengr.com/2021/01/22/deep-learning-definitions-applications-avantages-inconvenients/>
- [53] Rallabandi, V. P. S., Tulpule, K., & Gattu, M. (2020). Automatic classification of cognitively normal, mild cognitive impairment and Alzheimer’s disease using structural MRI analysis. *Informatics in Medicine*.
- [54] Alghamedy, F., Shafiq, M., Liu, L., Yasin, A., Khan, R., & Mohammed, H. (2022). Machine Learning-Based Multimodel Computing for Medical Imaging for Classification and Detection of Alzheimer Disease.
- [55] Kavitha, C., Mani, V., Srividhya, S. R., Khalaf, O. I., & Romero, C. (2022). Early-Stage Alzheimer’s Disease Prediction Using Machine Learning Models. *Frontiers in Public Health*, 10.
- [56] Acharya, H., Mehta, R., & Kumar Singh, D. (2021). Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning.
- [57] Soliman, S. A., El-Dahshan, E. A., MSalem, A., & El-Dahshan. (2020). Predicting Alzheimer’s Disease with 3D Convolutional Neural Networks.
- [58] Islam, J. & Zhang, Y. (2018), Brain MRI analysis for Alzheimer’s disease diagnosis using an ensemble system of deep convolutional neural networks, *Brain Informatics*.
- [59] Priyatama, A., Sari, Z., & Azhar, Y. (2023). Deep Learning Implementation using Convolutional Neural Network for Alzheimer’s Classification. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 7(2), 310–217.
- [60] Shehri, W. A. (2022). Alzheimer’s disease diagnosis and classification using deep learning techniques. *PeerJ*, 8, e1177.

-
- [61] Alzheimer MRI Preprocessed Dataset. (2022, March 27). Kaggle.
<https://www.kaggle.com/datasets/sachinkumar413/alzheimer-mri-dataset>
- [62] Project Jupyter. (n.d.). Home. <https://jupyter.org/>