République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Dr. Yahia Fares - Médéa

Faculté des **S**ciences
Département de Mathématique et d'Informatique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Système d'Informatique

Spécialité : Ingénierie des Systèmes et Technologie du Web

Classification de la maladie d'Alzheimer à partir d'images IRM à l'aide de L'apprentissage profond

---

Dirigé par :
Dr. Abdoun Nabil Mohammed

Préparé par :
Melle Loudjdi manel
Melle Azizi Imane

Année Universitaire 2023-2024

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire.
En premier lieu, nous remercions chaleureusement notre encadreur, Dr. Abdoun Mohammed Nabil, pour sa guidance précieuse, ses critiques constructives et son soutien tout au long de ce projet. Sa rigueur intellectuelle et sa bienveillance ont été essentielles à l'aboutissement de ce travail.

Nous exprimons notre profonde gratitude envers les membres respectés du jury qui ont généreusement consacré leur temps à évaluer attentivement et avec expertise notre travail.

Nous tenons également à exprimer notre sincère gratitude envers le Centre d'Imagerie Médicale CIMAVIC pour sa collaboration remarquable et son précieux soutien. Nous souhaitons particulièrement remercier le monsieur Directeur, et l'opératrice de l'IRM Madame Imane pour leur aide inestimable.

Dédicaces

{وَآخِرُ دَعْوَاهُمْ أَنِ الْحَمْدُ لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ}

Je tiens tout d’abord à remercier ALLAH le tout puissant et miséricordieux, qui m’a donné La force et la patience d’accomplir ce modeste travail.

À mon père, j'espère que tu sois fier et que tu vois dans ce travail le résultat de nombreuses années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu permettre que ce travail porte ses fruits. Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien constant que tu m'as apporté.

À ma mère, mon exemple, qui a toujours été présente pour moi, quelles que soient les situations, qui m'a toujours soutenue, aidée et encouragée, et qui a fait de moi la personne que je suis aujourd'hui. Sans elle, je n'aurais jamais réussi. Je sais que je ne pourrai jamais assez la remercier, mais j'espère qu'elle trouvera dans ce modeste travail un début de ma gratitude. Les mots ne sont pas assez forts pour exprimer la fierté que je ressens d'être sa fille.

Je souhaite tout particulièrement remercier mon binôme, Imane, pour son partenariat inestimable. Ta persévérance, ton dévouement et ta collaboration ont été cruciaux pour la réussite de ce travail. Ton soutien indéfectible et ton amitié ont rendu ce parcours bien plus agréable et productif. Travailler avec toi a été un privilège et une source d'inspiration. Merci pour tout.

À mes chères sœurs et frères

À tous ceux qui me sont chers, à tous ceux qui m'aiment, à tous ceux que j'aime.

À toutes les familles Loudjdi et Amri.

Loudjdi manel

Dédicaces

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers Dieu Tout-Puissant de m'avoir guidé et aidé à réussir dans ce travail. Grâce à Sa générosité et à Sa grâce, j'ai surmonté les difficultés et atteint ce moment.

Je suis infiniment reconnaissant envers mes chers parents pour leur amour, leur soutien et leurs soins. Je ne pourrai jamais assez-vous remercier pour tout ce que vous avez fait pour moi.

Ma chère mère, tu as toujours été la lumière qui éclaire mon chemin, et ton cœur généreux m'accueille toujours. Merci pour chaque instant où tu as travaillé dur pour moi, pour chaque conseil que tu m'as donné et pour chaque prière que tu as faite pour mon succès et mon bonheur. Ton amour et ta tendresse ont été ma source de force et de stabilité.

Mon cher père, tu as été et tu restes mon modèle et ma source d'inspiration. Tu m'as enseigné la patience, le travail acharné et la poursuite de mes rêves. Merci pour tous les efforts que tu as déployés, pour chaque mot d'encouragement et pour ton soutien constant qui n'a jamais faibli. Tu es un symbole de force et un bon exemple dans ma vie.

Je remercie mes chères sœurs, Feriel, Amira, Abir et Lina, ainsi que mes chères amies, Hadil et Chahinez, pour leur amour constant et leur soutien continu. Votre amitié et votre compréhension sont une bénédiction inestimable, et votre présence dans ma vie est un don précieux.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers ma partenaire exceptionnelle, Manel, pour son soutien et son dévouement tout au long de ce projet. Votre contribution a grandement contribué à sa réalisation. Je vous remercie sincèrement pour tout ce que vous avez apporté, votre patience et votre dévouement. Collaborer avec vous a été une expérience enrichissante et fructueuse.

À la fin, nous sommes fiers de nos réalisations collectives, et nous espérons avoir été fidèles à notre travail avec dévouement et sincérité

Azizi Imane

Résumé

La maladie d'Alzheimer est un trouble neurologique dégénératif qui entraîne une diminution de la mémoire, affectant ainsi sérieusement la capacité d'une personne à mener ses activités quotidiennes. À l'échelle mondiale, la MA est la principale cause de démence. Un diagnostic précoce permet aux médecins de traiter cette maladie et d'atténuer ses symptômes. Les techniques d'apprentissage profond se sont révélées extrêmement efficaces dans le domaine de la santé en fournissant des performances de diagnostic comparables à celles des êtres humains, ce qui a considérablement amélioré les systèmes d'imagerie médicale pour Cette pathologie neurodégénérative. Cette étude explore l'utilisation de DL pour classifier la maladie à partir d'images IRM. Six architectures de modèles ont été évaluées : CNN, VGG16, ResNet50, Inception V3, MobileNet V3 et EfficientNet B0. Les résultats démontrent que Le modèle CNN a obtenu les meilleurs résultats avec une précision de 99,53 %. Les modèles Inception V3, ResNet50, VGG16 et EfficientNet B0 ont présenté des performances compétitives, se situant entre 93 % et 95 %. En revanche, MobileNet V3 a montré des résultats nettement moins performants avec une précision de 74,14 %, Ces résultats confirment l'efficacité des techniques d'apprentissage profond dans le diagnostic de la maladie d'Alzheimer. Notre contribution se situe dans la conception et l'implémentation du modèle 'CIMA24' qui a donné une précision de 93 %. Nous avons aussi développé une application pour aider les médecins à prendre des décisions plus précises concernant le diagnostic de l'Alzheimer.

Mots-clés : Maladie d'Alzheimer, Apprentissage profond, IRM, CNN, CIMA24, VGG16, ResNet50, Inception V3.

Abstract

Alzheimer's disease is a degenerative neurological disorder that causes a decrease in memory, thereby seriously affecting a person's ability to conduct daily activities. Worldwide, MA is the leading cause of dementia. Early diagnosis allows doctors to treat this disease and alleviate its symptoms. Deep learning techniques have proven to be extremely effective in the field of health by providing diagnostic performance comparable to that of humans, which has significantly improved medical imaging systems for this neurodegenerative pathology. This study explores the use of DL to classify disease from MRI images. Six model architectures were evaluated: CNN, VGG16, ResNet50, Inception V3, MobileNet V3 and EfficientNet B0. The results show that The CNN model achieved the best results with an accuracy of 99.53%. The Inception V3, ResNet50, VGG16, and EfficientNet B0 models showed competitive performance, ranging between 93% and 95%. On the other hand, MobileNet V3 showed significantly worse results with an accuracy of 74.14%. These results confirm the effectiveness of deep learning techniques in the diagnosis of Alzheimer's disease. Our contribution lies in the design and implementation of the model 'CIMA24' that has given an accuracy of 93%. We have also developed an application to help doctors make more precise decisions about the diagnosis of Alzheimer's.

Keywords: Alzheimer's disease, deep learning, MRI, CNN, CIMA24, VGG16, ResNet50, Inception V3.

ملخص

مرض الزهايمر هو اضطراب عصبي تنكسي يسبب تراجعًا في الذاكرة، وبالتالي يؤثر بشكل خطير على قدرة الشخص على القيام بالأنشطة اليومية. في جميع أنحاء العالم، يعتبر مرض الزهايمر السبب الرئيسي للخرف. التشخيص المبكر يسمح للأطباء بعلاج هذا المرض والتخفيف من أعراضه. أثبتت تقنيات التعلم العميق فعاليتها للغاية في مجال الرعاية الصحية من خلال توفير أداء تشخيصي مماثل للإنسان، مما أدى إلى تحسين أنظمة التصوير الطبي لهذه الحالة التنكسية العصبية بشكل كبير. تستكشف هذه الدراسة استخدام التعلم العميق لتصنيف الأمراض من صور التصوير بالرنين المغناطيسي. تم تقييم ست بنيات نموذجية: CNN، VGG16، ResNet50، Inception V3، MobileNet V3 وEfficientNet B0. وأظهرت النتائج أن حقق نموذج CNN أفضل النتائج بدقة بلغت 99.53%. أظهرت نماذج Inception V3، وResNet50، وVGG16، وEfficientNet B0 أداءً تنافسيًا يتراوح بين 93% و95%. ومن ناحية أخرى، أظهر MobileNet V3 نتائج اقل مع دقة بلغت 74.14% ,وتؤكد هذه النتائج فعالية تقنيات التعلم العميق في تشخيص مرض الزهايمر. تكمن مساهمتنا في تصميم وتنفيذ نموذج "CIMA24" الذي أعطى دقة تصل إلى 93%. لقد قمنا أيضًا بتطوير تطبيق لمساعدة الأطباء على اتخاذ قرارات أكثر دقة فيما يتعلق بتشخيص مرض الزهايمر.

الكلمات المفتاحية: مرض الزهايمر، التعلم العميق، صور الرنين المغناطيسي، CNN، VGG16، ResNet50، Inception V3.

Table de matières

Liste de figures et tableaux

Liste des Abréviations

Introduction générale 1

CHAPITRE I (Généralités sur la maladie d'Alzheimer et l'imagerie médicale)

I.1 Introduction ……..3

I.2 Système cérébral ……...……...3

I.3 Maladie d'Alzheimer ……...3

I.4 Symptômes …….....4

I.5 Causes …….....4

I.6 Évolution de la maladie ……5

I.7 Les Facteurs de risques de la maladie d'Alzheimer ……..…5

I.7.1 Facteurs de risques non modifiables …….5

I.7.2 Facteurs de risques modifiables ……...6

I.8 La maladie d'Alzheimer en chiffres ……...6

I.9 Diagnostic de la maladie d'Alzheimer ……..……..7

I.9.1 Tests médicaux pour le diagnostic de la maladie d'Alzheimer ……7

I.9.2 Imagerie cérébrale ……7

I.9.3 Diagnostic assisté par ordinateur ……8

I.10 Imagerie par résonance magnétique ……8

I.11 Conclusion ……..10

CHAPITRE II (Apprentissage profond pour la Classification d'images)

II.1 Introduction ……11

II. 2 L'apprentissage automatique ……..11

II. 3 L'apprentissage profond ……11

II.3.1 Définition ……11

II. 3 .2 La différence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond …...12

II.3.3 Applications de l'apprentissage profond ……13

II.4 Architectures de réseaux de neurones profonds ……13
II. 4 .1 Réseaux de neurones artificiels (ANN) ……..13
II. 4.1.1 Neurones biologiques ……14
II 4.1.2 Neurones artificiels ……..15
II.4.1.3 Les différentes couches d'un réseau de neurones ……16
II.4.1.4 Les fonctions d'activations ……16
II.4.1.5 Fonction d'erreur ……..18
II.4.1.6 Batch size ……18
II.4.1.7 Epoque (Epoch) ……...18
II.4.1.8 Les Optimiseurs ……18
II.4.1.9 Overfiting ……19
II.4.1.10 Dropout ……..19
II. 4.2 Réseaux de neurones convolutionnels ……19
II. 4.2.1 Différentes couches des réseaux de neurone convolutifs ……20
II. 4.2.1.1 Couche de convolution ……...20
II.4.2.1.2 la couche de pooling ……21
II.4.2.1.3 Couches entièrement connectées (Fully connected layer) ……21
II.5 Apprentissage par Transfert ……..22
II.6 Fine-tuning ……23
II.7 Le mécanisme Attention ……23
II. 8 Modèles pré-entraînés ……23
II.8. 1 VGG-Net ……23
II.8.2 ResNet ……..24
II.8.3 MobileNet ……...24
II.8.4 Inception-Net ……25
II.8.5 EfficientNet-B0 ……26
II.9 L'état de L'art ……26
II.9.1 Jalindre et al ……...26
II.9.2 Muhammed et al ……26
II.9.3 Sarang Sharma et al ……..26
II.9.4 Furkan Karakaya et al ……27

II.9.5 Hon et al ……27
II.9.6 Budhiraja et al ……28
II.9.7 Bhaskaran et al ……..28
II.10 Conclusion ……29

CHAPITRE III (Conception et Implémentation)

III.1 Introduction ……30
III.2 Méthodologie ……..30
III.2.1 Architecture générale ……...30
III.2.2 Architecture détaillée ……...31
III.3 L'ensemble de données ……33
III.3.1 Définition ……33
III.3.2 Prétraitement des images ……34
III.3.3 La séparation des données ……...36
III.4 Les Architectures de modèles ……..…....37
III.4.1 Convolutional Neural Network CNN ……..…….37
III.4.2 VGG16 ……..…...38
III.4.3 MobileNetV3 ……...39
III.4.4 ResNet50 ……..….40
III.4.5 Inception V3 ……40
III.4.6 EfficientNet-B0 ……..…..41
III.5 L'approche proposée ……....42
III.6 Évaluation des modèles ……44
III.7 Conclusion ……45

CHAPITRE IV (Résultats et Discussion)

IV.1 Introduction ……..46
IV.2 Outils et environnement ……...…46
IV.2.1 Spécifications matérielles ……..…46
IV.2.2 Spécifications logiciels et bibliothèques ……..46
IV.2.2.1 Spécifications logiciels ……46
IV.2.2.2 Bibliothèques ……47
IV.3 Résultats obtenus et discussion ……....48
IV.3.1 Evaluation de chaque modèle ……48
IV.3.2 Comparaison des modèles ……..56

IV.4 Résultats de L'approche proposée ……..58
IV.5 Présentation du déroulement de l'application ……61
IV. 6 Conclusion ……...…….68
Conclusion Générale ……69
Bibliographie ……70

Liste de figures et tableaux

Liste des figures

Figure 1.1 *Cerveau atteint d'Alzheimer Vs cerveau normal* ***[3]*** 4
Figure 1.2 *Les différents stades de maladie Alzheimer*..... 5
Figure 1.3 *Alzheimer en quelques chiffres.*..... 7
Figure 1.4 *Illustration de diverses techniques d'imagerie cérébrale.* 8
Figure 1.5 *Appareil de l'imagerie par résonance magnétique* ***[14].*** 9
Figure 1.6 *L'imagerie de l'IRM cérébrale*.....10
Figure 2.1 *Relation entre : A I, ML et DL. [19]*.....12
Figure 2.2 *Machine-learning vs deep learning* ***[21]***.....12
Figure 2.3 *quelques exemples d'implémentations*.....13
Figure 2.4 *l'architecture d'ANN* ***[24]*** 14
Figure 2.5 *Le neurone biologique* ***[25].***.....14
Figure 2.6 *Le neurone artificiel* ***[25]***.....15
Figure 2.7 *Schéma représente la fonction d'activation Sigmoid*.....16
Figure 2.8 *Schéma représente la fonction d'activation Softmax*.....17
Figure 2.9 *Schéma représente la fonction d'activation Tanh.* 17
Figure 2.10 *Schéma représente la fonction d'activation Relu* 18
Figure 2.11 *Aperçu du fonctionnement du décrochage dans les couches cachées.*.....19
Figure 2.12 *Architecture standard d'un CNN*.....20
Figure 2.13 *Schéma représente l'opération de convolution* ***[40]***.....20
Figure 2.14 *Exemple simple de Pooling (avec le max- pooling et average-pooling)* 21
Figure 2.15 *Schéma de la couche entièrement connectée.*.....22
Figure 2.16 *Le processus de technique d'apprentissage par transfert*.....22
Figure 2.17 *L'architecture de VGG-Net.*.....24
Figure 2.18 *L'architecture de Mobile Net.* 25
Figure 2.19 *L'architecture d'Inception –V3 modèle* 25
Figure 2.20 *L'approche suggérée pour détecter la MA.* 27
Figure 3.1 *L'architecture générale du système*.....31
Figure 3.2 *Le schéma détaillé du système*.....32
Figure 3.3 *échantillons d'images IRM de l'ensemble de données Kaggle.*.....33
Figure 3.4 *Distribution des classes de l'ensemble de données Kaggle.*.....34
Figure 3.5 *Augmentation des données sur notre ensemble de données*.....35
Figure 3.6 *Résumé du modèle CNN* 37
Figure 3.7 *L'architecture de VGG16* 39
Figure 3.8 *L'architecture de ResNet50*.....40
Figure 3.9 *L'architecture d'Inception V3.*.....41
Figure 3.10 *Le résume du modèle Efficient B0.* 41
Figure 3.11 *l'architecture de l'approche proposée*.....43
Figure 3.12 *L'architecture de notre propre model d'attention.* 44
Figure 3.13 *La matrice de confusion pour une classification multi classe.* 45
Figure 4.1 *le taux de précision et de pertes obtenus dans l'entrainement et la validation pour le modèle CNN* 49
Figure 4.2 *Le rapport de classification et la matrice de confusion* 49
Figure 4.3 *Prédiction et classification de plusieurs stades de la maladie d'Alzheimer à l'aide du CNN.*.....50
Figure 4.4 *Taux de précision et de pertes obtenus lors de l'entraînement et de la validation pour le modèle VGG.* .51

Figure 4.5 *Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle VGG16.* *51*
Figure 4.6 *Les graphiques de précision et de perte pour l'approche MobileNet V3* *52*
Figure 4.7 *Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle MobileNetV3.* *52*
Figure 4.8 *Les graphiques de précision et de perte pour l'approche ResNet50* *53*
Figure 4.9 *Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle ResNet50.* *53*
Figure 4.10 *Taux de précision et de pertes obtenus lors de l'entraînement et de la validation pour le modèle InceptionV3.* *54*
Figure 4.11 *Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle InceptionV3.* *54*
Figure 4.12 *Précisions et Pertes (l'entrainement & validation).* *55*
Figure 4.13 *Matrice de confusion et classification de report.* *55*
Figure 4.14 *Comparaison des modèles basée sur leurs précisions.* *56*
Figure 4.15 *Comparaison des modèles basée sur leurs performances.* *58*
Figure 4.16 *le taux de précision et de pertes obtenus dans l'entrainement et la validation pour le modèle CIMA24* *59*
Figure 4.17 *Matrice de confusion et classification de report.* *60*
Figure 4.18 *Interface de Prédiction et Analyse d'Images IRM (l'accueil)* *62*
Figure 4.19 *Interface Interactive pour afficher les résultats de prédiction.* *63*
Figure 4.20 *Fenêtre pour le stockage des résultats prédictifs* *63*
Figure 4.21 *Interface de Prédiction de la Maladie d'Alzheimer - Version Arabe* *63*
Figure 4.22 *Interface de Prédiction de la Maladie d'Alzheimer - Version français* *64*
Figure 4.23 *La fenêtre d'Aide* *64*
Figure 4.24 *La fenêtre d'à propos.* *65*
Figure 4.25 *Interface À propos de notre application* *65*
Figure 4.26 *les six échantillons des images IRM obtenues par CIMAVIC* *67*

Liste des tableaux

Tableau 2-1 *Passage du neurone biologique vers le neurone artificiel* *15*
Tableau 2-2 *Travaux connexes en apprentissage profond pour la classification AD* *29*
Tableau 3-1 *Répartition des différents ensembles : entraînement, validation et test.* *36*
Tableau 4-1 *Le résultat de la précision globale de six modèles proposés.* *56*
Tableau 4-2 *Comparaison des performances de nos modèles proposés avec différents modèles.* *57*
Tableau 4-3 *Des paramètres spécifiques du modèle proposé.* *59*

Liste des Abréviations

ANN	Artificial neural network
CNN	Convolutional neural networks.
DAO	Diagnostic assisté par ordinateur
IA	Intelligence artificielle
DL	Deep learning
IRM	Imagerie par Résonnance Magnétique
MA	Maladie d'Alzheimer
AD	Alzheimer Disease
TAU	Tubulin-associated unit
ML	Machine learning
OMS	Organisation mondiale de la santé
MMSE	Mini mental state examination
ADAS	Alzheimer's Disease Assessment Scale
COG	Cognitive Subscale
TDM	Tomodensitométrie
Tanh	Fonction tangente hyperbolique
ReLU	Unité linéaire rectifiée (Rectified Linear Unit)
Adam	Adaptive Moment Estimation
RMSProp	Root Mean Square Propagation
RGB	Red Green Blue
RVB	Rouge vert bleu
ADNI	Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative
TAO	Tomographe axial assisté par ordinateur
TEP	Tomographie par émission de positrons

Introduction Générale

La perte de mémoire est souvent considérée par beaucoup comme plus terrible que la mort et l'un des aspects les plus tragiques de la condition humaine, car elle efface les précieux souvenirs, les moments de bonheur passés en famille et les accomplissements personnels. Faisant disparaître l'identité personnelle et l'histoire individuelle. Cela laisse la personne piégée dans un vide d'oubli.

La maladie d'Alzheimer (MA) est une affection neurodégénérative qui touche principalement les personnes âgées. La forme la plus courante de démence, elle est le défi majeur pour les soins de santé au XXI e siècle. Elle se caractérise par une détérioration progressive des fonctions cognitives, notamment la mémoire, la réflexion et le comportement. Aujourd'hui, on estime que plus de 55 millions de personnes dans le monde sont touchées par cette maladie, dans le monde, et il y a environ 7,7 millions de nouveaux cas chaque année [1].

Le diagnostic précoce de cette maladie est crucial pour une gestion et un traitement efficace des patients car il permet d'intervenir avant que les symptômes ne deviennent trop sévères et ainsi ralentir la dégradation de la santé des patients.

Ces dernières années, les technologies d'imagerie médicale, en particulier l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ont révolutionné le diagnostic et la prise en charge des maladies neurodégénératives en fournissant des images détaillées du cerveau et aidant à identifier les changements structurels associés à MA. Elles permettent aussi de connaitre sa progression, ce qui est essentiel pour planifier des traitements adaptés et offrir un soutien approprié aux patients et à leurs familles. Ainsi, la compréhension et la gestion de MA ont considérablement évolué, offrant de nouvelles perspectives pour améliorer la vie des personnes touchées par cette maladie dévastatrice.

Problématique

La détection précoce de cette pathologie neurodégénérative présente plusieurs défis majeurs. Les techniques classiques de diagnostic peuvent être subjectives et dépendre de l'expertise du médecin, ce qui peut conduire à des erreurs et des retards dans le traitement. Comment peut-on exploiter les progrès de l'apprentissage profond afin de créer un modèle capable de classer automatiquement et avec précision les différents stades de la maladie d'Alzheimer à partir d'images IRM ?

L'objectif de cette problématique est de développer une solution technologique avancée pour surmonter les limites des techniques de diagnostic traditionnelles de la maladie d'Alzheimer. Pour ce faire, nous exploitons les avancées du deep learning afin de comparer plusieurs modèles et créer notre propre modèle capable de classer automatiquement et précisément les différents stades de la maladie à partir d'images d'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cette approche vise à améliorer la précision du diagnostic en réduisant la subjectivité et la variabilité associées à

[1] Selon l'OMS

l'expérience du médecin. En permettant un diagnostic précoce crucial, cette solution contribue à ralentir la progression de la maladie et à améliorer la qualité de vie des patients. De plus, nous développons une interface interactive pour aider le médecin à préciser sa décision.

Organisation de notre mémoire

Notre mémoire est structurée en plusieurs chapitres, chacun abordant une étape clé de notre recherche :

- **Chapitre 1 : Généralités sur la maladie d'Alzheimer et l'imagerie médicale**

  Ce chapitre fournit une vue d'ensemble de la maladie d'Alzheimer, ses symptômes, ses stades, et l'importance de l'IRM dans son diagnostic.

- **Chapitre 2 : Apprentissage profond pour la classification d'images**

  Nous présentons ici les concepts fondamentaux de l'apprentissage profond, les différents types de réseaux de neurones, et un état de l'art des techniques utilisées pour la classification des maladies à partir d'images médicales.

- **Chapitre 3: Conception et Implémentation**

  Ce chapitre décrit la méthodologie adoptée pour la conception de notre système, y compris l'architecture des modèles utilisés ainsi que notre propre modèle et les processus de traitement des données.

- **Chapitre 4 : Résultats et Discussion**

  Le quatrième chapitre concerne notre application de classification et la méthodologie utilisée pour sa réalisation. Nous examinerons en détail l'implémentation de ce projet ainsi que les différentes approches adoptées, allant de l'environnement de développement et des bibliothèques utilisées, jusqu'aux tests effectués et aux résultats obtenus.

Enfin nous terminerons par une conclusion générale présentant une synthèse de notre travail et des résultats trouvés ainsi que des perspectives d’avenir.

1 Chapitre 1

Généralités sur la maladie d'Alzheimer et l'imagerie médicale

I.1 Introduction

Le cerveau, en tant qu'organe remarquable, joue un rôle essentiel dans la collecte, l'analyse et la réaction aux informations provenant d'autres parties du corps. Au cours du siècle dernier, d'immenses progrès technologiques ont été réalisés dans le domaine de la médecine, notamment dans celui de l'imagerie médicale. Cette dernière englobe diverses techniques permettant d'identifier les différentes parties du corps humain, telles que les scanners à rayons X, la tomographie, et surtout l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

L'IRM est aujourd'hui l'un des outils les plus puissants dans la lutte contre la maladie d'Alzheimer. En exploitant le magnétisme de la structure cérébrale, elle permet une observation de haute qualité, contribuant ainsi au diagnostic précoce et à la compréhension de cette affection dévastatrice.

Ce chapitre aborde la description médicale de la maladie d'Alzheimer ainsi que ses différents stades de démence. Il met également en lumière le rôle crucial de l'IRM dans le processus diagnostique, soulignant ainsi l'importance d'un système d'aide au diagnostic de cette maladie.

I.2 Système cérébral

L'être humain, doté d'un cerveau extrêmement complexe, incarne l'essence même de la vie consciente. Ce joyau biologique, composé de milliards de neurones interconnectés, orchestre nos pensées, nos émotions et nos actions. Toutefois, cette merveille organique n'est pas à l'abri des maladies pouvant perturber son fonctionnement, telles que le cancer du cerveau, les tumeurs et la maladie d'Alzheimer.

La maladie d'Alzheimer se distingue en provoquant une détérioration progressive de la cognition et de la mémoire. Comprendre le fonctionnement du cerveau et les mécanismes des maladies neurodégénératives est essentiel pour préserver la santé mentale et relever les défis posés par ces affections invalidantes.

I.3 Maladie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer tire son nom du Dr Alois Alzheimer, un neurologue allemand qui l'a identifiée en 1906 lors de l'autopsie d'une femme décédée de démence. Lors de cette autopsie, le docteur a observé la présence de plaques anormales et d'enchevêtrements de cellules nerveuses dans son cerveau**,** désormais reconnus comme les principaux signes physiologiques de la maladie d'Alzheimer **[1]**.

La maladie d'Alzheimer est un trouble qui modifie les tissus cérébraux et détruit lentement plusieurs parties essentielles du cerveau responsables de la mémoire, de la capacité de réflexion et de communication. Au fil du temps, les patients ont besoin de plus d'attention pour effectuer même les tâches les plus simples, comme manger, boire ou se laver. Cela peut rendre leur vie très difficile. Elle est la cause la plus fréquente de démence chez les personnes âgées **[2] .**

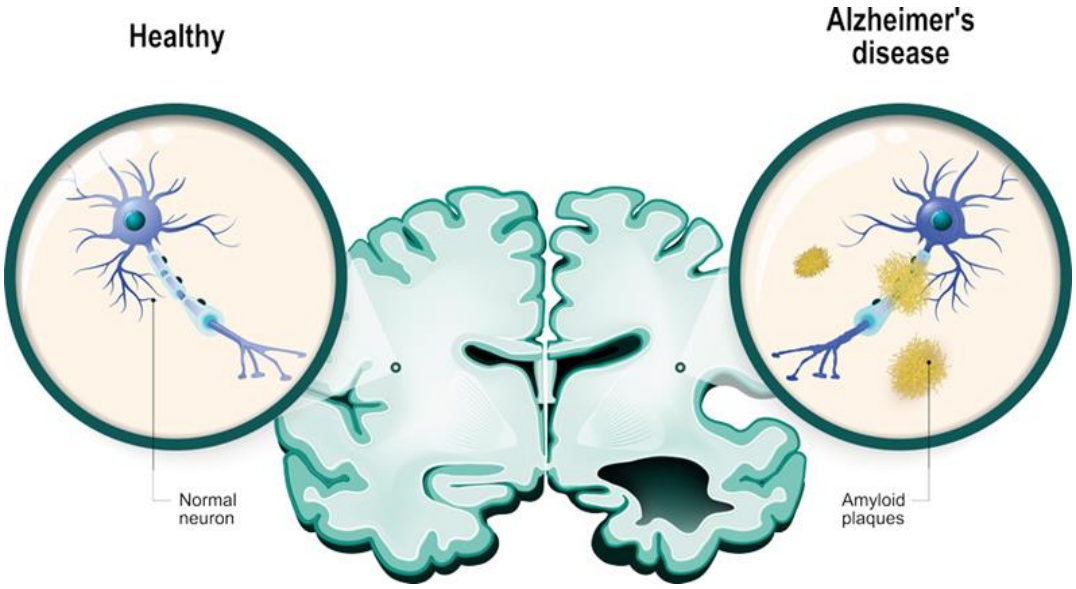


Figure 1.1 Cerveau atteint d'Alzheimer Vs cerveau normal **[3] .**

I.4 Symptômes

Au fil du temps, les symptômes de la démence se détériorent, ce qui entraîne une augmentation des besoins en assistance, tels que la reconnaissance des proches, la mobilité, l'alimentation et des modifications comportementales stressantes, ils changent de manière différente d'une personne à l'autre.

La maladie peut se manifester par des troubles du langage, des problèmes de gestes, la perte de sens des objets ou des personnes, la désorientation spatiale et temporelle, ainsi que la dégradation des capacités exécutives. **[4]**

I.5 Causes

Les causes précises de Cette pathologie neurodégénérative ne sont pas identifiées, mais les recherches en cours permettent de mieux la comprendre. La maladie d'Alzheimer est une affection cérébrale progressive caractérisée par des modifications cérébrales, telles que des plaques amyloïdes et des enchevêtrements neurofibrillaires, également appelés TAU, qui entraînent une perte de neurones et de leurs connexions. Ces changements, ainsi que d'autres facteurs, affectent la capacité d'une personne à se rappeler, à réfléchir et éventuellement à vivre de manière autonome. **[5]**

I.6 Évolution de la maladie

L'apparition d'Alzheimer se déroule sur une période prolongée, avec des dommages cérébraux qui se manifestent bien avant l'apparition des symptômes, généralement après l'âge de 60 ans. Une fois diagnostiquée, Il est possible que cette maladie diminue l'espérance de vie de 8 à 12 ans et qu'elle se développe plus rapidement chez les personnes âgées.

La maladie évolue en trois stades :

- **Stade léger** : Des signes tels que la perte de mémoire, les variations d'humeur et une légère désorientation spatiale peuvent être observés, mais il n'est pas nécessairement confirmé qu'il s'agisse de la maladie d'Alzheimer.
- **Stade modéré** : les troubles de la mémoire s'amplifient, la désorientation dans le lieu et le temps deviennent de plus en plus évidentes. À ce stade, le diagnostic de la maladie est établi.
- **Stade avancé** (ou terminal) : Le patient perd son autonomie et sa capacité à vivre seul, son hébergement dans un centre de soins devient plus indispensable. **[6]**

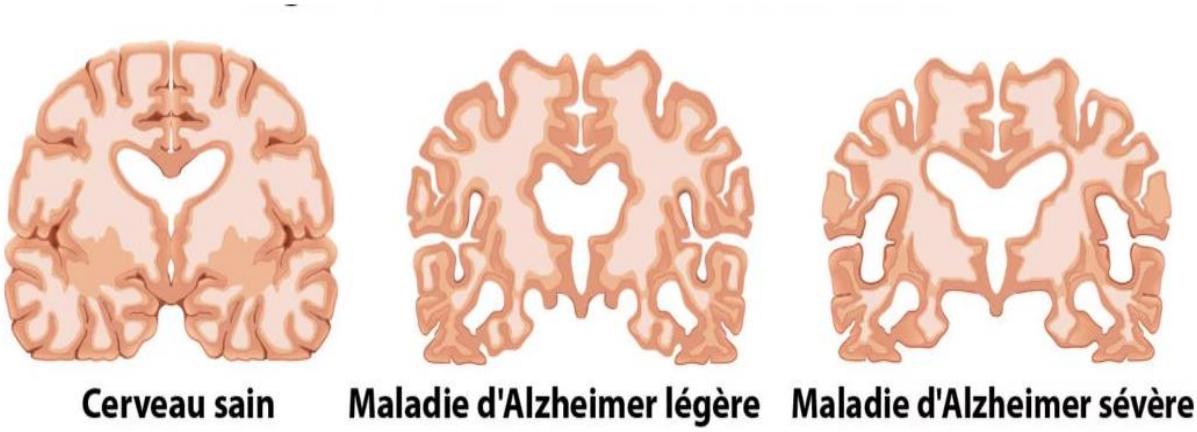


Figure 1.2 Les différents stades de maladie Alzheimer.

I.7 Les Facteurs de risques de la maladie d'Alzheimer

I.7.1 Facteurs de risque non modifiables

- **Âge** : Le vieillissement est le principal facteur de risque d'Alzheimer, dont la prévalence augmente avec l'âge. Environ 5 % des individus âgés de 65 ans et plus sont touchés, avec une augmentation de 5 % tous les cinq ans, jusqu'à atteindre 30 % à l'âge de 90 ans.
- **Génétique** : La susceptibilité est également influencée par la génétique. Cependant, les mutations génétiques impliquées ne concernent qu'une minorité de cas, surtout chez les personnes de moins de 60 ans.
- **Niveau d'éducation** : Il est courant de constater une association entre un faible niveau d'éducation et un risque accru de maladie. Certaines études de cohorte ont observé une corrélation entre la dose d'éducation et son effet sur la maladie. Les individus ayant un

niveau d'éducation élevé et pratiquant régulièrement une activité cognitive semblent avoir une réserve cérébrale plus importante, ce qui semble retarder l'apparition de la maladie.

I.7.2 Facteurs de risque modifiables

- **Facteurs de risque vasculaire :** L'hypertension, le cholestérol élevé, le diabète, le tabagisme et l'obésité sont des facteurs qui augmentent le risque de problèmes de santé vasculaire. Cependant, en contrôlant la tension artérielle et le taux de cholestérol, il est possible de réduire ce risque.
- **Sédentarité et manque d'exercice :** Malgré l'incertitude concernant leur impact, certaines études indiquent que l'exercice régulier est associé à une diminution des maladies.
- **Isolement social et dépression :** Il est possible que l'isolement social et la dépression augmentent le risque de contracter la maladie. Le maintien des interactions sociales et la surveillance de sa santé mentale peuvent éventuellement réduire ce risque. **[5]**

I.8 La maladie d'Alzheimer en chiffres

En se référant au "World Alzheimer Report 2023" ainsi qu'à l'OMS, on peut mettre en évidence les chiffres suivants (résumés dans la figure 1.3) :

La démence est la sixième cause de décès à l'échelle mondiale, avec une augmentation exponentielle entre 65 et 85 ans, doublant environ tous les cinq ans. Environ 23 % des personnes de 80 ans sont touchées, deux fois plus fréquentes chez les femmes que chez les hommes après 65 ans.

L'Organisation mondiale de la santé estime qu'environ 55,2 millions de personnes souffrent de l'Alzheimer ou d'une maladie similaire. Ce chiffre devrait croître pour atteindre environ 74.7 millions d'ici 2030 et enregistrer environ 131.5 millions de nouveaux cas chaque année d'ici 2050. En 2019, le coût mondial de la démence est estimé à 1300 milliards de dollars américains et devrait augmenter pour atteindre 2000 milliards de dollars américains d'ici 2030, voire 2800 milliards de dollars américains si l'on considère l'augmentation des traitements. Il est donc considéré qu'elle est la maladie la plus coûteuse pour la société au 21e siècle. **[7]**

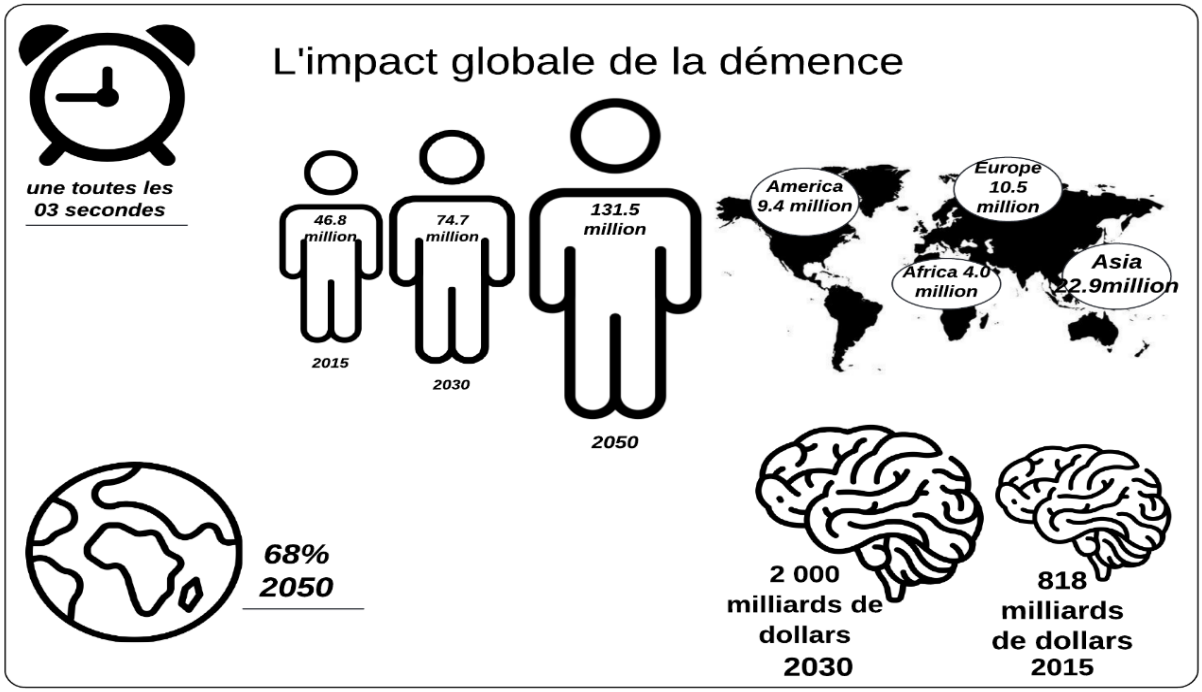


Figure 1.3 Alzheimer en quelques chiffres.

I.9 Diagnostic de la maladie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer se développe lentement et progressivement, avec des degrés de gravité variables. Elle commence généralement de manière légère, puis évolue vers une forme plus grave qui nécessite l'aide d'autrui. Un diagnostic et un traitement précoces peuvent aider à maintenir les capacités fonctionnelles plus longtemps. Habituellement, les médicaments sont plus efficaces aux premiers stades de la pathologie.

1.9.1 Tests médicaux

Les médecins diagnostiquent la maladie d'Alzheimer en utilisant différentes approches. Tout d'abord, ils évaluent les antécédents médicaux du patient et de ses proches afin de comprendre son état de santé général **[8].** Ensuite, ils effectuent des examens physiques et des tests sanguins pour vérifier des indicateurs tels que la tension artérielle et la présence de bêta-amyloïde. Des examens neurologiques sont également réalisés pour détecter d'éventuelles autres maladies cérébrales. Enfin, des tests cognitifs tels que le Mini Mental State Evaluation (MMSE**) [9]** et l'échelle d'évaluation de la maladie d'Alzheimer (ADAS-Cog) sont utilisés pour évaluer la mémoire, le raisonnement et les capacités de résolution de problèmes. **[10]**

I.9.2 Imagerie cérébrale : Si un médecin soupçonne la maladie d'Alzheimer chez un patient, il demandera des examens plus spécifiques tels que la tomodensitométrie (TDM), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou la tomographie par émission de positrons (TEP) pour confirmer le diagnostic ou exclure d'autres causes probables des symptômes. Ces tests sont principalement utilisés pour détecter d'autres maladies présentant des symptômes et des similitudes similaires à la maladie d'Alzheimer, mais qui nécessitent un traitement différent. Les avancées dans la technologie d'imagerie ont considérablement amélioré notre compréhension de l'anatomie et de la fonction du cerveau en direct. Des études récentes ont démontré de manière significative les performances de la détection et de la classification de la maladie. **[11]** (Voici figure1.4)

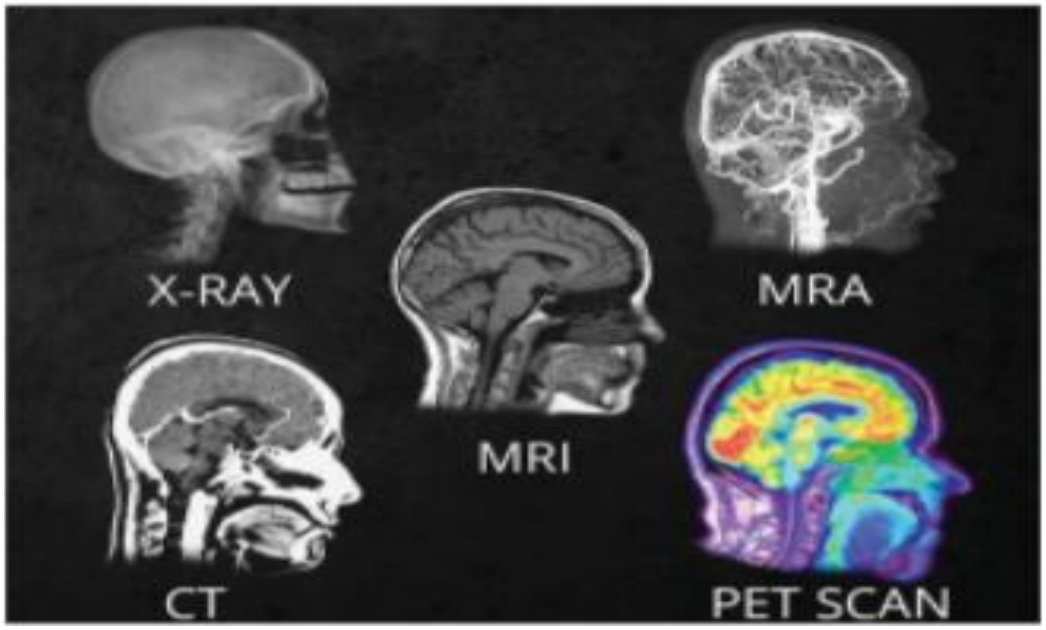


Figure 1.4 Illustration de diverses techniques d'imagerie cérébrale.

I.9.3 Diagnostic assisté par ordinateur

Dans le domaine médical, les systèmes de diagnostic assisté par ordinateur (DAO) constituent une avancée majeure, en particulier en radiologie et en pathologie. Ils offrent un soutien précieux aux cliniciens et aux radiologues en combinant l'intelligence artificielle, la vision par ordinateur et les méthodes de traitement d'image, ce qui permet de détecter et de diagnostiquer différentes maladies, telles que la maladie d'Alzheimer et les métastases cancéreuses. Les professionnels de la santé ont besoin de ces systèmes pour organiser et interpréter les données médicales complexes, ce qui leur permet de prendre des décisions diagnostiques plus éclairées et fiables. En outre, les systèmes DAO jouent un rôle essentiel dans la détection des métastases dans différentes approches d'imagerie médicale, ce qui améliore la précision du diagnostic et les résultats des patients. **[12]**

I.10 Imagerie par résonance magnétique

L'IRM est une technique de diagnostic qui utilise un puissant champ magnétique et des ondes radio pour créer des images 2D ou 3D des structures à l'intérieur du corps humain. Elle offre des images détaillées des organes, des tissus et du squelette, ce qui facilite la détection, le diagnostic et la surveillance de diverses maladies médicales. Depuis son développement en 1973, l'IRM est

devenue la méthode d'imagerie préférée pour la plupart des examens médicaux liés aux affections cérébrales, en raison de ses nombreux avantages. **[13]**



Figure 1.5 Appareil de l'imagerie par résonance magnétique **[14].**

L'IRM est une méthode non invasive qui utilise des rayonnements électromagnétiques non ionisants et des champs magnétiques contrôlés pour produire des images transversales de haute qualité du corps. Le patient est placé dans un grand aimant, ce qui aligne les noyaux d'hydrogène avec le champ magnétique. Ensuite, un signal RF provoque la libération d'énergie, qui est détectée pour construire l'image IRM. Cette technique est sans danger et permet de cartographier la structure interne ainsi que certaines fonctions corporelles **[15].**

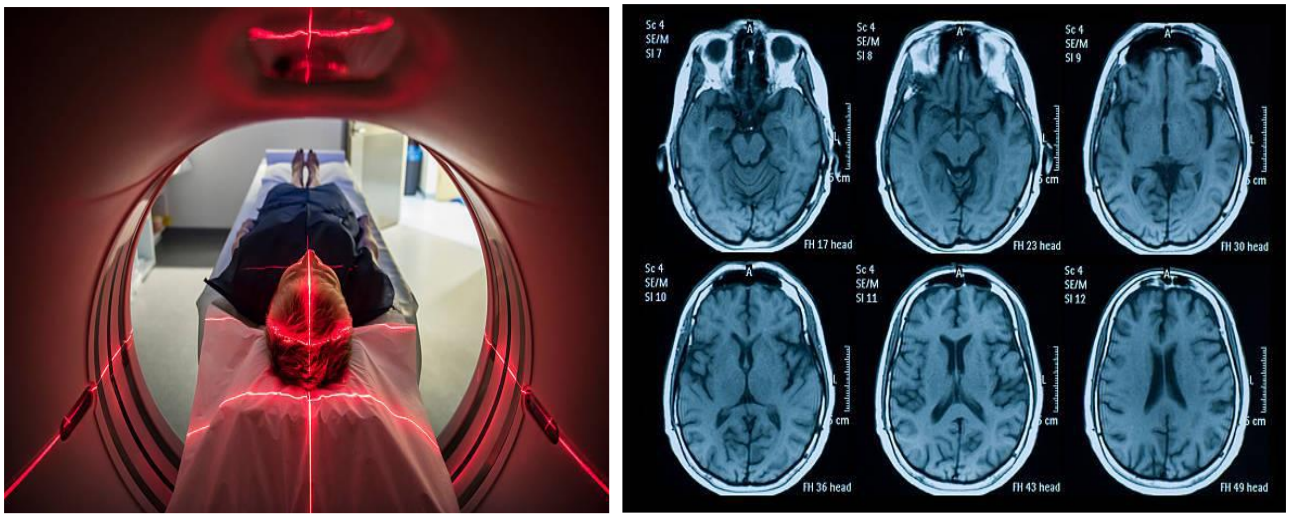


Figure 1.6 L'imagerie de l'IRM cérébrale.

I.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents concepts associés au cadre de notre étude, à savoir l'IRM et la MA. Après avoir passé en revue les différents stades d'images médicales, nous avons également abordé l'utilisation de l'IRM dans le diagnostic de cette maladie qui affecte principalement les personnes âgées, mais peut également toucher les personnes d'âge moyen ou jeune. La détection automatisée de cette maladie, en particulier à un stade précoce, peut contribuer à retarder sa progression et favoriser un traitement plus efficace.

2 Chapitre 02

Apprentissage profond pour la Classification d'images

II.1 Introduction

L'Intelligence Artificielle (IA) vise à développer des systèmes informatiques capables de simuler l'intelligence humaine et même de prendre des décisions. En raison de l'émergence de l'apprentissage profond, une branche distincte de l'apprentissage automatique, les réseaux de neurones artificiels tels que les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) sont utilisés pour l'apprentissage profond. Ils ont prouvé leur grande capacité à traiter des donnés complexes telles que des images, du texte et du son.

Ce chapitre examine en détail les principes essentiels de l'apprentissage profond et des réseaux de neurones convolutionnels, ainsi que les différentes architectures qui ont émergé au fil du temps. Dans le cadre de notre projet, nous examinerons également la pertinence des modèles pré-entraînés d'apprentissage par transfert. Enfin, nous passerons en revue l'état actuel de la recherche dans ce domaine, en mettant en évidence les travaux connexes qui ont contribué à l'évolution de notre domaine d'intérêt.

II. 2 L'apprentissage automatique

Le domaine de l'apprentissage automatique (en anglais machine Learning ou ML) est une discipline de l'IA et de l'informatique qui se concentre sur l'exploitation de données et d'algorithmes pour imiter la méthode d'apprentissage humaine afin d'améliorer la précision. Arthur Samuel (1959) affirme que l'apprentissage automatique est un "champ d'étude qui permet aux ordinateurs d'acquérir des connaissances sans être explicitement programmés". En d'autres termes, il s'agit d'apprendre à créer des programmes informatiques qui se développent avec le temps **[16].**

L'apprentissage automatique répond à la question de savoir comment construire des ordinateurs qui s'améliorent automatiquement grâce à l'expérience. Il s'agit d'un domaine technique en pleine croissance, situé à l'intersection de l'informatique et des statistiques, et qui est au cœur de l'intelligence artificielle et de la science des données. **[17]**

II. 3 L'apprentissage profond

II.3.1 Définition

L'apprentissage profond (ou deep learning ou DL) est une discipline de l'intelligence artificielle qui se concentre sur la construction de modèles de réseaux neuronaux immenses capables de prendre des décisions précises basées sur des données qui simulent le comportement du cerveau humain. Il est particulièrement adapté lorsque les données sont complexes et qu'il existe de grands ensembles de données disponibles. De nombreuses applications et services IA s'appuient sur

l'apprentissage profond pour automatiser des tâches analytiques et physiques sans nécessiter la participation humaine. **[18]**

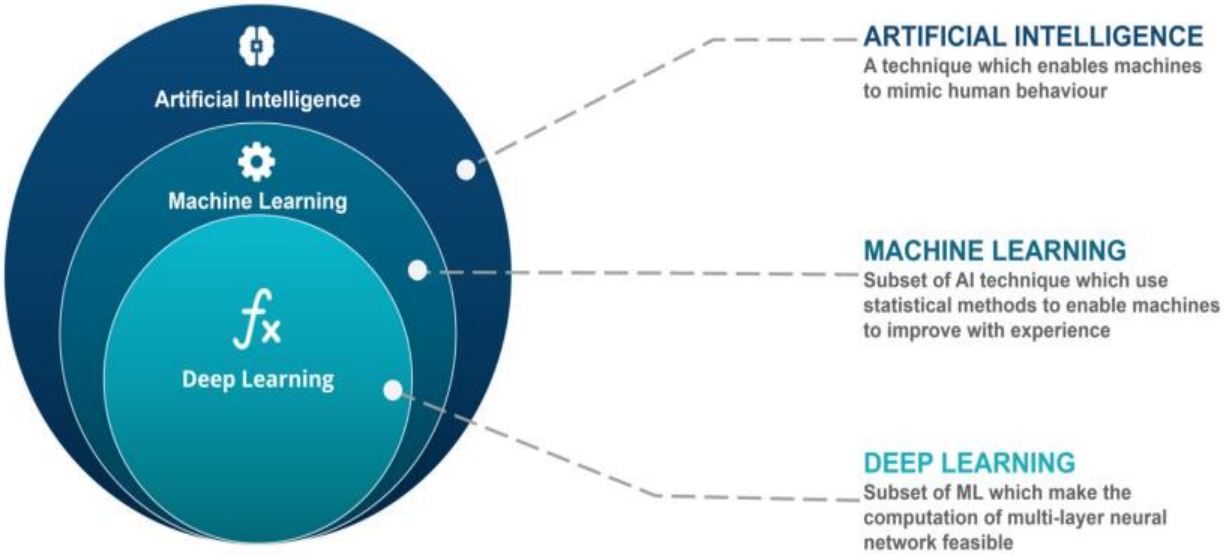


Figure 2.1 Relation entre : A[2]I, ML et DL. [19]

II. 3 .2 La différence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

DL est un sous-ensemble avancé de ML, avec de nombreuses applications, mais il nécessite plus de ressources telles que des ensembles de données, des infrastructures et des coûts associés. Le choix entre ML et DL dépend du type de données à traiter. ML identifie les modèles récurrents dans les données structurées, tandis que DL est plus adapté aux données non structurées. Les tâches de DL comprennent la classification d'images et traitement du langage naturel. **[20]**

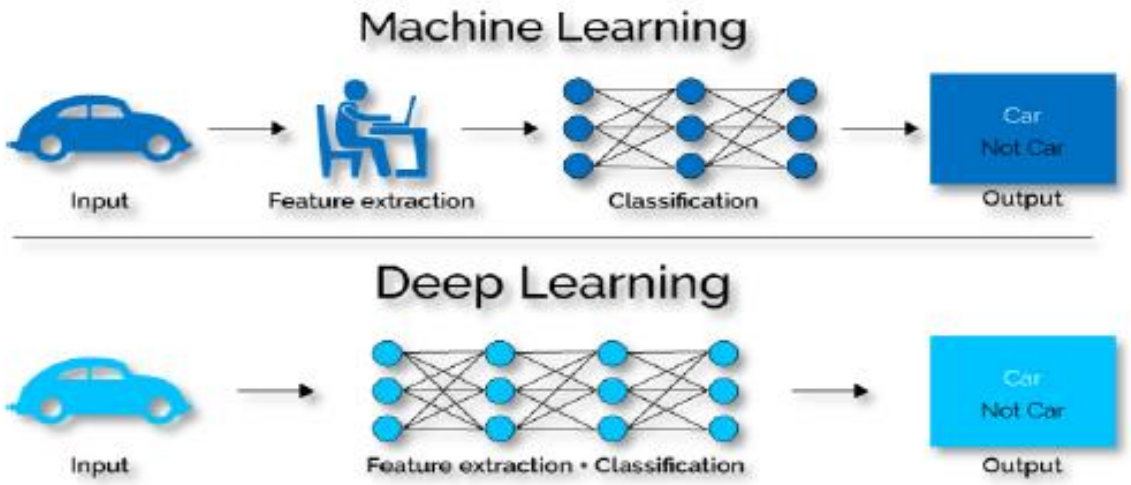


Figure 2.2 Machine-learning vs deep learning **[21]**

[2] AI : Artificiel Intelligence

II.3.3 Applications de l'apprentissage profond

Les applications d'apprentissage profond sont très prometteuses dans divers domaines. Voici quelques exemples :

- ✓ **La reconnaissance faciale** : L'algorithme de l'apprentissage profond apprend à détecter les caractéristiques du visage sur les photos, telles que les yeux, le nez et la bouche, en lui fournissant un ensemble d'images et en l'entraînant à reconnaître un visage.
- ✓ **La détection d'objets** : Dans une image complexe contenant plusieurs éléments, les algorithmes de détection d'objets peuvent identifier et localiser un élément ou une personne. Par exemple, l'algorithme de Deep Learning de Facebook est capable de reconnaître une personne spécifique sur une photo dès que celle-ci est chargée, sachant que 800 millions d'images sont téléchargées chaque jour sur Facebook.
- ✓ **Le traitement automatique du langage naturel (*Natural Language Processing*)** : Son objectif est d'extraire le sens des mots ou des phrases afin de réaliser une analyse de sentiments. Par exemple, l'algorithme sera capable de comprendre ce qui est exprimé dans un avis Google ou d'interagir avec des personnes via des chatbots. La figure 2.2 présente quelques exemples d'applications de DL **[22]**

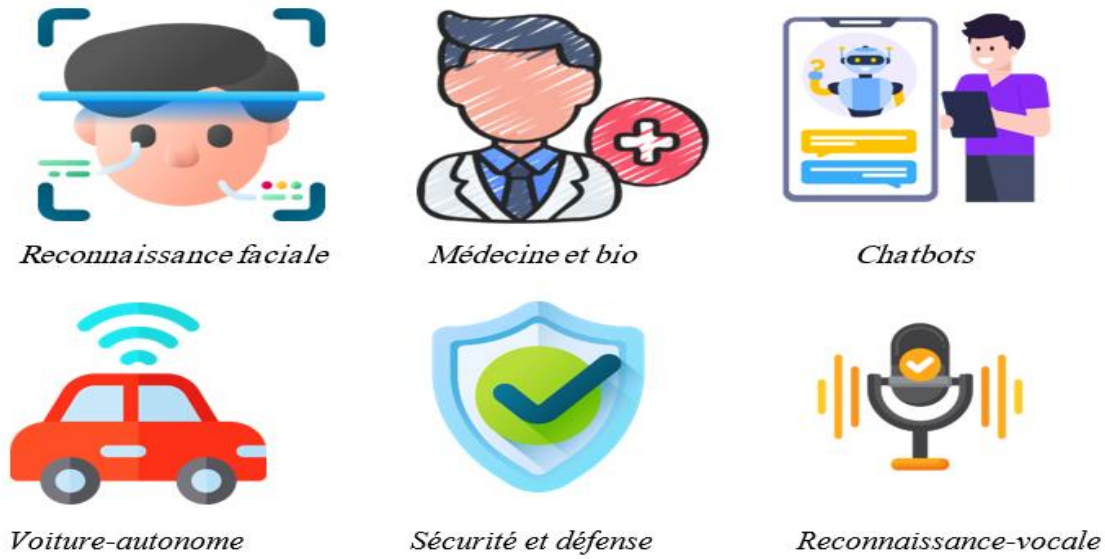


Figure 2.3 quelques exemples d'implémentations

II.4 Architectures de réseaux de neurones profonds

Le domaine de l'apprentissage profond connaît une croissance rapide, avec de nouvelles architectures, variantes et algorithmes émergents chaque semaine. Dans ce travail, nous nous concentrerons sur deux architectures spécifiques :

II. 4 .1 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels (ou "Artificiel Neural Networks" - ANN) constituent un domaine spécifique de l'apprentissage automatique. L'étude des ANN a commencé suite à la

proposition de McCulloch et Pitts (1943) d'un modèle mathématique de l'activité neuronale dans le cerveau. Les ANN ont été conçues dans le but de créer des systèmes d'apprentissage automatique qui reproduisent une fonction biologique du cerveau, notamment l'activité bioélectrique des neurones. Les neurones sont interconnectés dans différentes couches des réseaux, et ces neurones sont appelés "nœuds" **[23].** Il convient de distinguer les neurones biologiques des neurones artificiels.

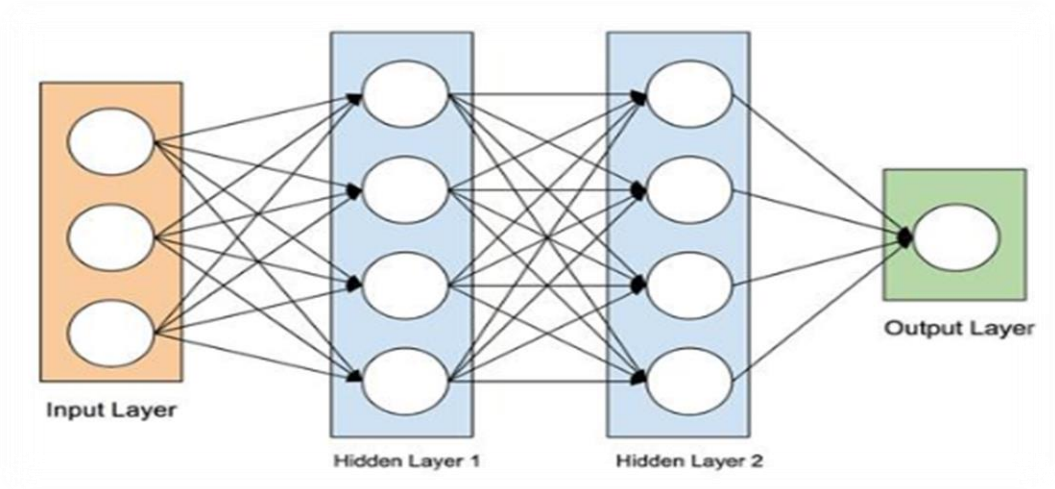


Figure 2.4 l'architecture d'ANN **[24]**

II. 4.1.1 Neurones biologiques

Le cerveau humain est composé d'environ 100 milliards de cellules nerveuses ou neurones (Figure 2.4). Les neurones communiquent par des signaux électriques et sont connectés les uns aux autres par des synapses, qui sont des jonctions électrochimiques situées sur des branches de la cellule appelées dendrites. Chaque neurone reçoit généralement des milliers de connexions avec d'autres neurones, ce qui lui permet de recevoir constamment de nombreux signaux entrants. Ces signaux finissent par atteindre le corps cellulaire. Si le signal résultant dépasse un certain seuil, le neurone se déclenche et génère une impulsion électrique en réponse. Cette impulsion est ensuite transmise à d'autres neurones par une fibre ramifiée appelée axone **[23].**

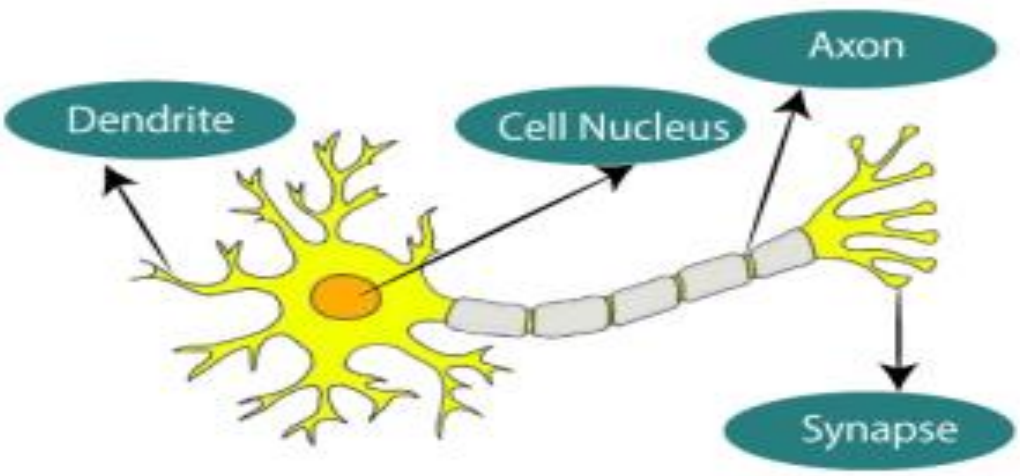


Figure 2.5 Le neurone biologique **[25].**

II 4.1.2 Neurones artificiels

Un neurone artificiel est un système qui possède plusieurs entrées et une seule sortie. Chaque neurone a deux modes : le mode d'entraînement et le mode de fonctionnement. Pendant le mode d'entraînement, le neurone apprend à se déclencher en réponse à des signaux d'entrée spécifiques ou à un stimulus. Pendant le mode de fonctionnement, il produit une sortie correspondante lorsque les informations d'entrée sont reconnues. Si l'entrée ne correspond à aucune des entrées pré-identifiées, des règles établies après la phase d'apprentissage déterminent s'il faut le déclencher ou non. En omettant certaines des propriétés critiques des neurones et de leurs interconnexions **[26],** on peut simuler un modèle élémentaire de neurone artificiel sur un ordinateur...

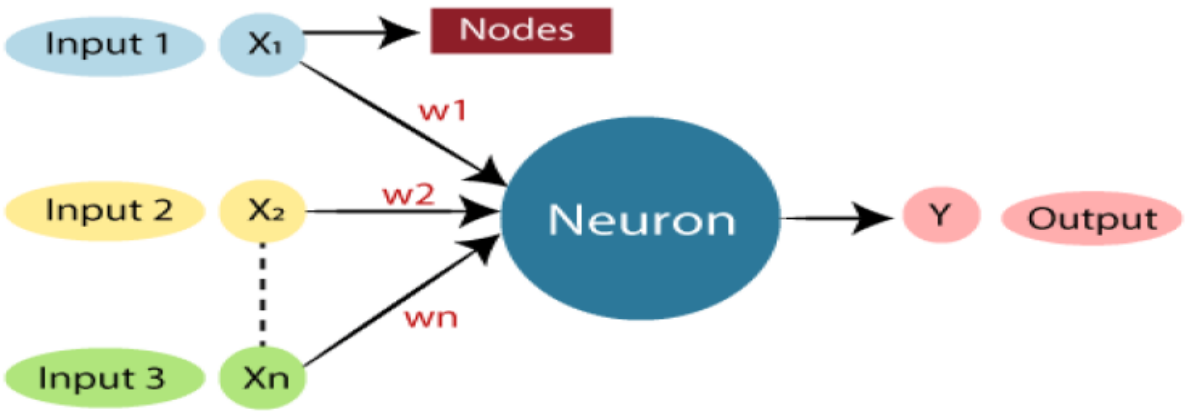


Figure 2.6 Le neurone artificiel **[25]**

On peut résumer le passage du neurone biologique vers le neurone artificiel par le tableau suivant :

Neurone biologique	**Neurone artificiel**
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entée
Noyau cellulaire	Fonction d'activation

Tableau 2-1 Passage du neurone biologique vers le neurone artificiel

II.4.1.3 Les différentes couches d'un réseau de neurones

Comme le montre la Figure (2.5), un réseau neuronal artificiel est composé de différentes couches et de poids de connexion. Le comportement du réseau dépend également de la communication entre ses éléments. En général, il existe trois types de couches neuronales :

- **Couche d'entrée (input layer) :** Nous pouvons également la nommer la couche des valeurs d'entrée, où nous transmettons les valeurs X = x1, x2, x3,..., xn, qui représentent un ensemble de variables, à un neurone utilisant cette couche.
- **Couche cachée (Weights and bias) :** Chaque neurone artificiel possède une entrée avec un poids w qui représente la valeur de la connexion. La somme pondérée est calculée en additionnant les valeurs d'entrée multipliées par leur poids respectif. Ensuite, une valeur de biais est ajoutée pour obtenir la valeur finale de la prédiction. $\sum_{i=1}^{n} = wi * xi$ **(2.1)**
- **Couche de sortie :** Elle fournit la sortie finale d'un neurone, qui peut ensuite être transmise à d'autres neurones dans le réseau ou utilisée comme valeur de sortie finale après avoir été comparée à une valeur seuil. **[27]**

II.4.1.4 Les fonctions d'activations

Les différents types de fonctions peuvent varier en fonction du problème ou des données. Les fonctions d'activation se divisent en deux catégories : linéaires et non linéaires. Voici les plus couramment utilisées :

- **La fonction Sigmoid (logistic) :** La fonction de classification binaire populaire, devient moins efficace dans les réseaux fermés en raison de la saturation. Son intervalle de sortie est [0, 1], est donné par une formule **[28]**.

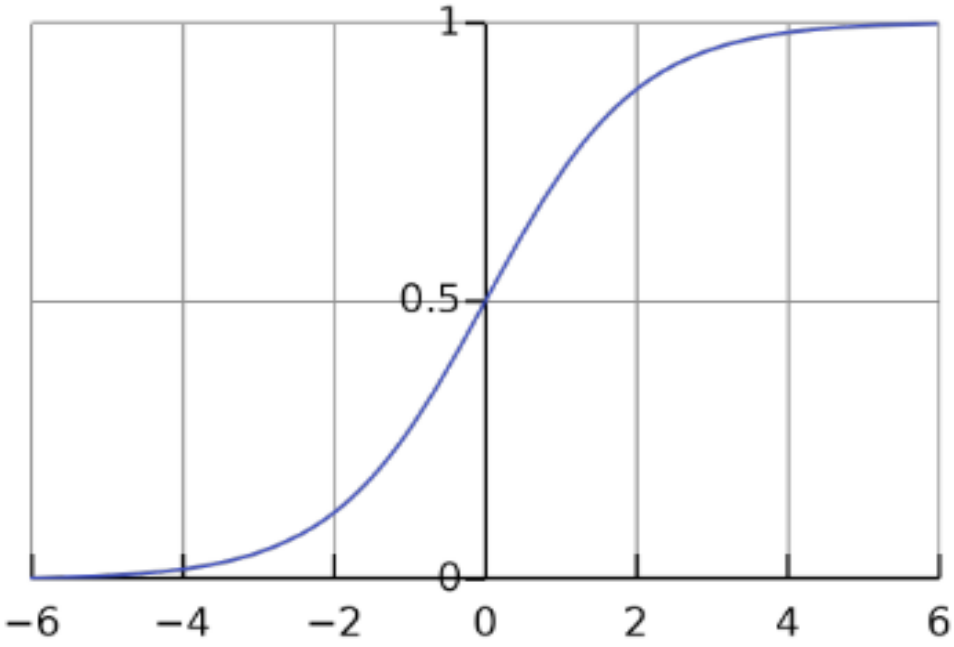


Figure 2.7 Schéma représente la fonction d'activation Sigmoid

- **La fonction Softmax :** La fonction d'activation appliquée à la tâche de classification multi classe est softmax qui normalise les valeurs réelles de sortie de la dernière couche entièrement connectée aux probabilités de la classe cible**. [29]**

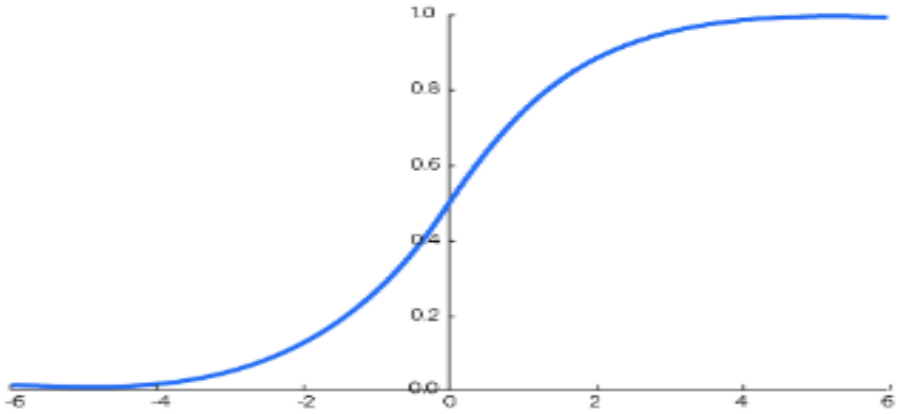


Figure 2.8 Schéma représente la fonction d'activation Softmax

- **La fonction Tan :** La plage de la fonction d'activation tanh est de (-1 à 1**) [30]** comme la montre la Figure 2-9.

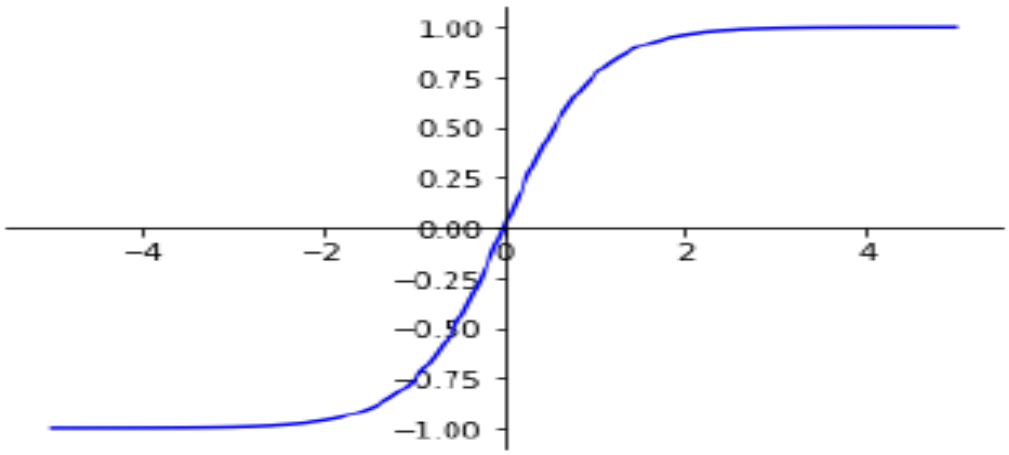


Figure 2.9 Schéma représente la fonction d'activation Tanh.

- **La fonction de l'Unité Linéaire Rectifiée (ReLU) :**

La fonction de l'unité linéaire rectifiée (ReLU) **[29]** est l'une des fonctions d'activation non saturées les plus remarquables. Qui calcule simplement la fonction : f(x) = max (0, x).

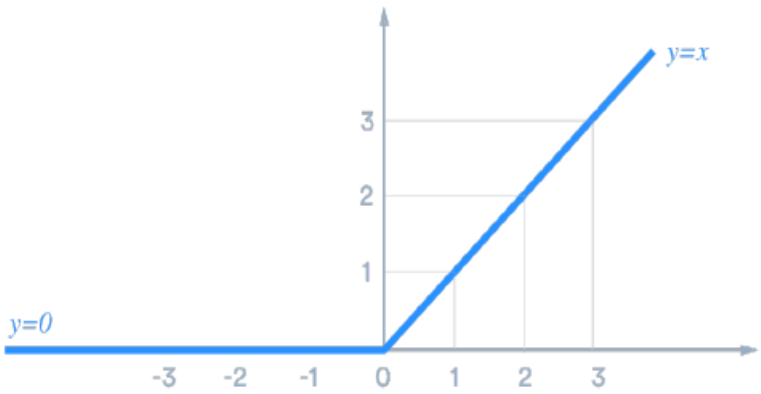


Figure 2.10 Schéma représente la fonction d'activation Relu

II.4.1.5 Fonction d'erreur

Une fonction de perte (en anglais loss _Function) également connue sous le nom de fonction de coût, mesure la compatibilité entre les prévisions réseau et les étiquettes de données de vérité. Il est couramment utilisé pour la classification multi-classe et est un hyperparamètre déterminé par des tâches de données **[29].** Cette fonction est donnée comme suit :

$$\textbf{\textit{Fonction d'erreur}} = -\sum_{i=1}^{c=2} t_i \ log(s_i) = t_1 \, log(s_1) - (1 - t_1) \, log(1 - s_1) \quad \textbf{(2.2)}$$

II.4.1.6 Batch size : En ce qui concerne le nombre d'images utilisées pour entraîner le réseau, l'un des principaux hyperparamètres à ajuster est celui-ci afin de garantir la convergence et d'éviter de stagner sans obtenir des performances acceptables**. [31]**

II.4.1.7 Epoque (Epoch)

Le nombre d'époques est un hyperparamètre qui définit combien de fois l'algorithme d'apprentissage parcourra l'ensemble de données d'entraînement. **[32]**

II.4.1.8 Les Optimiseurs

Les optimiseurs sont des fonctions mathématiques qui ajustent les poids du réseau en utilisant les gradients et d'autres informations supplémentaires. Ils se basent sur le principe de la descente de gradient, qui vise à réduire progressivement la fonction de perte. **[33]**

- **Estimation adaptative du moment (Adam)**

Adam, abrégé en "Adaptive Moment Estimation", est une variante de RMSProp et de Momentum qui utilise les gradients passés pour calculer les gradients actuels. Cette méthode applique le concept de moment adaptatif en ajoutant les fractions des gradients précédents au gradient actuel. Adam est un optimiseur largement utilisé dans l'entraînement des réseaux de neurones. Bien que cela puisse sembler complexe, son objectif principal est de minimiser la fonction de perte. Il est considéré comme

robuste en termes de sélection des hyperparamètres, bien que la vitesse d'apprentissage puisse parfois être ajustée en fonction de la valeur par défaut suggérée**. [34]**

II.4.1.9 Overfiting

L'overfitting est une erreur de modélisation qui se produit lorsque le modèle s'ajuste trop précisément à un ensemble de données spécifique. Cela limite sa capacité à généraliser et à faire des prédictions précises sur de nouvelles données. Pour éviter l'overfitting, plusieurs méthodes peuvent être mises en place, comme l'arrêt anticipé, l'augmentation de la quantité de données d'entraînement et la normalisation des lots. **[35]**

II.4.1.10 Dropout

Le dropout est une technique qui peut être utilisée pour résoudre le problème d'overfiting dans les réseaux de neurones profonds. Pendant l'entraînement, cette stratégie consiste à éliminer de manière aléatoire des unités et leurs connexions. C'est une technique d'optimisation puissante pour réduire l'overfiting et améliorer l'erreur de généralisation. **[36]**

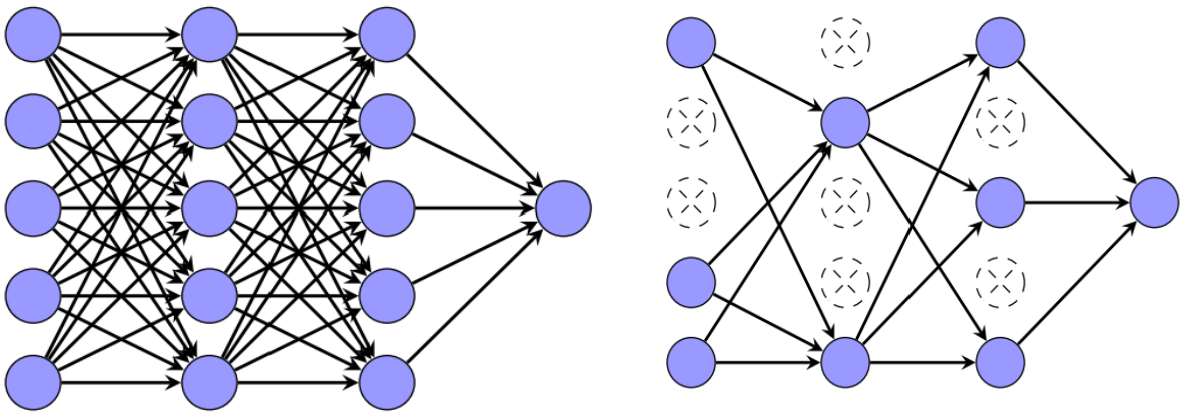


Figure 2.11 Aperçu du fonctionnement du décrochage dans les couches cachées.

II. 4.2 Réseaux de neurones convolutionnels

Les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN), également connus sous le nom de ConvNets, sont des architectures profondes couramment utilisées pour l'analyse des données visuelles. En utilisant l'opération mathématique de convolution, ces réseaux empilent plusieurs couches pour extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes, sans intervention humaine. Principalement composés de couches convolutionnels, de couches de regroupement et de couches entièrement connectées, les CNN sont largement reconnus comme les algorithmes d'AP les plus populaires pour le traitement d'images. **[37]**

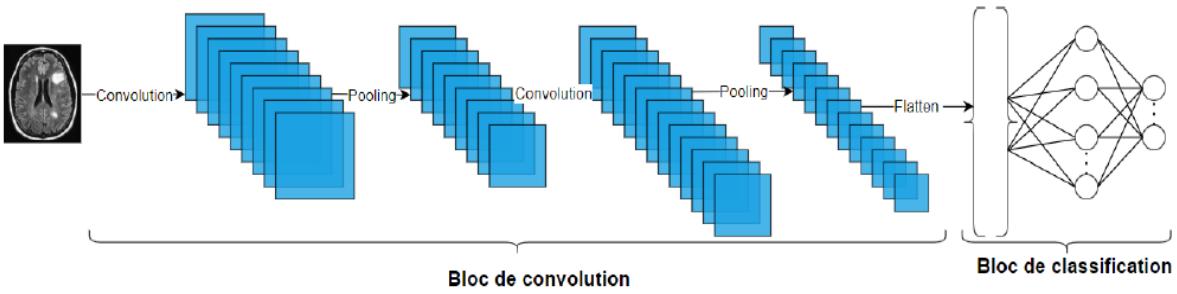


Figure 2.12 Architecture standard d'un CNN

II. 4.2.1 Différentes couches des réseaux de neurone convolutifs

II. 4.2.1.1 Couche de convolution

La convolution est le cœur du réseau de neurones convolutionnels, Les CNN sont nommés en raison des couches convolutionnels de leur architecture **[38]**. Les couches convolutionnels sont générées à partir d'une série de filtres (également appelés noyaux) qui sont appliqués à une image d'entrée. La couche convolutionnels crée une carte des caractéristiques, qui est une représentation de l'image d'entrée après l'application des filtres. Les couches convolutionnels peuvent être empilées pour créer des modèles plus sophistiqués qui peuvent apprendre des caractéristiques plus complexes à partir d'images **[39]**.

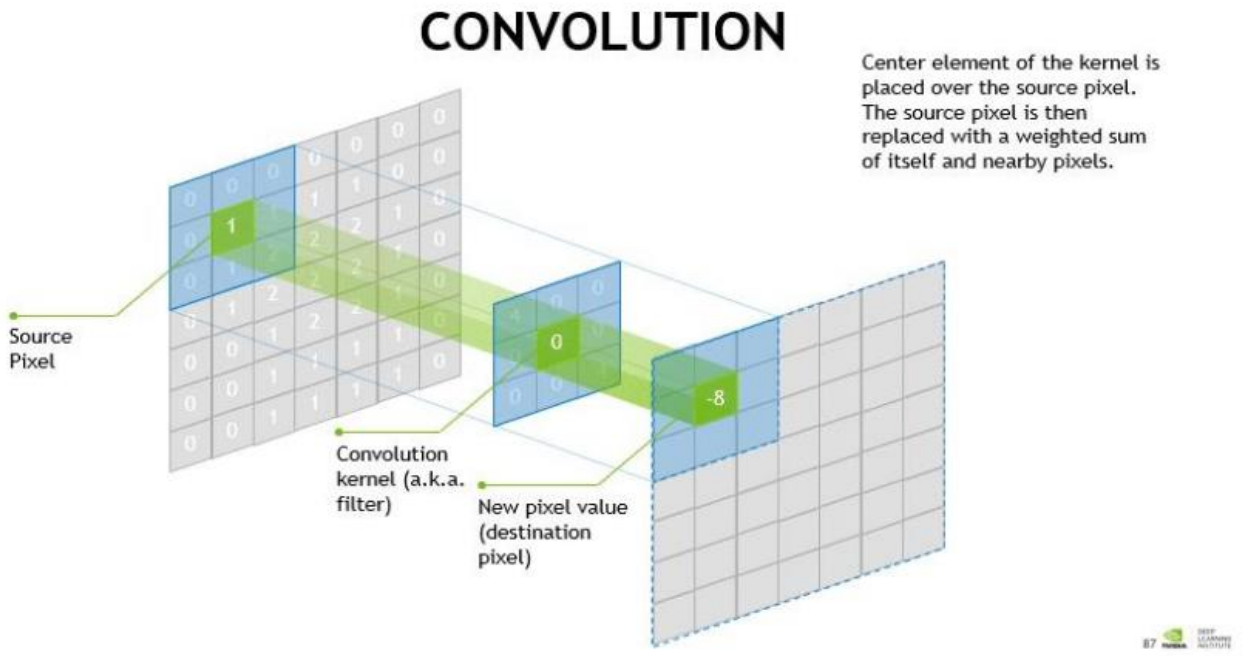


Figure 2.13 Schéma représente l'opération de convolution **[40]**

II.4.2.1.2 la couche de pooling

Une autre couche des réseaux neuronaux convolutifs est la couche de mise en commun. La couche de pooling consiste à sous-échantillonner l'image en fonction de ses dimensions spatiales, à savoir sa largeur et sa hauteur, en divisant l'image d'entrée en une série de carrés non combinés. Il est

placé entre deux couches successives de convolutions de l'architecture CNN afin de diminuer le nombre de paramètres et le calcul de puissance.

Il existe deux principaux types de Pooling : le **max-Pooling** et l'average-Pooling. Le max-Pooling renvoie la valeur maximale de la partie de l'image couverte par le noyau. D'autre part, **l'average-Pooling** renvoie la moyenne de toutes les valeurs de la partie de l'image couverte par le noyau. En pratique, le max-Pooling est le plus utilisé et donne de bien meilleurs résultats que l'average-Pooling. **[41]**

La figure 2.14 représente un exemple d'opérations de max-Pooling et de average-Pooling.

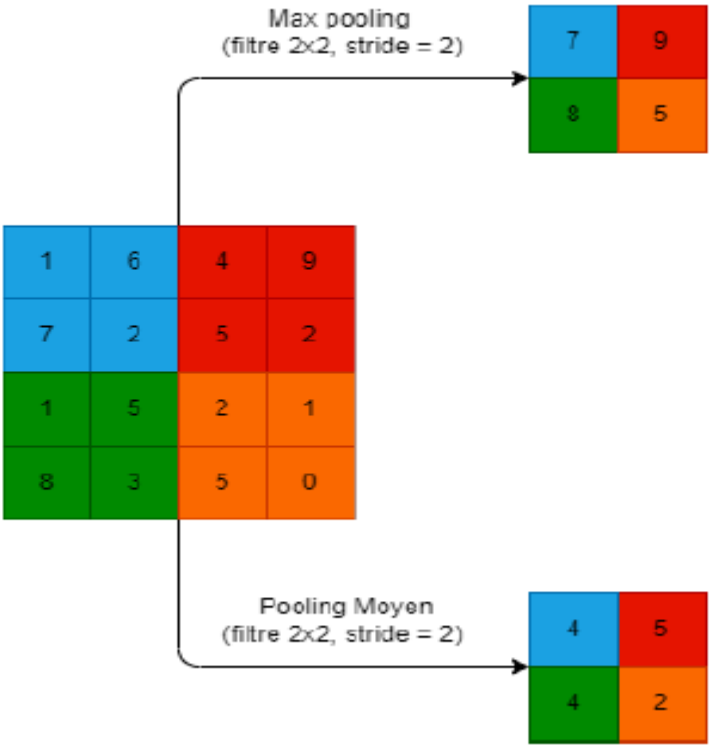


Figure 2.14 Exemple simple de Pooling (avec le max- pooling et average-pooling)

II.4.2.1.3 Couches entièrement connectées (Fully connected layer)

La couche finale de convolution ou de pooling transforme les cartes de caractéristiques de sortie en une matrice 1D connectée à des couches entièrement connectées. Ces différentes couches représentent les propriétés extraites des couches de convolution et de pooling aux conclusions, comme les probabilités de classification. **[30]**

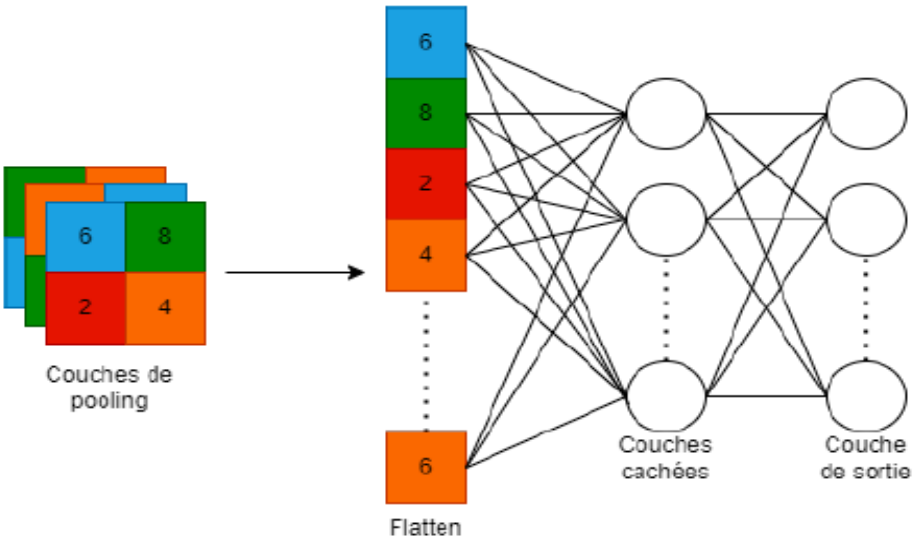


Figure 2.15 Schéma de la couche entièrement connectée.

II.5 Apprentissage par Transfert

L'apprentissage par transfert (Transfer Learning en anglais) est une méthode populaire en vision par ordinateur car elle nous permet de construire des modèles précis tout en gagnant du temps. Avec le TL, au lieu de recommencer le processus d'apprentissage à partir de zéro, vous partez de modèles appris en résolvant un problème différent. Comme disait Chartres 'standing on the shoulder of giants'. **[42]**

Pour réaliser un apprentissage par transfert, il est nécessaire de commencer par former un réseau de base sur un ensemble de données et une tâche de base. Ensuite, les fonctionnalités apprises peuvent être réutilisées ou transférées vers un deuxième réseau cible qui sera formé sur un ensemble de données et une tâche cible. Ce processus a plus de chances de réussir si les caractéristiques sont générales, c'est-à-dire qu'elles sont applicables à la fois aux tâches de base et aux tâches cibles, plutôt que spécifiques à la tâche de base. **[43]**

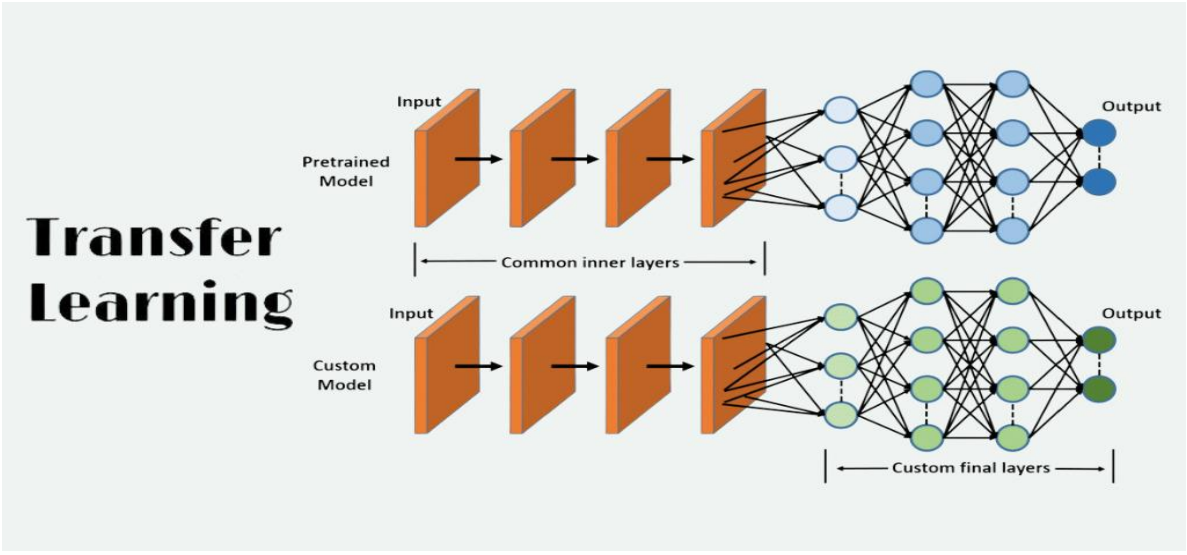


Figure 2.16 Le processus de technique d'apprentissage par transfert

II.6 Fine-tuning

La technique du réglage fin est une méthode couramment utilisée dans l'apprentissage par transfert pour les réseaux de neurones profonds. Elle consiste à appliquer quelques cycles d'entraînement aux paramètres d'un modèle pré-entraîné afin de les adapter à une nouvelle tâche. Dans le réglage fin standard, nous avons deux options : soit nous optimisons tous les paramètres pré-entraînés, soit nous figeons certaines couches (généralement les premières couches) du modèle pré-entraîné et optimisons les autres couches pour la tâche cible. **[44]**

II.7 Le mécanisme Attention

Dans le domaine de la vision par ordinateur, les mécanismes d'attention jouent un rôle essentiel dans l'extraction efficace des caractéristiques des images. Ces mécanismes, grâce à leurs différentes implémentations, améliorent les modèles d'apprentissage profond en se concentrant sélectivement sur les éléments d'entrée importants. Cela permet d'accroître la précision des prédictions et l'efficacité computationnelle. En mettant en évidence les informations pertinentes, ces mécanismes agissent comme un projecteur pour renforcer les performances globales du modèle. En imitant de manière simplifiée les actions du cerveau humain, les réseaux de neurones cherchent à reproduire cette capacité de concentration sélective sur certains éléments pertinents, tout en ignorant les autres. . **[45]**

II. 8 Modèles pré-entraînés

Un modèle pré-entraîné désigne un modèle qui a été utilisé pour résoudre un problème similaire à celui que nous souhaitons résoudre. Il est donc fréquent d'importer et d'utiliser des modélisations provenant de la littérature publiée, comme : les modèles VGG (Visual Geometry Group) comme le VGG-16, VGG-19..., les modèles Inception (Inception-V1, Inception-V2...), les modèles ResNet (ResNet-V1, Inception-ResNet-V1...), AlexNet, LeNet, etc... **[46]**

II.8. 1 VGG-Net

VGG signifie Visual Geometry Group, c'est une architecture CNN profonde à plusieurs couches. Le terme « profond » se réfère au nombre de couches de VGG-16 ou VGG-19, qui ont respectivement 16 ou 19 couches convolutives. Il a été construit avec 13 couches convolutionnels et trois couches entièrement connectées. Il est le plus utilise car : Le design simple et élégant, enquête plus approfondie sur l'importance des filets profonds, excellente performance sur ImageNet et très grand. **[47]**

La structure précise du réseau VGG-16 est présentée dans la Figure **2.17**

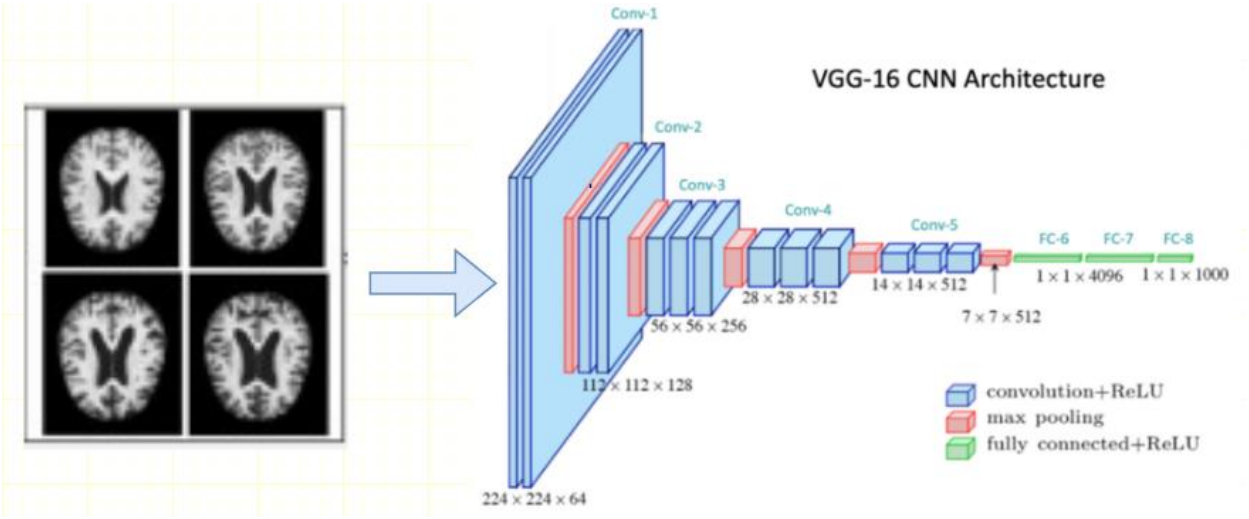


Figure 2.17 L'architecture de VGG-Net.

VGG prend en entrée une image RVB d'une résolution de 224 x 224 pixels. La valeur moyenne RVB de toutes les images dans l'ensemble d'apprentissage est calculée, puis l'image est envoyée au réseau de convolution VGG en tant qu'entrée. L'étape de convolution utilise des filtres de taille fixe de 3x3 ou 1x1. Le nombre de couches dans VGG varie en fonction du modèle utilisé, allant de VGG11 à VGG19. VGG11 comprend au moins 8 couches de convolution et 3 couches entièrement connectées. VGG19 comprend au maximum 16 couches de convolution et 3 couches entièrement connectées. **[48]**

II.8.2 ResNet

Le réseau résiduel, également connu sous le nom de Residual Network (ResNet), est l'un des modèles d'apprentissage profond les plus célèbres. En ce qui concerne la catégorisation et la segmentation d'images, les réseaux résiduels profonds (ResNet) fonctionnent très bien. Ces réseaux utilisent des connexions de saut, appelées raccourcis, pour éviter certaines couches. L'architecture ResNet comprend plusieurs variantes, dont ResNet50. **[49]**

II.8.3 MobileNet

MobileNet est une architecture légère conçue pour les applications mobiles, elle utilise des convolutions séparables en profondeur afin de réduire le nombre des paramètres par rapport aux convolutions classiques. Cela permet de créer des réseaux neuronaux profonds et légers. En utilisant des convolutions séparables de 3 × 3 en profondeur, MobileNet réduit les calculs de 8 à 9 fois par rapport aux convolutions standards, avec seulement une légère diminution de la précision, comme illustré dans la figure 2.18 ci-dessous**. [50]**

MobileNetV3 propose plusieurs améliorations par rapport aux versions précédentes. Celles-ci incluent une attention accrue aux détails fins de l'image, une optimisation de la représentation des caractéristiques, une architecture de réseau plus profonde et une meilleure utilisation des opérations d'activation non linéaires. L'objectif de ces améliorations est de réduire la complexité du modèle tout en augmentant sa précision et son efficacité. **[51]**

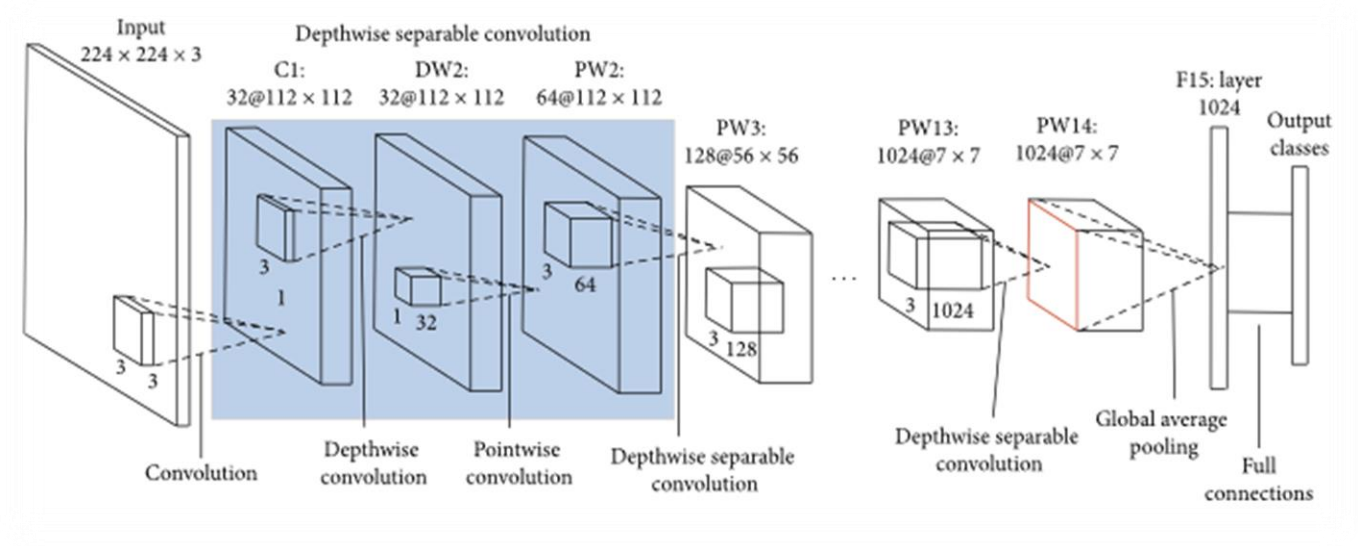


Figure 2.18 L'architecture de Mobile Net.

II.8.4 Inception-Net :

GoogleNet a introduit le premier modèle Inception. Au fil du temps, différentes versions d'Inception ont été développées, notamment Inception-v2, Inception-v3 et Inception-v4. Pour notre expérience, nous avons utilisé Inception-v3. L'architecture d'Inception-v3 est principalement composée de 42 couches, avec moins de paramètres et une meilleure efficacité de calcul par rapport aux versions précédentes d'Inception. **[52]**

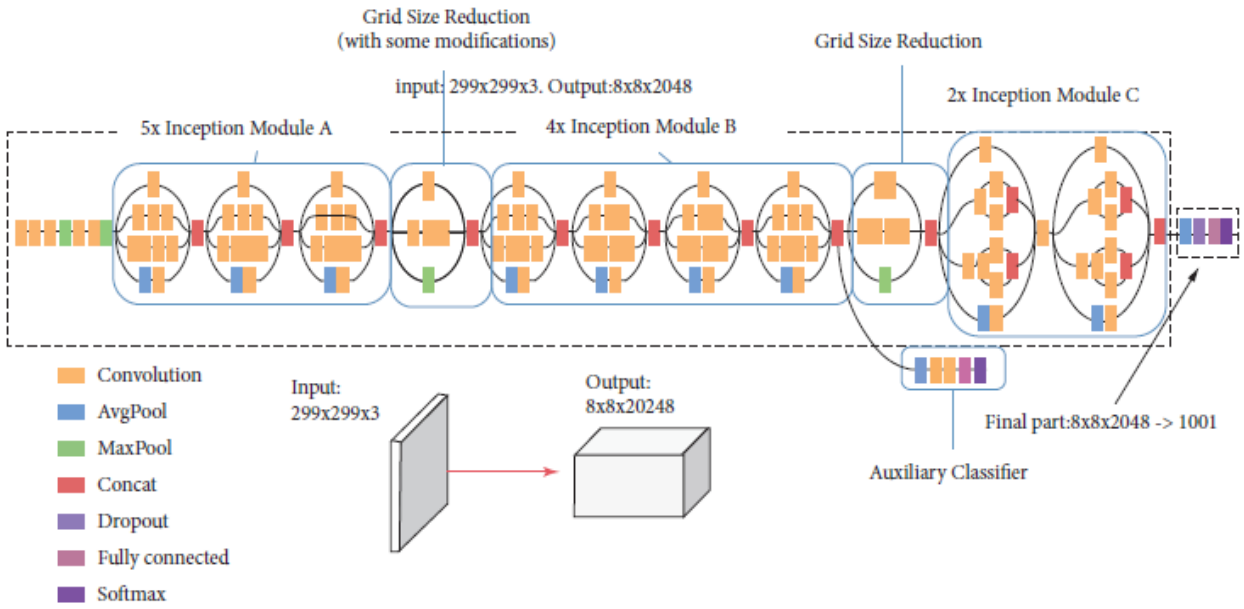


Figure 2.19 L'architecture d'Inception –V3 modèle

II.8.5 EfficientNet-B0

EfficientB0 fait partie de la famille des CNN d'EfficientNet, conçus pour atteindre des performances élevées tout en étant efficaces sur le plan computationnel. Il existe plusieurs modèles d'EfficientNet, notamment EfficientNet B0 à B7. L'architecture d'EfficientNet B0 est basée sur les composants de MobileNetV2. Les modèles EfficientNet se distinguent par leur méthode d'échelle composée, qui ajuste de manière équilibrée la profondeur, la largeur et la résolution du réseau à l'aide d'un ensemble de coefficients prédéfinis. **[53]**

II.9 L'état de L'art

Récemment, le diagnostic de la maladie d'Alzheimer a été grandement amélioré grâce à l'utilisation de l'apprentissage profond. Différentes approches d'apprentissage profond ont été proposées pour aider les professionnels de la santé à diagnostiquer cette maladie et à prendre des décisions médicales éclairées. Dans cette section, nous présenterons certains travaux qui sont étroitement liés à notre étude.

II.9.1 Jalindre et al.

Le principal objectif du travail de Jalindre et al est de développer un modèle de DL performant pour détecter précocement la maladie d'Alzheimer et classer les images médicales selon ses différents stades. Les auteurs utilisent le modèle CNN en se basant sur des modèles pré-entraînés d'apprentissage par transfert tels que VGG16 et ResNet50, ainsi que sur des CNN personnalisés. Quatre critères de classification ont été utilisés : démence légère, démence très légère, démence modérée et absence de démence. Pour faciliter la vie des patients et des médecins, les auteurs ont développé une application Web permettant d'analyser et de vérifier à distance la maladie. Les résultats pratiques ont démontré que VGG16 et ResNet50 ont été améliorés et ont atteint respectivement une précision de 95 % et 84 %. Les auteurs ont également développé un modèle personnalisé qui a obtenu une précision de 93 % pour la classification**. [54]**

II.9.2 Muhammed et al

Il est crucial de détecter précocement la maladie d'Alzheimer en raison de sa nature débilitante de la mémoire et de la confusion. Pour une détection précoce, il est crucial d'utiliser des systèmes de détection assistée par ordinateur. Le but de cette étude est de mettre en évidence les modèles ResNet50 et VGG16, qui ont progressé de 78%, ce qui témoigne de progrès importants. Les données sur les quatre phases de la maladie d'Alzheimer sont exploitées dans cette étude, ce qui ouvre de nouvelles perspectives pour la recherche clinique et les systèmes d'assistance au diagnostic**. [55]**

II.9.3 Sarang Sharma et al

L'étude a évalué l'efficacité d'un modèle d'Inception V3 proposé pour la détection de MA obtenant une précision et une sensibilité de 94,92% et 94,94% respectivement. Les modèles ont fait l'objet

d'entrainement et de tests, avec des résultats similaires. La reproductibilité pourrait être une limite, mais cela pourrait être résolu en utilisant un vaste ensemble de données d'IRM cérébrale. La recherche apporte une perspective plus précise sur les modèles d'apprentissage profond et propose d'adopter diverses méthodes de transfert et d'optimisation de l'apprenant. **[56]**

Voici le modèle proposé de détection de la maladie d'Alzheimer.

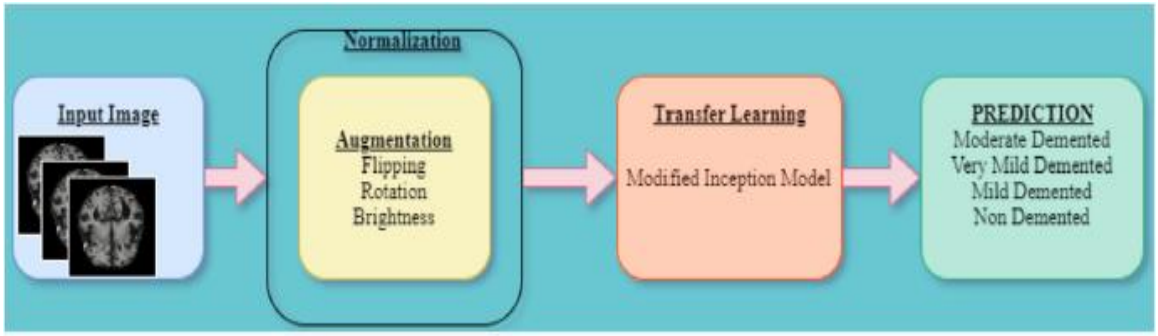


Figure 2.20 L'approche suggérée pour détecter la MA.

II.9.4 Furkan Karakaya et al

Plusieurs modèles de classification ont été employés dans cette étude afin de classer la maladie d'Alzheimer. Le but est de proposer aux autres chercheurs une proposition concernant les performances de classification des modèles en comparant DenseNet121, EfficientNetB7, GoogLeNet, MobileNet_V3, Resnet101, Resnext101 et ShuffleNet. Le score F1 du modèle de classification GoogLeNet est de 0,9467, la précision de 0,9467, la sensibilité de 0,9474, la spécificité de 0,9811 et le score F1 de 0,9467. Le score de Dice du modèle U-Net est de 0,874, l'IoU est de 0,776, la sensibilité est de 0,868, la spécificité est de 0,999, la précision est de 0,879 et la précision est de 0,999. Ensuite, un processus de production a été mis en place en se basant sur des modèles de classification et de segmentation. **[57]**

II.9.5 Hon et al

Une méthode basée sur l'apprentissage par transfert a été proposée pour détecter la maladie d'Alzheimer (AD) **[58]** à partir d'images structurelles obtenues par IRM. Cette méthode utilise des poids pré-entraînés provenant d'ImageNet, ainsi qu'un ajustement fin pour obtenir des résultats très précis. Le modèle a été testé sur le jeu de données d'imagerie cérébrale OASIS, qui comprend 6 400 images provenant de 200 sujets. Les chercheurs ont utilisé des données transversales de la série d'études d'imagerie à accès ouvert (OASIS) pour différencier les patients atteints d'AD des patients en bonne santé. Ils ont utilisé un mécanisme de tri basé sur l'entropie pour sélectionner les 32 images les plus informatives de chaque numérisation 3D, ce qui a donné un total de 6 400 images pour l'entraînement. Ce modèle atteint une précision de 92,3% avec VGG16 et de 96,25% avec Inception-V4.

II.9.6 Budhiraja et al

Ils ont présenté des modèles de classification de la maladie d'Alzheimer basés sur le transfert d'apprentissage à partir d'images d'IRM. Ils ont testé cinq modèles populaires : le CNN, le DenseNet 169, le ResNet 50, le VGG 19 et l'Inception V3. Pour cela, ils ont utilisé les poids pré-entraînés d'ImageNet dans le modèle de base et ont ajusté leur modèle sur l'ensemble de données afin d'obtenir des résultats plus précis**. [59]**

II.9.7 Bhaskarann et al

Cet article porte sur la détection précoce de différents stades de troubles cognitifs et de la maladie d'Alzheimer en utilisant des neuroimages et l'apprentissage par transfert (TL). Les images par résonance magnétique (IRM) provenant de la base de données ADNI, qui comprend différentes catégories de troubles cognitifs normaux (CN), de troubles cognitifs légers précoces (EMCI), de troubles cognitifs légers (MCI) et de troubles cognitifs légers tardifs (LMCI), sont classifiées à l'aide d'une approche d'apprentissage par transfert. Pour cette classification, trois réseaux pré-entraînés, à savoir GoogleNet, AlexNet et ResNet-18, sont utilisés. Ils sont entraînés et testés sur 6000 images collectées à partir de la base de données ADNI. **[60]**

- Nous résumons tout ce qui précède dans le tableau suivant :

Auteurs	Dataset	Classe	Méthode	Modèle	Validation Accuracy Training (%)
Jalindre et al (2022)	Kaggle	4	CNN	VGG16	95%
				ResNet50	84 %
Muhammed et al				VGG16	78%
				ResNet50	78%
Sarang Sharma et al				Inception V3	94.92 %
Furkan Karakaya et al				DenseNet121	90.43%
				EfficientNet	92.63%
				GoogLeNet	94.67%
				MobileNet_v3	91.53%
				ResNet101	87.93%
				ResNext101	82.91%
				ShuffleNet	92.31%

Hon et al (2017)	OASIS	2		VGG16	92.3%
				InceptionV4	96.25%
Budhiraja et al. 2021	ADNI	4		VGG-19	76.90%
				Inception-V3	78.70%
				Resnet-50	79.20%
				DensNet-169	82.50%
P. Bhaskaran, J. Venkatraman Shanmugam				GoogleNet	96.39%
				AlexNet	94.08%
				ResNet-18	97.51%

Tableau 2-2 Travaux connexes en apprentissage profond pour la classification AD

II.10 Conclusion

Le domaine du deep learning est en constante évolution, offrant des possibilités d'explorer et de résoudre de nombreux besoins et problèmes humains. Actuellement, il est largement utilisé dans divers domaines, notamment dans le domaine médical, pour détecter et classifier des maladies telles que l'Alzheimer.

Dans ce chapitre, nous avons exposé les concepts fondamentaux du deep learning ainsi que ses différents outils. Ces connaissances seront extrêmement utiles pour comprendre notre approche de détection de cette maladie, qui sera présentée et expérimentée dans le chapitre 3.

3 Chapitre 3

Conception et Implémentation

III.1 Introduction

En raison de la quantité énorme de données que les spécialistes doivent traiter, il est possible qu'un médecin commette de nombreuses erreurs et perde beaucoup de temps à diagnostiquer un cas spécifique dans le domaine de la pathologie. Afin d'identifier les maladies de manière rentable, efficace et rapide, nous nous appuyons sur des études précédentes qui ont utilisé l'apprentissage profond pour la classification des maladies, y compris d'Alzheimer.

Ce chapitre vise à concevoir et présenter les architectures de modèles. Nous avons également discuté de six architectures que nous avons choisies de comparer dans notre projet. De plus, nous allons approfondir notre propre modèle proposé.

III.2 Méthodologie

Dans cette section, nous présentons l'étude conceptuelle de notre système, tout d'abord, nous décrivons l'architecture générale en mettant en évidence les principaux processus de notre étude. Ensuite, nous détaillons chaque processus individuellement.

III.2.1 Architecture générale

Notre système suit un processus en plusieurs étapes pour créer un modèle d'apprentissage profond permettant de détecter et de classer la maladie d'Alzheimer. Tout d'abord, le système collecte toutes les données nécessaires, puis les divise en 03 parties (entrainement, test et validation). Ces données sont ensuite utilisées pour entraîner les modèles que nous avons construits, ce qui nous permet d'obtenir des modèles précis pouvant être utilisés pour la classification.

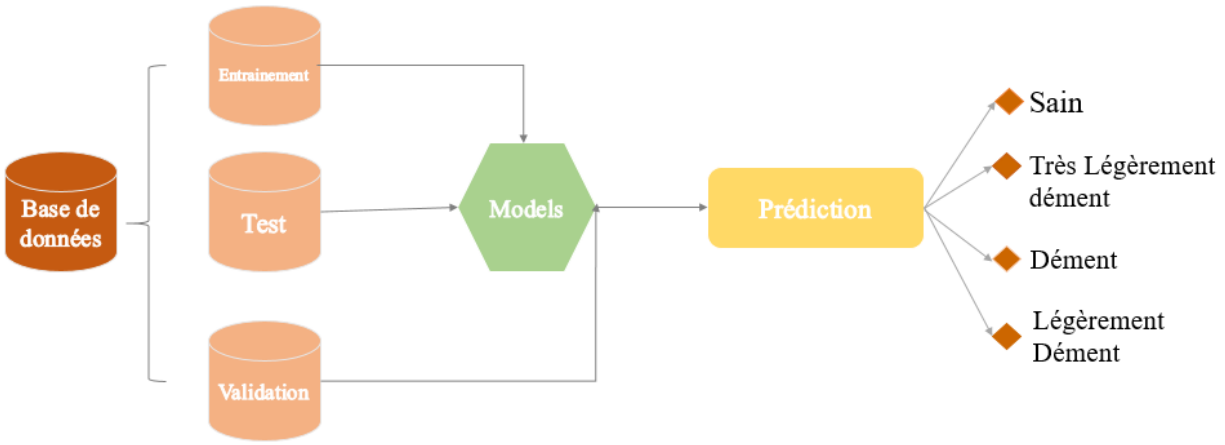


Figure 3.1 L'architecture générale du système

III.2.2 Architecture détaillée Dans cette partie, nous abordons en effet le cœur de notre travail, avec sa conception détaillée en plusieurs étapes, allant du chargement et de l'importation des données à la mise en œuvre (voir Figure 3.2)

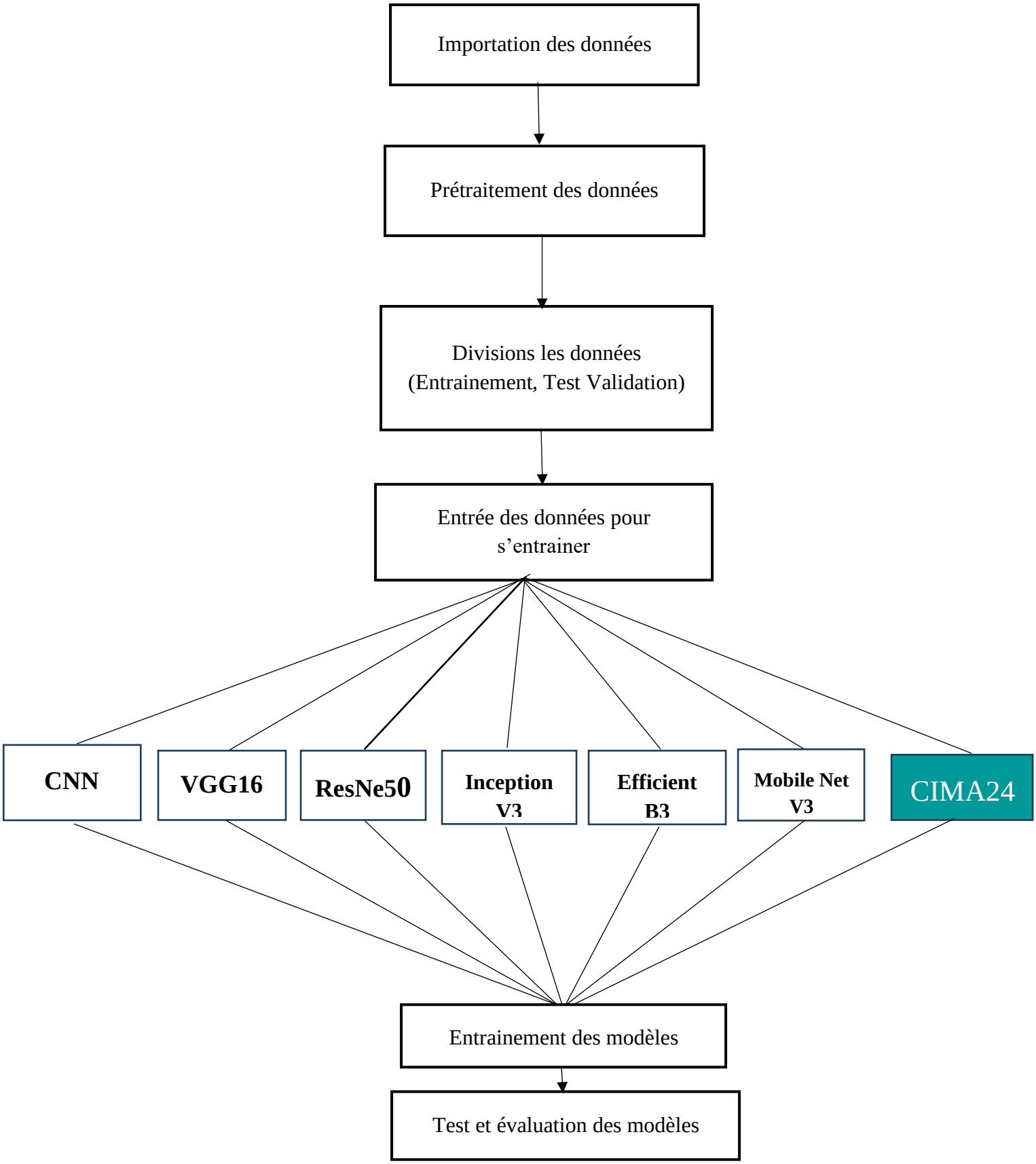


Figure 3.2 Le schéma détaillé du système

III.3 L'ensemble de données

III.3.1 Définition

Le jeu de données contient une collection complète d'images IRM provenant de différentes sources, telles que des sites web, des hôpitaux et des références publiques. Cette diversité de données est essentielle pour l'entraînement et la validation des modèles d'apprentissage automatique. En ce qui concerne la répartition des patients, l'ensemble de données comprend un total de 200 patients répartis en quatre groupes distincts en fonction de leur source : 100 patients provenant de sites web, 70 patients provenant d'hôpitaux, 28 patients provenant de références publiques et 2 patients provenant d'une autre source non spécifiée. Chaque patient possède une IRM cérébrale minutieusement découpée en 32 coupes horizontales, ce qui donne un ensemble de données contenant 6 400 images. Ces images ont une résolution de 128x128 pixels et sont au format ".jpg". Les images IRM, obtenues à l'aide d'un scanner 1,5 Tesla et de la séquence T1, fournissent une anatomie du crâne en haute résolution pour des applications diagnostiques et de recherche. Elles garantissent la cohérence et réduisent la variabilité, ce qui en fait d'excellentes ressources pour l'imagerie médicale. **[61]**

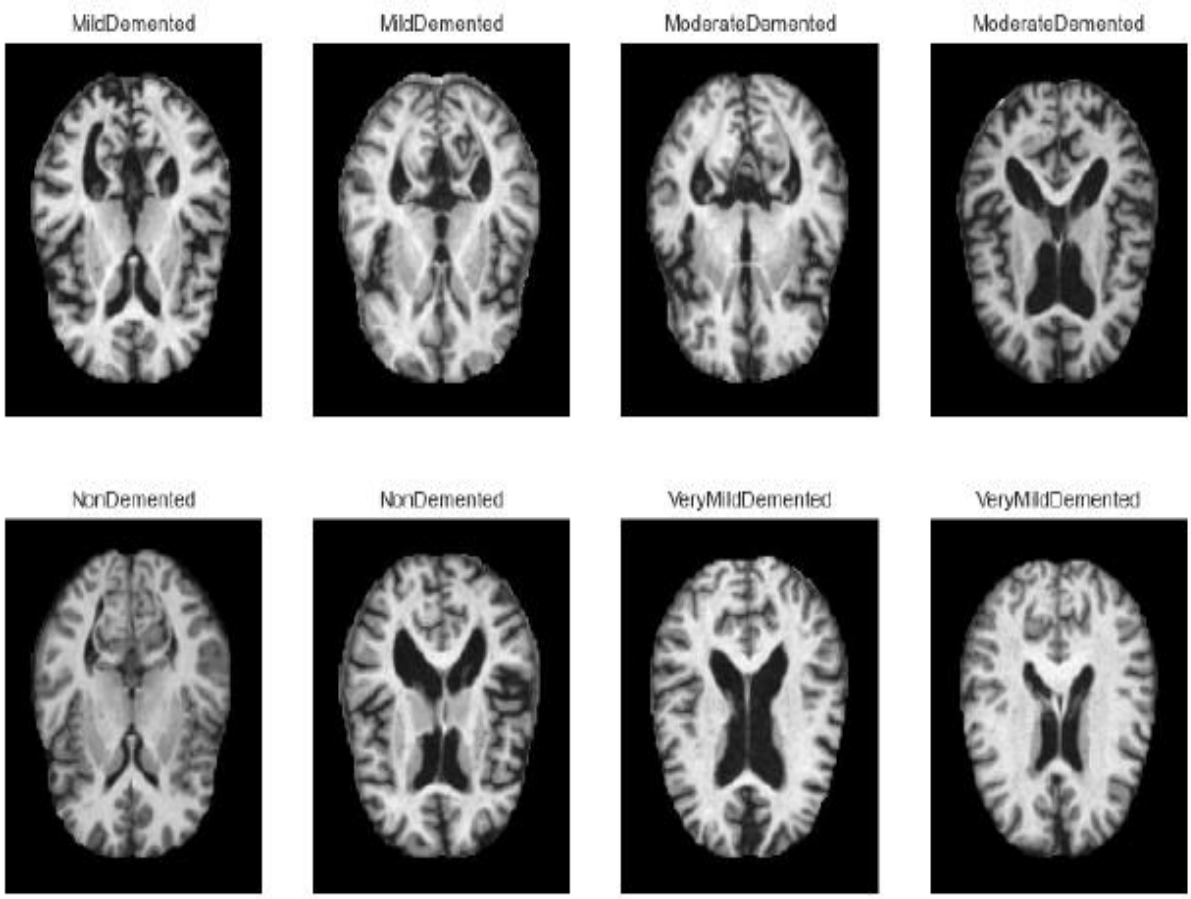


Figure 3.3 échantillons d'images IRM de l'ensemble de données Kaggle.

Les bases de données réparties en 04 classes.

Classe - 1 : Légèrement dément (896 images)

Classe - 2 : Modéré dément (64 images)

Classe - 3 : Non dément (3200 images)

Classe - 4 : Très légèrement dément (2240 images) (Voici la figure III-2)

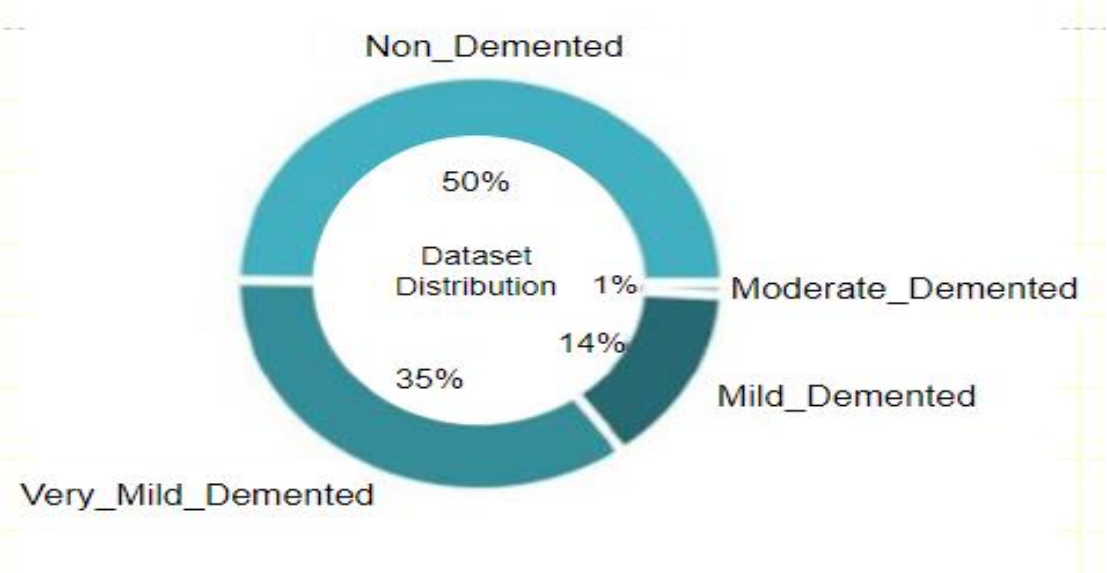


Figure 3.4 Distribution des classes de l'ensemble de données Kaggle.

III.3.2 Prétraitement des images

La classification de la maladie d'Alzheimer implique le traitement d'images par IRM afin d'obtenir des résultats précis et fiables. Ce processus comprend la correction des mouvements, la normalisation de l'intensité, le filtrage du bruit et la segmentation du cerveau pour identifier les caractéristiques pertinentes. Les méthodes de prétraitement jouent un rôle crucial dans l'amélioration des algorithmes de classification et contribuent à un diagnostic précoce et précis.

- **L'équilibrage de base de données**

Dans notre cas, il semble que notre base de données d'images IRM pour la classification de la maladie d'Alzheimer présente un déséquilibre considérable. Les classes "Modérément déments" et "Légèrement déments" ont un nombre très faible d'images par rapport aux classes 'Non déments' et 'Très légèrement déments'.

Afin de contourner cette difficulté, nous avons choisi d'utiliser la procédure d'attribution de poids aux classes. L'utilisation de poids de classe dans l'apprentissage profond pour la classification des images de la maladie d'Alzheimer assure un traitement efficace des données en attribuant des poids plus élevés aux classes minoritaires et moins importants aux classes majoritaires. Cela garantit une attention équitable et améliore la performance des modèles.

```
y_train = tf.concat(list(map(lambda x: x[1], train_data)), axis=0)
class_weight = compute_class_weight('balanced',classes=np.unique(y_train), y=y_train.numpy())
class_weights = dict(zip(np.unique(y_train), class_weight))
```

- **Augmentation des données**

La quantité et la diversité des données d'entraînement sont des facteurs déterminants pour le succès de la plupart des modèles d'apprentissage, en particulier les modèles d'apprentissage profond. Dans cette étude, nous utilisons l'augmentation des données comme prétraitement pour améliorer les performances de notre réseau neuronal. Cette technique consiste à créer des exemples d'entraînement supplémentaires et variés, ce qui facilite la reconnaissance et améliore la précision du système. Parmi les modifications effectuées, on peut citer le recadrage, la rotation aléatoire, le changement de taille, la symétrie verticale et horizontale, le zoom, etc.

Dans notre cas, nous avons augmenté les données en appliquant des transformations aux images de la manière suivante :

- Rotation =**20°**
- Mise à l'échelle horizontal=**0.2**,
- Mise à l'échelle vertical=**0.2**
- Cisaillement (Shearing)=**0.2**
- Zoom=**0.2**

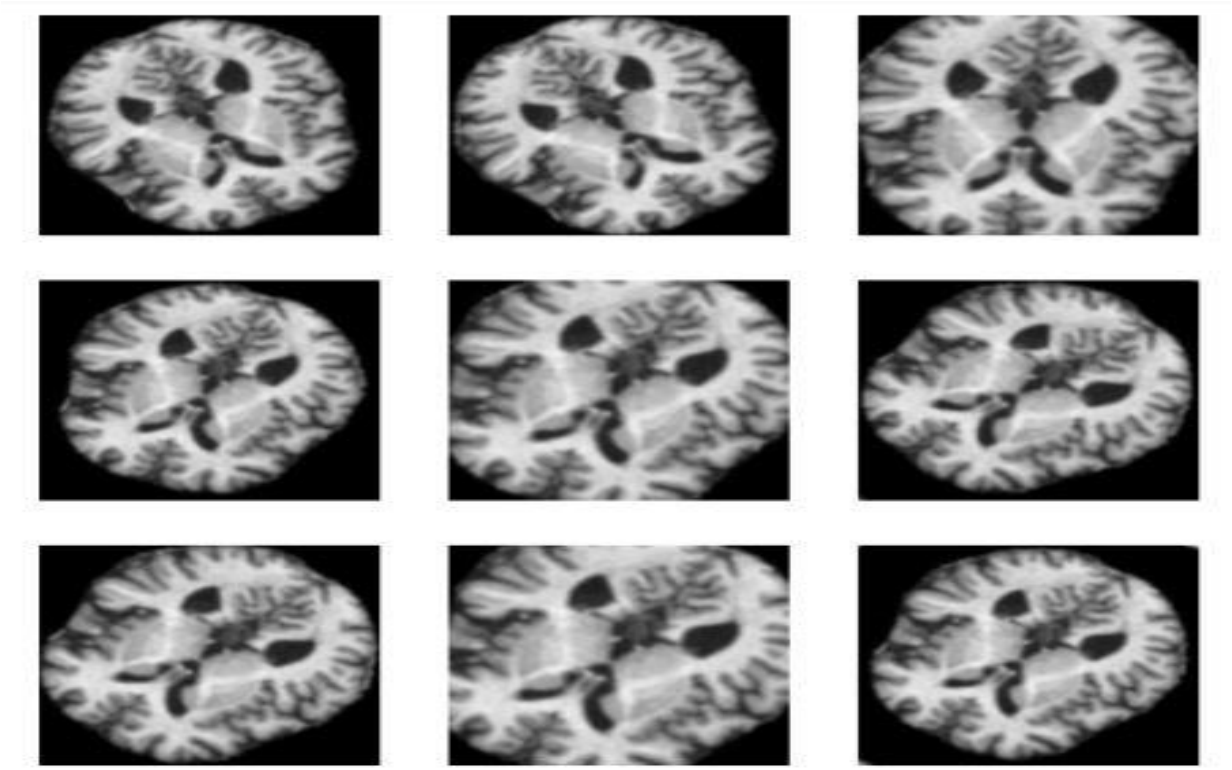


Figure 3.5 Augmentation des données sur notre ensemble de données

- **Normalisation des pixels**

La normalisation des images consiste à standardiser la gamme des valeurs des pixels des images indépendantes en utilisant la fonction rescale=1. /255. Les valeurs des pixels sont normalisées afin de les ramener entre 0 et 1. Il est crucial de normaliser les données, car cela permet au modèle de converger plus rapidement lors de l'entraînement.

- **Redimensionnement des images**

L'ensemble de données contient des images de différentes tailles, ce qui peut provoquer l'architecture est inexact. Ainsi, dans notre modèle, nous avons redimensionné chaque image à (224 × 224× 3).

III-3-3 La séparation des données

Pour évaluer les performances de notre modèle, nous avons structuré notre jeu de données (Après le prétraitement) en trois parties distinctes : une partie pour l'entraînement de données « Train Set », le test « Test Set » et l'autre partie pour la validation « Validation Set ».

- **Train Set**

Les données d'entraînement servent à créer et à développer un modèle d'apprentissage profond.

- **Validation Set**

Le jeu de validation permet d'évaluer les performances du modèle au cours de l'entrainement en ajustant les hyperparamètres et en fournissant une estimation impartiale de la performance du modèle.

- **Test Set**

Le jeu de données de test évalue les performances finales du modèle après l'entrainement complet, afin d'évaluer sa capacité à généraliser à de nouvelles données.

La figure ci-dessous représente le pourcentage de notre séparation des jeux de données :

Ensembles	Pourcentage (%)	Nombre d'images
Entraînement	80	5119
Validation	10	639
Test	10	640

Tableau 3-1 Répartition des différents ensembles : entraînement, validation et test.

III.4 Les architectures de modèles

III.4.1 Convolutional Neural Network CNN

Le réseau neuronal profond (CNN) est un réseau de couches convolutifs qui détectent, séparent et classent automatiquement les images et les classifications. Il se concentre sur le traitement des données de type réseau, y compris les fonctions de Max-Pooling, le Pooling Average, le Dropout, Batch Normalization, et les couches entièrement connectées avec des fonctions d'activation.

Nous établissons neuf (09) couches dans le modèle initial proposé de la CNN, dont trois sont des couches convolutionnels suivies de trois Moxpooling. Et un pour la classification avec la fonction d'activation softmax, ainsi qu'une deux couches entièrement connectées.

CNN comporte trois paires de couches de convolution, chacune suivie d'une couche de convolution 2D et d'une couche de pooling max. Les couches de convolution utilisent respectivement 16, 32 et 128 filtres avec une taille de noyau de 3x3 et une activation Relu.

Les couches de pooling max de ce modèle permettent de réduire la dimensionnalité de la sortie de chaque couche de convolution en utilisant des fenêtres de pooling de taille 2x2. Les caractéristiques extraites sont aplaties dans un vecteur unidimensionnel et passées à travers deux couches entièrement connectées avec des activations ReLU. L'activation softmax est utilisée par la couche de sortie pour la classification en 4 classes. L'optimiseur Adam est utilisé pour compiler le modèle, avec une perte de type 'sparse_categorical_crossentropy'. Ce modèle a été spécialement développé pour gérer des images en entrée de dimensions 224x224 pixels, avec 3 canaux de couleur (RGB).

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 222, 222, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 109, 109, 32)	4640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 52, 52, 128)	36992
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 86528)	0
dense (Dense)	(None, 128)	11075712
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_2 (Dense)	(None, 4)	260

Figure 3.6 Résumé du modèle CNN

III.4.2 VGG16

- VGG16 est composé de 5 blocs de convolution, chacun avec plusieurs 02 couches convolutionnels
- Ces couches convolutives appliquent des filtres de taille 3x3 sur l'image d'entrée pour extraire des caractéristiques bas-niveau. Chaque couche de convolution suivie de couche de pooling max, Cette couche réduit la dimensionnalité de la sortie des couches convolutives précédentes en prenant la valeur maximale dans des régions de pooling de taille 2x2.
- 02 couches entièrement connectées avec une activation softmax pour la classification (04 classes)
- Le modèle a été compilée avec l'optimiseur Adam, une fonction de perte de type "categorical_crossentropy" (appropriée pour la classification avec plusieurs classes)
- Le modèle VGG16 a une couche de sortie. À ce stade, la dernière couche de convolution émet un volume de caractéristiques en trois dimensions. Afin de l'intégrer dans un réseau de neurones entièrement connecté, il est nécessaire de le transformer en un vecteur 1D. On procède habituellement à cette tâche en utilisant une couche de Global Average Pooling, qui évalue la moyenne de chaque carte de caractéristiques en sortie. La dernière couche de convolution est réduite en un vecteur de caractéristiques de taille fixe grâce à cette couche.

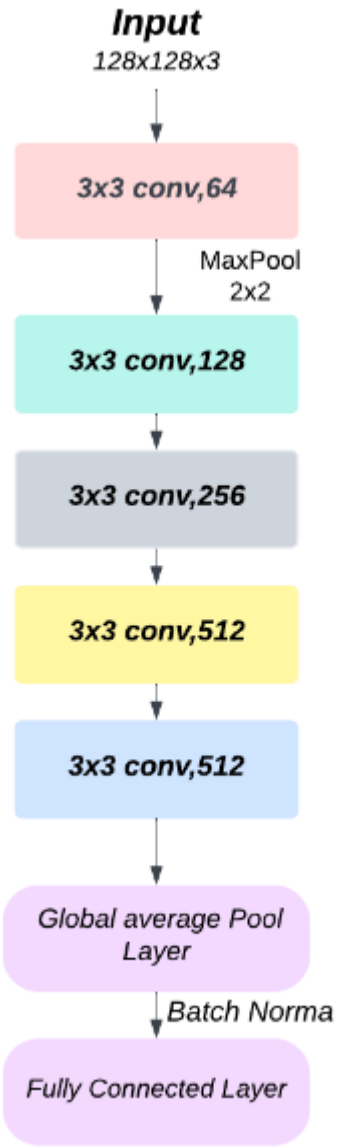


Figure 3.7 L'architecture de VGG16

III.4.3 MobileNetV3

MobileNetV3 est une version améliorée des précédents modèles de la série MobileNet, se distinguant par une précision accrue tout en maintenant une grande efficacité en termes de taille et de vitesse d'exécution. MobileNetV3-Large, une version majeure de la famille MobileNet, offre une combinaison de performances élevées et d'efficacité computationnelle pour les applications d'apprentissage en profondeur sur des dispositifs mobiles et embarqués. Cette architecture utilise des couches de convolution prédéfinies pour extraire des caractéristiques d'image à différents niveaux d'abstraction, avec des filtres de petite taille et des opérations de convolution profonde pour réduire les paramètres et la charge de calcul tout en préservant les informations importantes. Contrairement à certaines architectures classiques de neurones convolutifs, MobileNetV3-Large n'inclut pas de couches entièrement connectées à la fin, préférant une couche de classification

globale suivie d'une couche de classification softmax pour les prédictions de classe, utilisant l'optimiseur Adam.

III.4.4 ResNet50

Cette structure de modèle exploite le transfert d'apprentissage en utilisant un ResNet50 pré-entraîné, qui utilise ses compétences pour extraire des caractéristiques à partir d'ImageNet. Les paramètres de ResNet50 sont gelés afin de se concentrer sur l'acquisition de caractéristiques spécifiques à la tâche dans les couches suivantes, ce qui facilite l'entraînement avec des données restreintes. L'utilisation de la normalisation par lots maintient la cohérence de l'entraînement, tandis que les couches denses capturent des motifs complexes. Les prédictions sont converties en probabilités de classe par Softmax

Dans la couche de sortie, ce qui garantit des prédictions fiables. Cette méthode équilibrée permet de créer un modèle de classification d'images solide.

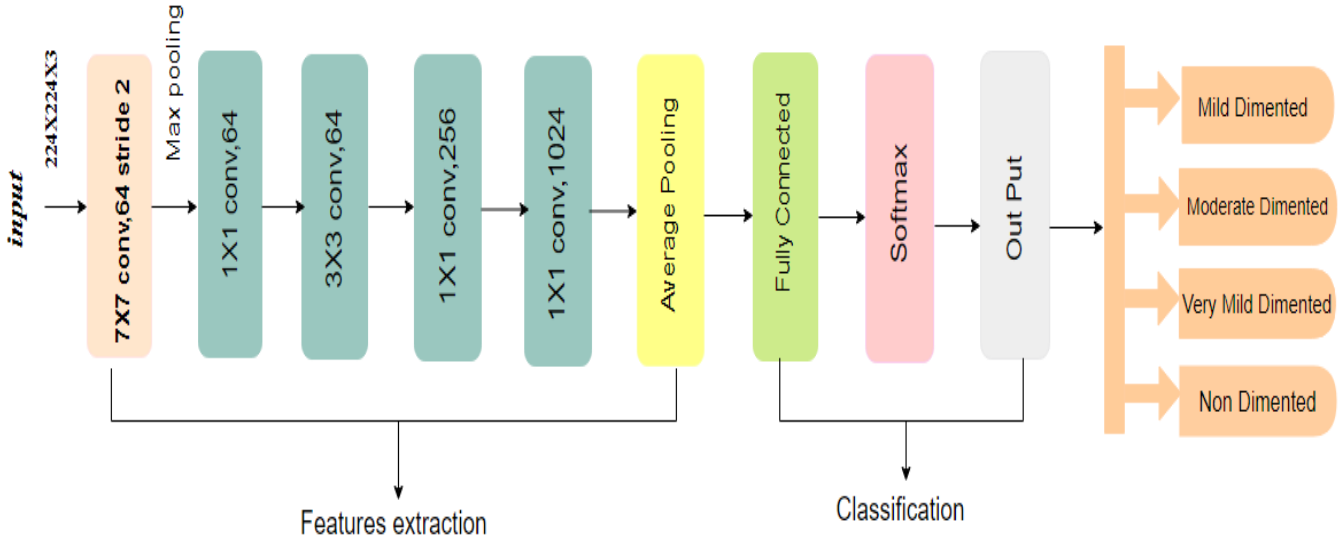


Figure 3.8 L'architecture de ResNet50.

III.4.5 Inception V3

Le modèle est construit sur l'architecture InceptionV3, un réseau CNN connu pour son efficacité dans les tâches de classification d'images. La forme d'entrée est définie comme (224, 224, 3), représentant 224x224 pixels avec trois toiles colorées. Des couches supplémentaires sont ajoutées pour adapter le modèle à des tâches de classification spécifiques. La première couche réduit les dimensions spatiales à une seule valeur par carte fonctionnelle, ce qui améliore l'efficacité de calcul et l'extraction des caractéristiques. La deuxième couche utilise des couches denses avec 4096 neurones chacune et l'activation de l'unité linéaire rectifiée (ReLU), favorisant la non-linéarité et améliorant la capacité du réseau à capturer des modèles de données complexes. Les couches dropout sont utilisées pour empêcher l'instabilité du modèle, et la couche de sortie se compose de couches denses avec 4 neurones représentant le nombre de classes dans la tâche de classification.



Figure 3.9 L'architecture d'Inception V3.

III.4.6 EfficientNet-B0

EfficientNetB0 pré-entraîné est utilisé dans le modèle de classification des images IRM pour la maladie d'Alzheimer afin de déterminer les différentes étapes de la maladie. Les premières couches du modèle sont figées afin de préserver les caractéristiques acquises, tandis que les couches supérieures peuvent être entraînées. L'augmentation des données permet d'améliorer la résilience en introduisant des variations dans les images. Les images sont prétraitées afin d'ajuster les valeurs des pixels, et une fois qu'elles ont été passées par EfficientNetB0, une couche de pooling global réduit les dimensions des cartes de caractéristiques. Enfin, la couche finale dense utilise une activation softmax pour générer des probabilités pour quatre catégories correspondant aux différents stades de la maladie.

```
Model: "model"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 input_3 (InputLayer)        [(None, 224, 224, 3)]     0

 efficientnetb0 (Functional  (None, 7, 7, 1280)        4049571
 )

 global_average_pooling2d (  (None, 1280)              0
 GlobalAveragePooling2D)

 dense (Dense)               (None, 4)                 5124

=================================================================
Total params: 4054695 (15.47 MB)
Trainable params: 1356084 (5.17 MB)
Non-trainable params: 2698611 (10.29 MB)
_________________________________________________________________
```

Figure 3.10 Le résume du modèle Efficient B0.

III.5 Le modèle proposé

Nous avons créé un modèle nommé CIMA24. Le modèle commence par une couche convolutive initiale avec 64 filtres de taille 3x3, en utilisant un padding 'same' pour maintenir la taille de l'image, suivie d'une activation **ReLU**. Ensuite, une couche de **max pooling** avec une taille de pool de 2x2 réduit les dimensions spatiales. Après cela, une normalisation de lot est appliquée pour normaliser les activations de la couche précédente, suivie d'une couche de dropout avec un taux de 0.5 pour régulariser le modèle. Ce schéma se répète avec d'autres couches convolutives, de pooling, de normalisation de lot et de dropout. Une couche **AttentionLayer ()** est également ajoutée pour améliorer la capacité du modèle à se concentrer sur les parties importantes de l'image. Enfin, le modèle se termine par une couche dense de sortie avec 4 neurones et une activation **softmax** toujours pour effectuer une classification multi-classe.

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 conv2d (Conv2D)             (None, 150, 150, 64)      1792

 max_pooling2d (MaxPooling2  (None, 75, 75, 64)        0
 D)

 batch_normalization (Batch  (None, 75, 75, 64)        256
 Normalization)

 dropout (Dropout)           (None, 75, 75, 64)        0

 conv2d_1 (Conv2D)           (None, 75, 75, 32)        51232

 max_pooling2d_1 (MaxPoolin  (None, 37, 37, 32)        0
 g2D)

 batch_normalization_1 (Bat  (None, 37, 37, 32)        128
 chNormalization)

 dropout_1 (Dropout)         (None, 37, 37, 32)        0

 flatten (Flatten)           (None, 43808)             0

 dense (Dense)               (None, 256)               11215104

 batch_normalization_2 (Bat  (None, 256)               1024
 chNormalization)

 dropout_3 (Dropout)         (None, 256)               0

 dense_2 (Dense)             (None, 64)                16448

 batch_normalization_4 (Bat  (None, 64)                256
 chNormalization)

 dropout_4 (Dropout)         (None, 64)                0

 attention_layer (Attention  (None, 64)                64
 Layer)

 dense_3 (Dense)             (None, 4)                 260

=================================================================
Total params: 11353380 (43.31 MB)
Trainable params: 11352036 (43.30 MB)
Non-trainable params: 1344 (5.25 KB)
_________________________________________________________________
```

Figure 3.11 l'architecture de modèle proposé

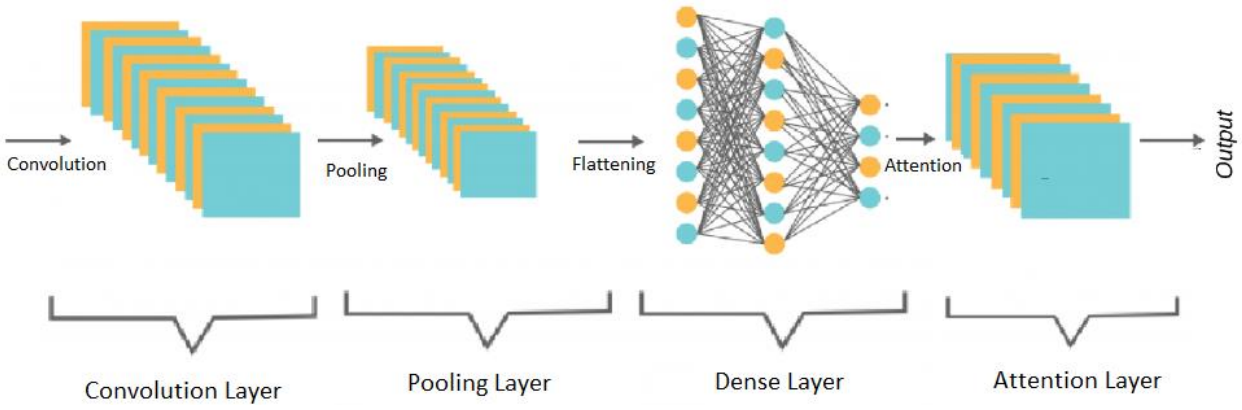


Figure 3.12 L'architecture de notre propre model d'attention.

III.6 Évaluation des modèles

Pour évaluer en profondeur nos modèles d'apprentissage, il est nécessaire de réaliser des calculs sur certaines mesures. En raison de l'insuffisance de l'exactitude pour évaluer les performances des modèles, notamment pour les données multi-classe, des mesures de performance telles que la précision, le rappel et le score F1 ont été utilisées afin d'évaluer comment les tests sont précis. Les mesures de performance sont définies par quatre paramètres : vrai positif (TP) : un point de données étiqueté comme positif par le modèle mais qui est réellement positif (correct). Faux positif (FP) : un point de données étiqueté comme positif mais réellement négatif (incorrecte).

Vrai négatif (TN) : le modèle étiquette un point de données comme négatif lorsqu'il est réellement positif (erreur), et faux positif (FN) : le modèle indique qu'un point de date est négatif quand il est réellement positif. Les équations d'exactitude, de précision, de rappel et de score f1 sont présentées comme suit :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Precession = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F1\text{-}Score = \frac{TP}{TP+\frac{1}{2}(FN+FP)}$$

Confusion matrix (matrice de confusion) : Une matrice de classification, composée de TP, TN, FP, FN, aide à calculer des mesures d'évaluation telles que l'exactitude, la précision, le rappel et F1 pour évaluer les performances d'un modèle. **[62]**

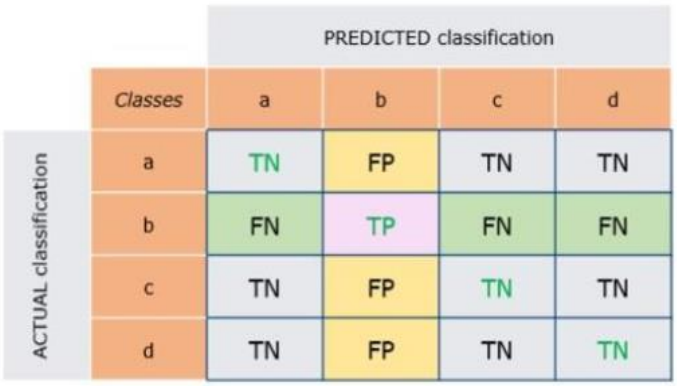


Figure 3.13 La matrice de confusion pour une classification multi classe.

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord décrit notre base de données en détaillant les étapes de prétraitement effectuées. Ensuite nous avons réalisé une étude approfondie en analysant la méthodologie proposée, qui comprend l'utilisation de six architectures : CNN, VGG16, ResNet50V2, InceptionV3, MobileNetV2 et EfficientB0. Chaque architecture est décrite en détail, mettant en évidence ses caractéristiques et ses fonctionnalités respectives. Cela permet de comprendre leurs capacités et leurs limites. L'analyse identifie les approches les plus prometteuses et propose notre propre modèle d'Attention ‘CIMA24’afin de classer et détecter de la maladie d'Alzheimer. Les résultats démontrent que les techniques d'apprentissage profond peuvent considérablement améliorer la précision et la fiabilité du diagnostic.

4 Chapitre 4

Résultats et Discussion

IV.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présentons les résultats de notre étude sur la classification de la maladie d'Alzheimer. Nous mettons en évidence les modèles que nous avons utilisés pour parvenir à ces résultats. Nous discutons en détail des résultats de chaque modèle, présentons leurs utilisations, leur précision, et explorons les possibilités d'améliorer la détection précoce et la gestion de cette maladie. Ces résultats constituent une base solide pour de futures études et promettent des avancées majeures dans la lutte contre la maladie d'Alzheimer.

IV.2 Outils et environnement

IV.2.1 Spécifications matérielles

Nous avons accompli notre travail en utilisant deux ordinateurs portables avec les configurations suivantes :

- **Le premier ordinateur portable :**

Un ordinateur portable qui a les caractéristiques suivantes :

HP Latitude E7250 avec une capacité de mémoire de 12 Go, et un processeur AMD Ryzen 3 i5-2200U, 5ème génération, vitesse 2,50 GHz, avec Windows 10 (type de système 64 bits).

- **Le deuxième ordinateur portable :**

Lenovo Thinkpad avec une capacité de mémoire de 8 Go, et un processeur Intel (R) Core(TM) i5-3320, 5ème génération, vitesse 2,60 GHz, avec Windows 10 (type de système 64 bits).

IV.2.2 Spécifications logiciels et bibliothèques

IV.2.2.1 Spécifications logiciels

Dans notre expérience, nous avons opté pour le langage de programmation Python. Ce dernier est reconnu pour sa facilité d’apprentissage et sa grande puissance.

Python : est un langage de programmation de haut niveau, interprété, multiparadigmes et multiplateforme développé par Guido Van Rossum au début des années 1980. Il est utilisé pour le développement Web, l'IA l'apprentissage automatique, les systèmes d'exploitation, le développement d'applications mobiles, les jeux vidéo et bien d'autres fins **[63].** Et la version de Python sur laquelle nous avons travaillé est Python 3.10.0

Google Colab *:* Google Colab ou Colaboratory est un service cloud, offert par Google (gratuit), basé sur Jupyter Notebook et destiné à la formation et à la recherche dans l'apprentissage automatique. Cette plateforme permet d'entraîner des modèles de Machine Learning directement dans le cloud sans donc avoir besoin d'installer quoi que ce soit sur notre ordinateur à l'exception d'un navigateur. **[64].**

C'est un outil qui offre pendant 12 heures par jours les outils suivants :

GPU : 1xTesla K80, ayant 2496 cœurs CUDA, calcul 3,7, 12 Go (11,439 Go utilisables).

CPU : 1x cœur unique hyper fileté, c'est-à-dire (1 cœur, 2 fils) Processeurs Xeon @ 2,3 GHz (NonTurbo Boost), 45 Mo de cache.

RAM : 12 Gb disponibles.

Disque : 320 Go disponibles.

IV.2.2.2 Bibliothèques

Tensorflow *:* est une bibliothèque gratuite et open source développée par Google pour l'apprentissage automatique et l'intelligence artificielle. Il peut être utilisé pour diverses tâches, mais il se concentre spécifiquement sur la formation et l'inférence de réseaux neuronaux profonds **[65].** Pour la version que nous avons utilisée, tensorflow2.11.0

Keras : est considéré comme l'une des API les plus renommées pour les réseaux neuronaux. Il est développé en Python et supporte divers moteurs de calcul de réseaux neuronaux backend **[66].**Keras a été choisi par Tensorflow comme une API de premier ordre pour Tensorflow 2.0.

Numpy *:* il s'agit d'une bibliothèque Python qui permet le traitement des tableaux. Il est équipé d'un système d'objet tableau multidimensionnel de haute performance ainsi que de logiciels pour le manipuler. C'est le plus package Python important pour le calcul scientifique**. [67]**

Matplotlib : est un framework graphique 2D pour Python qui permet de représenter et de visualiser des données sous formes graphiques**. [68]**

Open Cv (Open Source Computer Vision Library) : est une bibliothèque de logiciels gratuite pour vision par ordinateur et apprentissage automatique. Open Cv a été créé pour fournir une infrastructure pour les applications de vision par ordinateur et pour aider les produits commerciaux la perception de la machine poreuse plus rapidement. **[69]**

Tkinter : Le package tkinter est une fine couche orientée objet au-dessus de Tcl/Tk. Pour utiliser tkinter, vous n'avez pas besoin d'écrire du code Tcl, mais vous devrez consulter la documentation Tk, et occasionnellement la documentation Tcl. Tkinter est un ensemble de wrappers qui implémentent les widgets Tk en tant que classes Python. **[70]**

Flask : Flask est un léger micro-Framework pour Python. Il nous permet de créer des applications Web ainsi que des API assez rapidement et facilement **[71].**

IV.3 Résultats obtenus et discussion

Comme discuté précédemment, nous avons effectué une classification de l'Alzheimer en utilisant des algorithmes d'apprentissage profond sur notre ensemble de données. Pour cela, nous avons créé un code Python qui nous a permis de réaliser la classification et les tests nécessaires.

Chaque modèle utilise les paramètres suivants :

- ✓ Optimiseur d'apprentissage : Adam.
- ✓ Nombre d'époques : 20 époques.
- ✓ Learning rate: 0.001.
- ✓ Fonction de perte : sparse_categorical_crossentropy
- ✓ Batch_size = 32,
- ✓ Image size= (224, 224)
- ✓ Fonction d'activation: softmax

Ces résultats sont présentés en termes de précision (Accuracy), rappel (Recall), F1-score, matrice de confusion (confusion matrix) et rapport de classification (classification report). Voici les résultats obtenus pour chaque modèle :

IV.3.1 Evaluation de chaque modèle

- **CNN**

Notre modèle CNN pour la classification de la maladie d'Alzheimer a été testé sur différents ensembles de données d'entraînement, de validation et de test. Pendant l'entraînement, il a atteint une précision de 100 %, tandis qu'en validation, il a atteint 99,53 % et lors des tests indépendants, il a obtenu 98,59 %. Ces résultats démontrent la robustesse et l'efficacité de notre modèle dans l'identification précise des patients atteints de la maladie d'Alzheimer et des individus sains. Ces résultats suggèrent également une précision clinique potentielle.

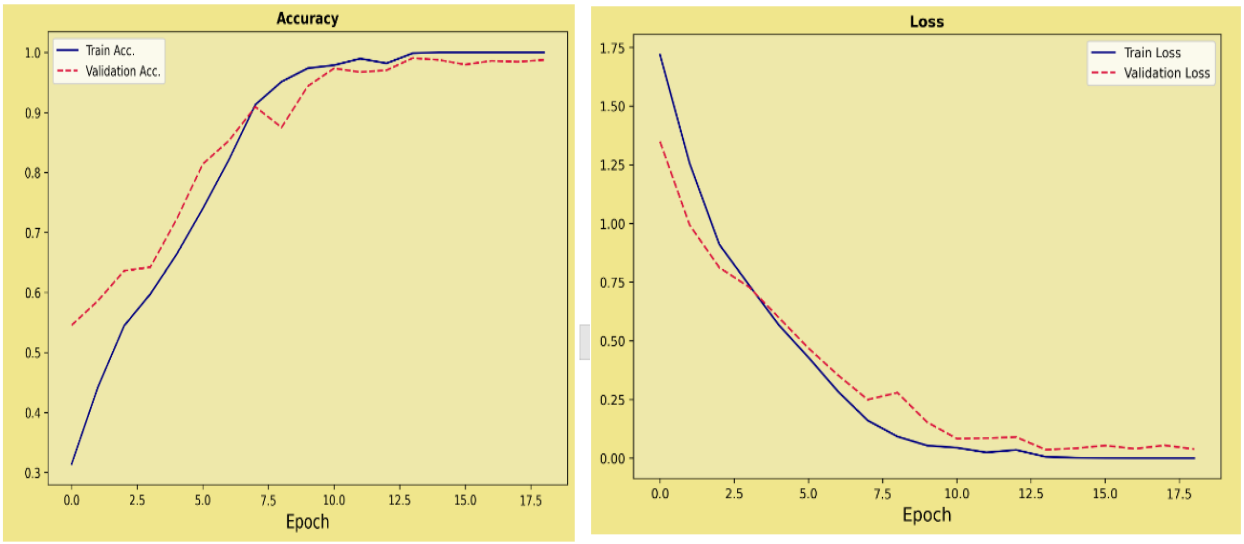


Figure 4.1 le taux de précision et de pertes obtenus dans l'entrainement et la validation pour le modèle CNN

Comme nous pouvons le constater clairement, la précision de l'apprentissage augmente avec le nombre d'époques, Cela reflète le fait que le modèle acquiert davantage d'informations à chaque époque, de même que pour l'ensemble de validation. Le taux d'erreur d'apprentissage et de validation diminue avec le nombre d'époques, jusqu'à atteindre une valeur de 0.000338 pour l'entrainement et 0.0440 pour la validation.

	precision	recall	f1-score	support
Mild_Demented	1.00	0.97	0.99	78
Moderate_Demented	1.00	1.00	1.00	4
Non_Demented	0.98	0.99	0.98	326
Very_Mild_Demented	0.98	0.97	0.98	232
accuracy			0.98	640
macro avg	0.99	0.98	0.99	640
weighted avg	0.98	0.98	0.98	640

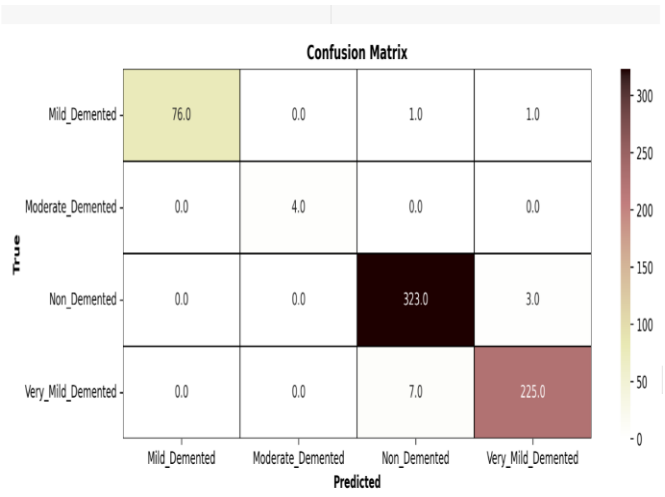


Figure 4.2 Le rapport de classification et la matrice de confusion

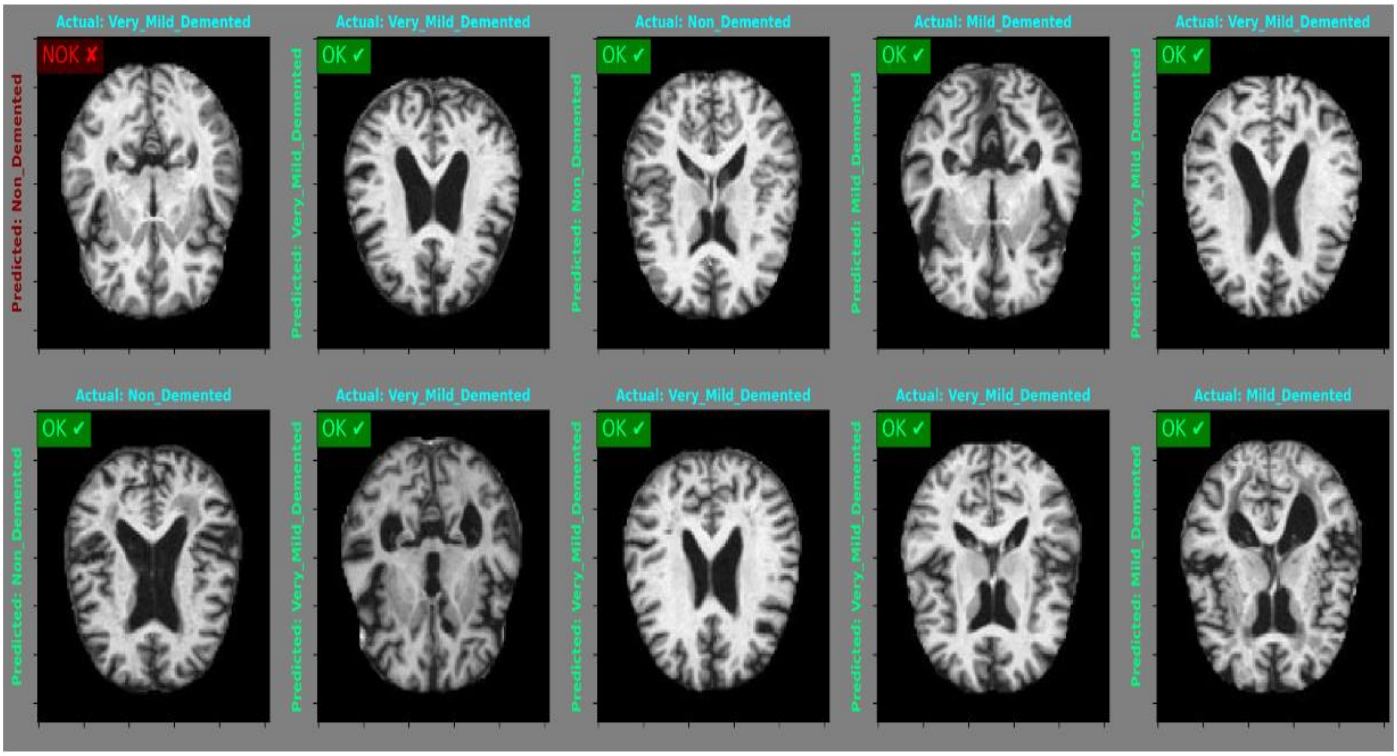


Figure 4.3 Prédiction et classification de plusieurs stades de la maladie d'Alzheimer à l'aide du CNN.

- **VGG16**

Au cours de nos expérimentations, le modèle VGG16 a atteint une précision de 97,46 % lors de l'entraînement et de 93,11 % sur l'ensemble de validation. Lors des tests, la précision s'est maintenue à 92,37 %, ce qui suggère une bonne généralisation du modèle. Les graphiques ci-dessous illustrent les performances en termes de précision et de perte obtenues lors de l'implémentation du modèle VGG16 :

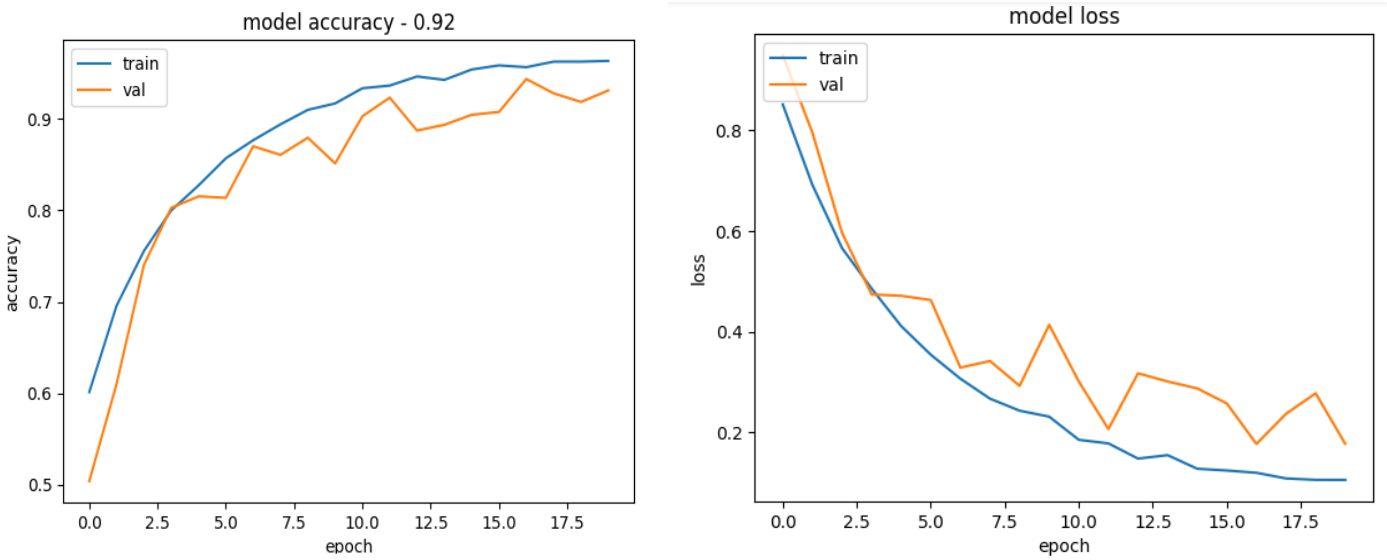


Figure 4.4 Taux de précision et de pertes obtenus lors de l'entraînement et de la validation pour le modèle VGG.

La précision semble augmenter progressivement au fil de l'entraînement, ce qui suggère une convergence satisfaisante du modèle. D'autre part, on observe une diminution régulière de la courbe de perte jusqu'au atteint 0.1053 pour l'entrainement et 0.1770 pour la validation, ce qui laisse entendre que le modèle apprend efficacement les caractéristiques des données. Ces constatations mettent en évidence le succès de la mise en place du modèle VGG16 et soulignent sa capacité à obtenir des résultats satisfaisants dans la tâche de classification.

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
Mild_Demented	0.92	0.85	0.88	89
Moderate_Demented	1.00	0.50	0.67	6
Non_Demented	0.85	0.96	0.90	320
Very_Mild_Demented	0.91	0.79	0.84	224
accuracy			0.92	639
macro avg	0.92	0.93	0.93	639
weighted avg	0.92	0.92	0.92	639

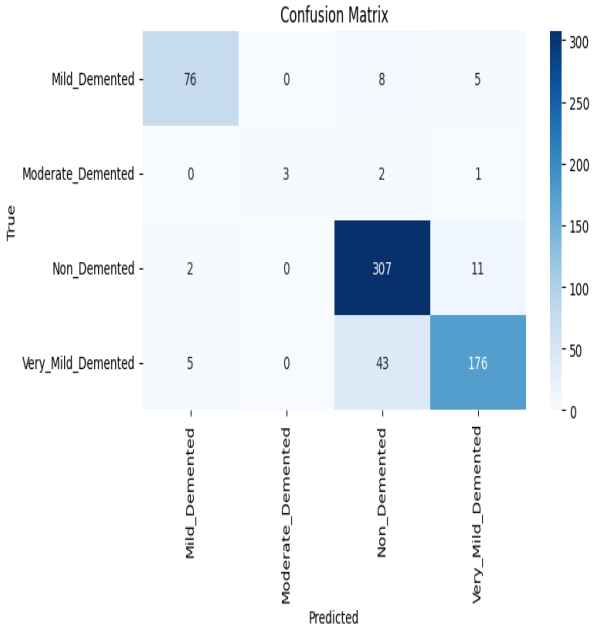


Figure 4.5 Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle VGG16.

- **MobileNetV3**

La précision de MobileNet V3 est remarquablement élevée sur l'ensemble d'entraînement (99,94 %), mais présente une légère diminution sur l'ensemble de validation (74,14 %) et l'ensemble de test (75,51 %). Même si les résultats sur le groupe d'entraînement sont prometteurs, la disparité significative de précision entre les ensembles indique qu'il est important de prêter une attention particulière à la généralisation du modèle.

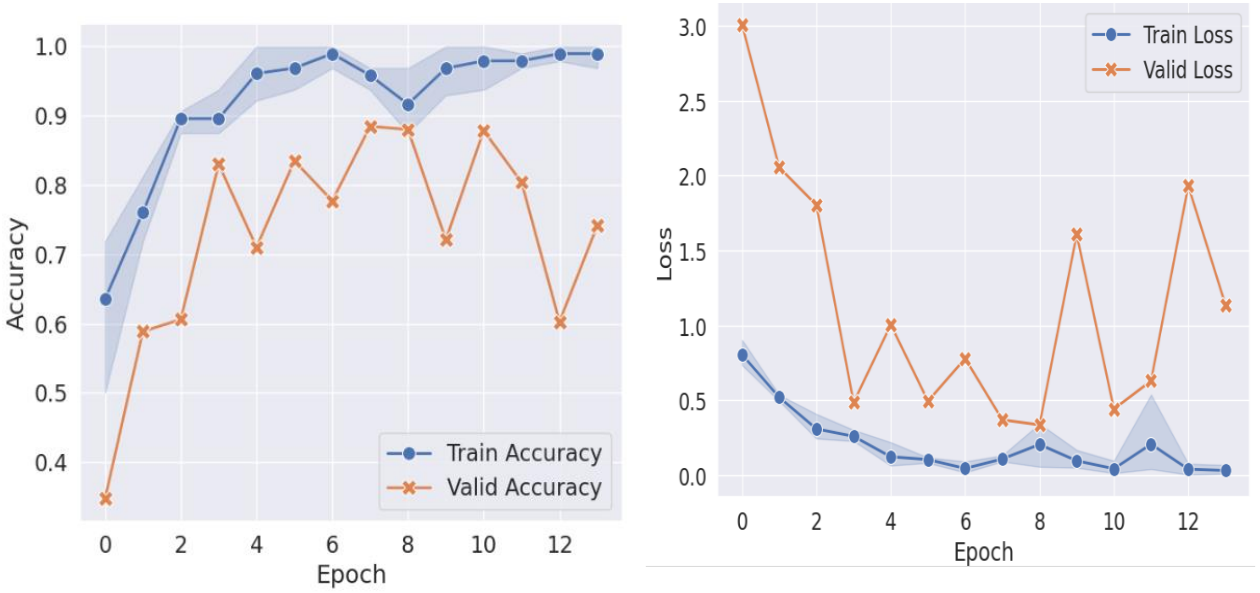


Figure 4.6 Les graphiques de précision et de perte pour l'approche MobileNet V3

MobileNetV3 améliore considérablement ses performances à chaque itération en démontrant une augmentation constante de la précision au fil du temps. Le modèle accumule continuellement des informations lors de chaque phase d'entraînement. Parallèlement, les taux de perte d'apprentissage et de validation diminuent progressivement à mesure que le modèle affine ses poids et ses paramètres. Après un certain temps, ces taux atteignent des valeurs remarquablement faibles, soit 0,271 pour l'ensemble d'entraînement et 1,371 pour l'ensemble de validation

classification_report :

	precision	recall	f1-score	support
0	0.42	0.98	0.59	89
1	1.00	0.83	0.91	6
2	1.00	0.50	0.66	320
3	0.75	0.89	0.81	224
accuracy			0.71	639
macro avg	0.79	0.80	0.74	639
weighted avg	0.83	0.71	0.71	639

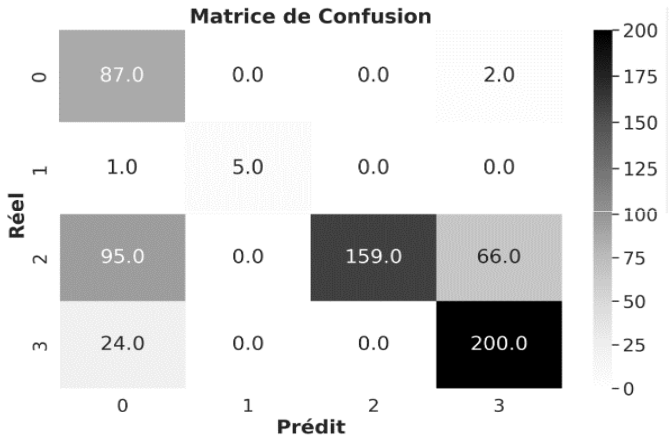


Figure 4.7 Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle MobileNetV3.

- **ResNet50**

Au cours de nos investigations approfondies du modèle ResNet50, nous avons constaté des résultats remarquables. Le modèle a atteint une précision exceptionnelle de 98.59 % pendant l'entraînement, tandis que sur l'ensemble de validation, cette précision s'est élevée à 94.01 % et 95.60% pour le test.

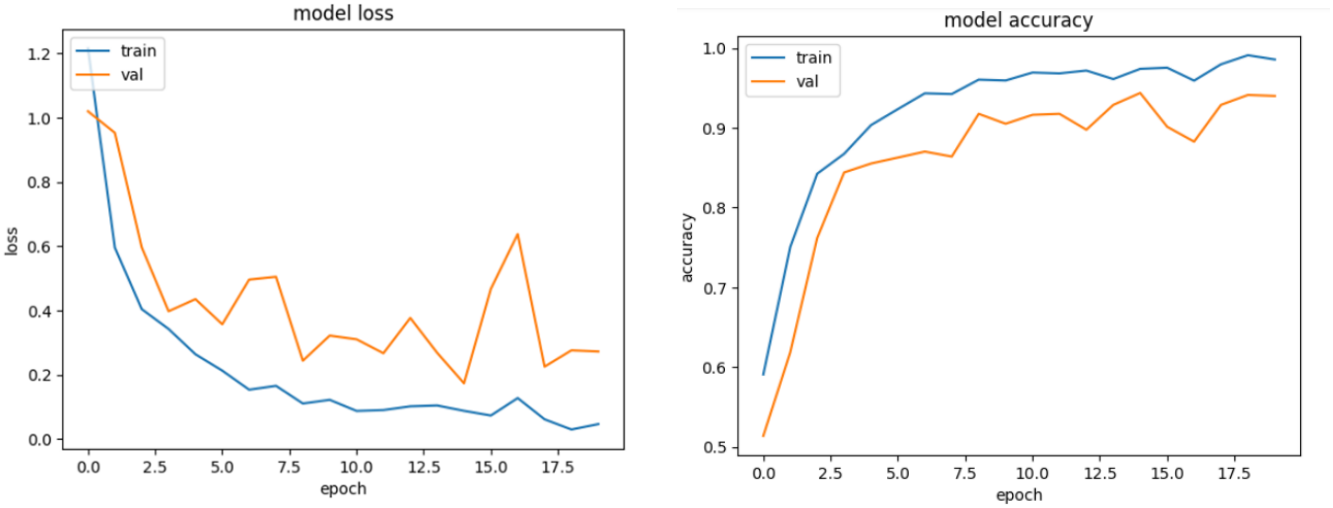


Figure 4.8 Les graphiques de précision et de perte pour l'approche ResNet50

La performance du modèle ResNet50 est remarquable, avec une perte d'entraînement minimale et une précision élevée. Les taux de perte d'apprentissage et de validation diminuent progressivement à mesure que le modèle affine ses poids et paramètres. Après un certain temps, ces taux atteignent des valeurs remarquablement faibles, soit 0.0465 pour l'ensemble d'entraînement et 0.2724 pour l'ensemble de validation.

	precision	recall	f1-score	support
Mild Demented	0.98	0.93	0.96	200
Moderate Demented	1.00	0.83	0.91	6
Non Demented	0.96	0.97	0.96	652
Very MildDemented	0.94	0.95	0.94	424
accuracy			0.96	1282
macro avg	0.97	0.92	0.94	1282
weighted avg	0.96	0.96	0.96	1282

Accuracy of the Model: 95.6%

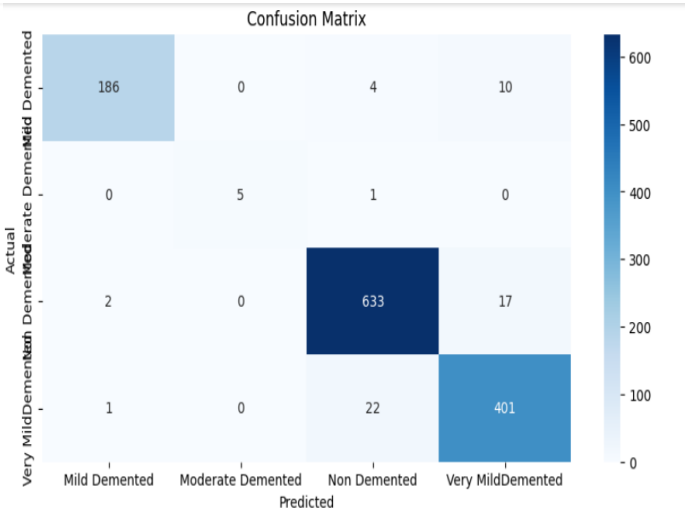


Figure 4.9 Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle ResNet50.

- **InceptionV3**

Lors de notre étude de ce modèle, nous avons constaté des performances remarquables. Pendant la phase d'entraînement, le modèle a atteint une précision exceptionnelle de 99,12 %, tandis que sur l'ensemble de validation, cette précision a été de 95,62 % et 95% pour le test

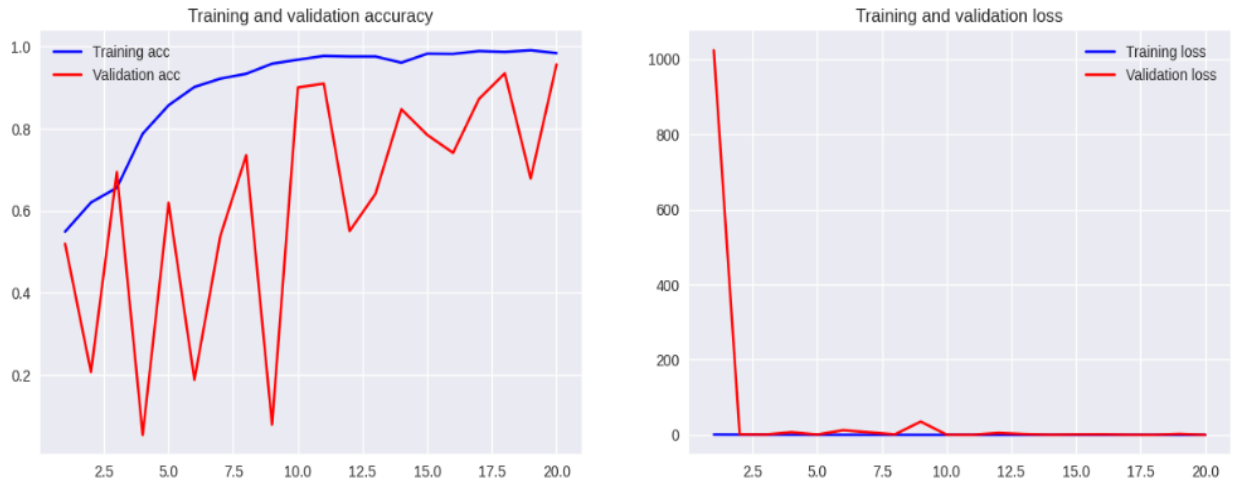


Figure 4.10 Taux de précision et de pertes obtenus lors de l'entraînement et de la validation pour le modèle InceptionV3.

Après avoir analysé ces graphiques, il est évident que le taux de perte est exceptionnellement bas, avec une valeur de 0.0378 pour l'ensemble d'entraînement et 0.1802 pour l'ensemble de validation.

********** Test Data **********

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.88	0.94	43
1	1.00	1.00	1.00	2
2	0.98	0.96	0.97	166
3	0.91	0.97	0.94	109
accuracy			0.96	320
macro avg	0.97	0.96	0.96	320
weighted avg	0.96	0.96	0.96	320

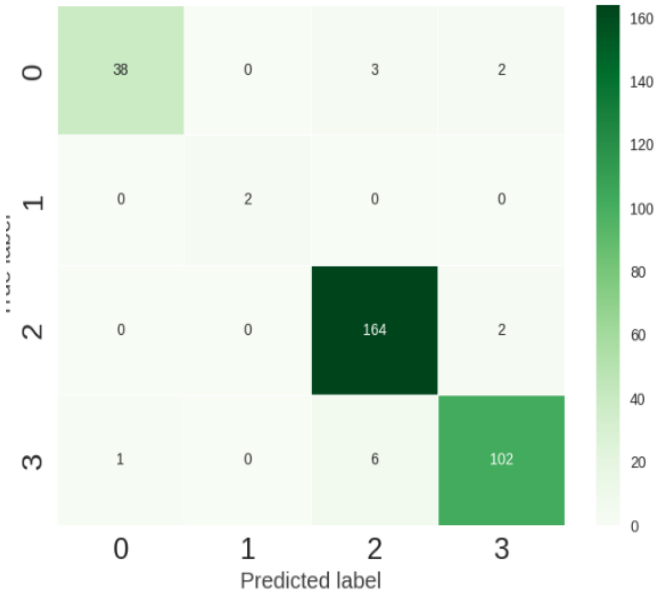


Figure 4.11 Le rapport de classification et la matrice de confusion du modèle InceptionV3.

- **EfficientB0**

Pour ce dernier modèle, on observe que la précision du modèle a considérablement augmenté, atteignant 96,20% pour l'entraînement, 93,12% pour la validation et 95% pour le test.

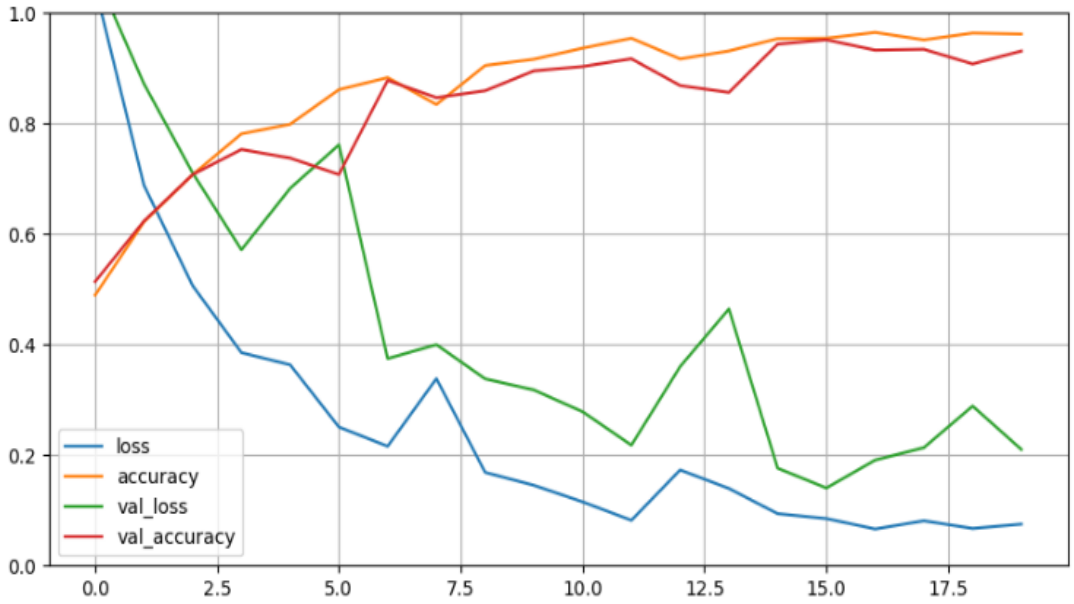


Figure 4.12 Précisions et Pertes (l'entrainement & validation).

	precision	recall	f1-score	support
Non Demented	0.99	1.00	0.99	98
Very Mild Demented	0.91	1.00	0.95	10
Mild Demented	0.98	0.94	0.96	306
Moderate Demented	0.93	0.97	0.95	228
accuracy			0.96	642
macro avg	0.95	0.98	0.96	642
weighted avg	0.96	0.96	0.96	642

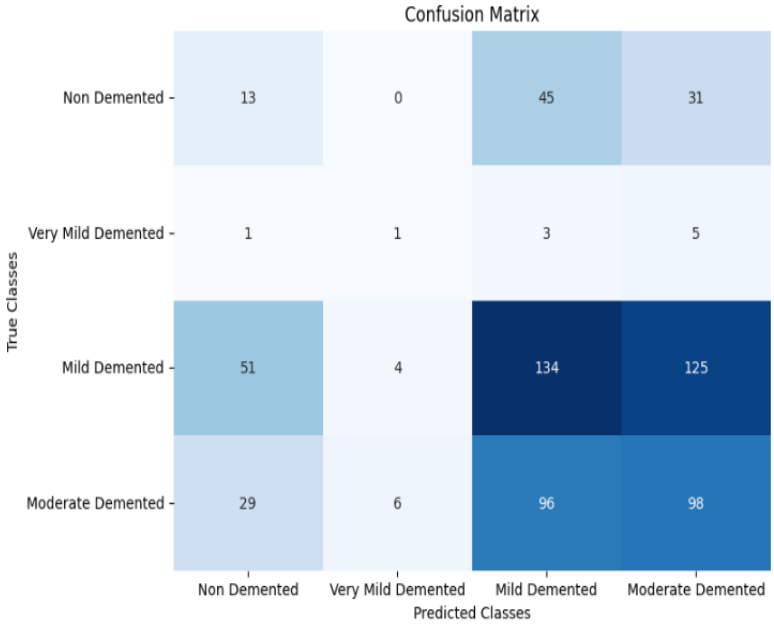


Figure 4.13 Matrice de confusion et classification de report

IV.3.2 Comparaison des modèles

Une fois les six modèles exécutés et les résultats obtenus, nous avons créé le tableau (4.1) afin de présenter les performances en termes de précision globale (Accuracy).

Les modèles	CNN	VGG16	ResNet 50	Inception V3	Efficient B0	MobileNet V3
La précision	99.53%	93.11%	94.01%	95.62%	93.12%	74.14%

Tableau 4-1 Le résultat de la précision globale de six modèles proposés.

Après avoir entraîné ces différents modèles sur notre ensemble de données, nous avons évalué leur performance en termes de précision. Les résultats obtenus montrent que le modèle CNN a obtenu la précision la plus élevée, avec un score remarquable de 99,53 %. Ensuite, l'architecture Inception V3 a affiché une précision de 95,62 %, suivie de près par ResNet 50 avec 94,01 %. VGG16 et Efficient B0 ont tous deux obtenu des scores assez similaires, respectivement 93,11 % et 93,12 %. Cependant, MobileNet V3 a présenté des performances nettement inférieures avec seulement 74,14 % de précision. Ces résultats soulignent la supériorité du modèle CNN. Les autres architectures telles que VGG16, ResNet 50, Inception V3 et Efficient B0 montrent également des performances compétitives, bien que légèrement inférieures. En revanche, MobileNet V3 présente des performances nettement inférieures, suggérant qu'il pourrait être moins adapté à cette tâche spécifique.

Le schéma ci-dessous illustre les précisions des 6 modèles :

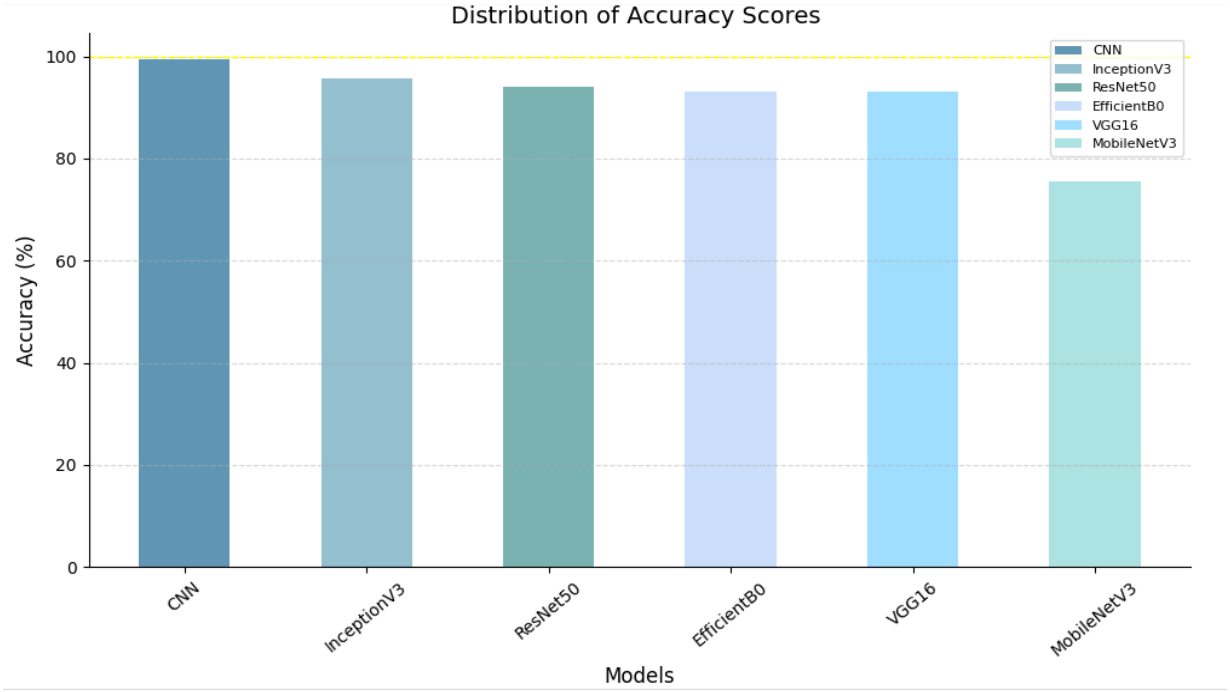


Figure 4.14 Comparaison des modèles basée sur leurs précisions.

Nous avons sélectionné un travail mentionné précédemment dans le chapitre 2 qui a obtenu de bons résultats, puis nous l'avons comparé à notre propre travail. Le tableau 4.2 présente la comparaison des résultats entre ce travail sélectionné et notre étude.

Les modèles de l'article Choisis	**Résultats de Précision**	**Les modèles Utilisés dans notre étude**	**Résultats de précision**	**Auteur De article**
CNN	76.90%	**CNN**	99.53%	Jalindre Et al **[54]**
VGG16	78%	**VGG16**	93.11%	Muhammed Et al **[55]**
ResNet50	78%	**ResNet50**	94.01%	Muhammed Et al **[55]**
InceptinV3	94.92%	**InceptinV3**	95.68%	Sarang Sharma et al **[56]**
EfficientB0	92.63%	**EfficientB0**	93.12%	Furkan Karakaya et al **[57]**
MobileNetV3	91.53%	**MobileNetV3**	74.14%	Furkan Karakaya et al **[57]**

Tableau 4-2 Comparaison des performances de nos modèles proposés avec différents modèles.

Les précisions obtenues dans notre étude pour CNN, VGG16, ResNet50, InceptionV3 et EfficientB0 sont respectivement de 99,53%, 93,11%, 94,01%, 95,68% et 93,12%. Ces résultats surpassent largement ceux rapportés dans les études de référence, qui étaient de 76,90%, 78%, 78%, 94,92% et 92,63%. En revanche, la précision de MobileNetV3 montre une baisse, atteignant 74,14% dans notre étude, comparée à 91,53% dans l'article de Furkan Karakaya et al. [57].

Mais nous tenons à souligner que l'article avec lequel nous avons comparé le modèle MobileNetV3 n'est pas le même que le nôtre. Nous avons utilisé un nouveau modèle appelé MobileNetV3 - Large et n'avons trouvé aucun article utilisant ce modèle dans notre base de données. C'est pourquoi nous avons décidé de le comparer à l'article de Furkan Karakaya et al. Nous espérons donc que la comparaison sera prise en compte correctement.

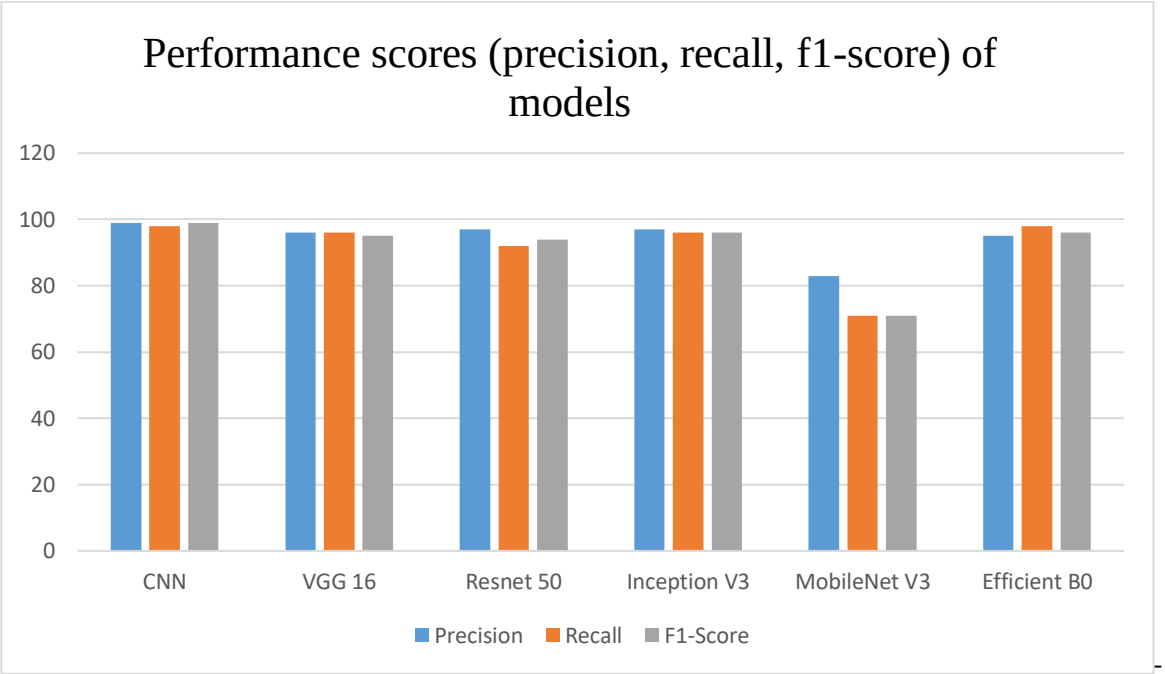


Figure 4.15 Comparaison des modèles basée sur leurs performances.

Le graphique présente une comparaison des performances de six modèles de machine learning (CNN, VGG 16, ResNet 50, Inception V3, MobileNet V3, Efficient B0) en ce qui concerne la précision, le rappel et le score F1. Les modèles CNN et VGG 16 se démarquent par leurs scores quasiment parfaits dans toutes les métriques, ce qui témoigne d'une grande fiabilité et d'une faible fréquence de faux positifs et faux négatifs. Les performances de ResNet 50 et d'Inception V3 sont un peu moins bonnes, mais elles demeurent très solides avec des scores proches de 95. Efficient B0 donne des résultats similaires à ceux de ResNet 50 et d'Inception V3, ce qui laisse entendre un bon équilibre entre précision et rappel. D'autre part, MobileNet V3 présente des résultats nettement plus faibles, avec des scores proches de 80, Cela suggère une augmentation de la fréquence de faux positifs et négatifs. En résumé, les modèles les plus efficaces sont CNN et VGG 16, tandis que MobileNet V3 est le moins efficace. ResNet 50, Inception V3 et Efficient B0 proposent des compromis intéressants en ce qui concerne les performances globales.

IV.4 Résultats de L'approche proposée

Pour commencer cette section, nous allons d'abord présenter brièvement notre modèle avant de discuter des résultats obtenus. Pour entraîner notre modèle, nous avons utilisé les hyperparamètres suivants :

Optimiseur	Nombre d'époques	Taux d'apprentissage	Fonction de perte	Batch size	Taille d'images	Fonction d'activation
Adam	150 époques	0.001	Categorical-crossentropy	32	150x150	Softmax

Tableau 4-3 Des paramètres spécifiques du modèle proposé.

Grâce à ces paramètres, voici nos résultats :

Notre modèle a été évalué sur différents ensembles de données pour l'entraînement, la validation et les tests. Il a obtenu une précision de 94 % lors de l'entraînement, de 93 % sur l'ensemble de validation et de 94 % lors des tests indépendants. Ces résultats mettent en évidence la fiabilité et les performances de notre modèle dans la détection précise des patients atteints de la maladie d'Alzheimer ainsi que des individus en bonne santé.

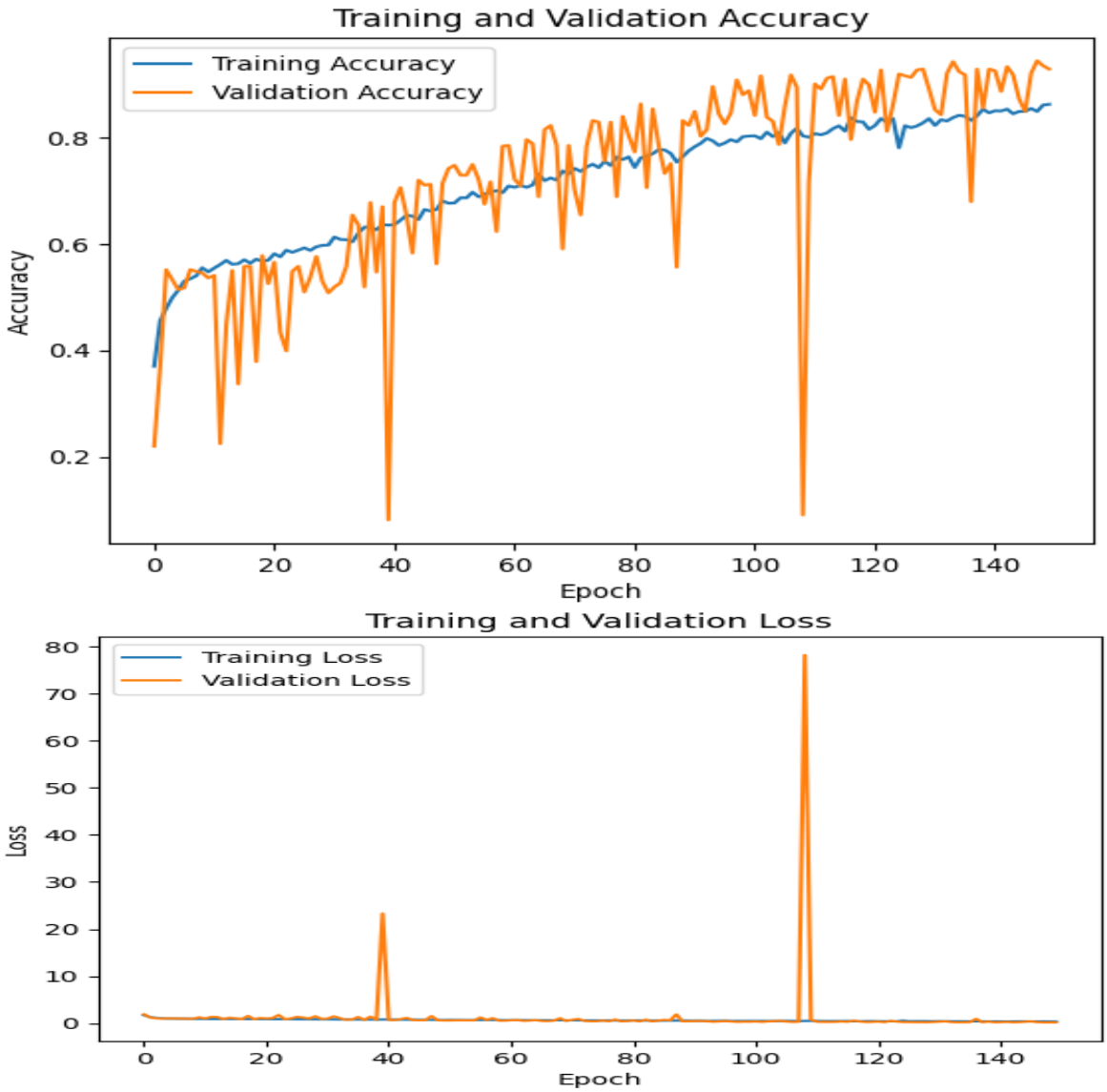


Figure 4.16 le taux de précision et de pertes obtenus dans l'entrainement et la validation pour le modèle CIMA24

Les graphiques ci-dessus présentent l'évolution de la précision et des pertes lors de l'entraînement et de la validation de notre modèle sur une période de 150 époques. La précision du modèle augmente progressivement avec le temps et l'intensité de l'entraînement, atteignant environ 94 % à la fin des époques. Cependant, on observe également des fluctuations de précision, peut-être dues à la variabilité des données et aux ajustements temporaires du modèle face à des échantillons spécifiques. Les pertes du modèle diminuent progressivement pour atteindre 0,3516 dans l'ensemble d'entraînement et 0,1879 dans l'ensemble de validation, ce qui indique une amélioration de sa capacité à prédire avec précision les étiquettes des données d'entraînement. Ces fluctuations peuvent être attribuées à des ensembles de validation difficiles ou à des points de données aléatoires.

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
Mild_Demented	0.88	0.96	0.91	89
Moderate_Demented	1.00	1.00	1.00	6
Non_Demented	0.96	0.93	0.94	320
Very_Mild_Demented	0.91	0.92	0.92	224
accuracy			0.93	639
macro avg	0.94	0.95	0.94	639
weighted avg	0.93	0.93	0.93	639

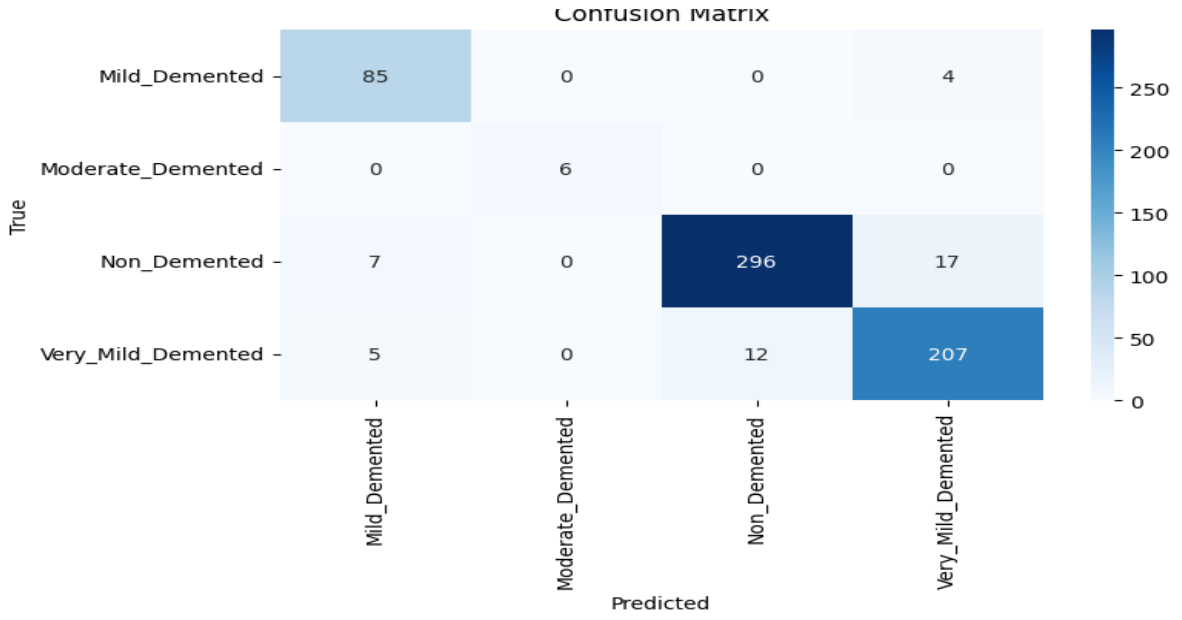


Figure 4.17 Matrice de confusion et classification de report

Le rapport de classification montre un excellent modèle pour identifier différents niveaux de démence. Le modèle obtient des scores élevés de précision, de rappel et de F1, en particulier pour la classe « Moderate Demented » (1.00), avec de bons résultats pour les classes « Non Demented

» et « Très légère démentie » (0.94, 0.92). La classe "Mild Demented" a une bonne performance mais a besoin d'amélioration pour réduire les faux positifs. La précision globale du modèle est de 93%, avec des moyennes de précision, de rappel et de scores F1 entre 0,93 et 0,95, démontrant une capacité de classification équilibrée et robuste.

Ces résultats ont été obtenus après 150 époques, et nous aurions souhaité en réaliser 200 époques. Nous sommes convaincus que cela aurait amélioré la précision et conduit à de meilleurs résultats. Cependant, en raison du manque d'équipements matériels et logiciels pour ce grand nombre d'époques adaptés pour un ce grand nombre d'époques, ce modèle reste insuffisamment entraîné. Nous avons donc fait tout ce qui était possible avec les ressources disponibles.

IV.5 Présentation du déroulement de l’application

Cette application vise à fournir un outil puissant et efficace pour prédire la maladie d'Alzheimer en utilisant des techniques d'apprentissage automatique et de réseaux neuronaux profonds. Les utilisateurs peuvent facilement télécharger une image pour effectuer une prédiction et visualiser rapidement et précisément les résultats. De plus, l'application offre la possibilité de changer de langue afin de répondre aux besoins des utilisateurs. Elle comprend également une section d'aide qui les guide dans son utilisation.

Le principe de fonctionnement de l'application dépend de fichier app.py, qui contient le code de toutes les interfaces et propriétés de l'application. Elle a été développée en utilisant Flask et Python. Lorsque ce fichier est exécuté, le serveur démarre pour cette application. Le modèle utilisé a été enregistré sous le format de fichier alzheimer_modele.h5, contenant le modèle développé.

- **Page d'accueil**

Le processus commence par le téléchargement de l'image. Ensuite, l'image est traitée pour répondre aux exigences du modèle de prédiction basé sur un réseau neuronal pré-entraîné, qui permet de prédire le stade de la maladie

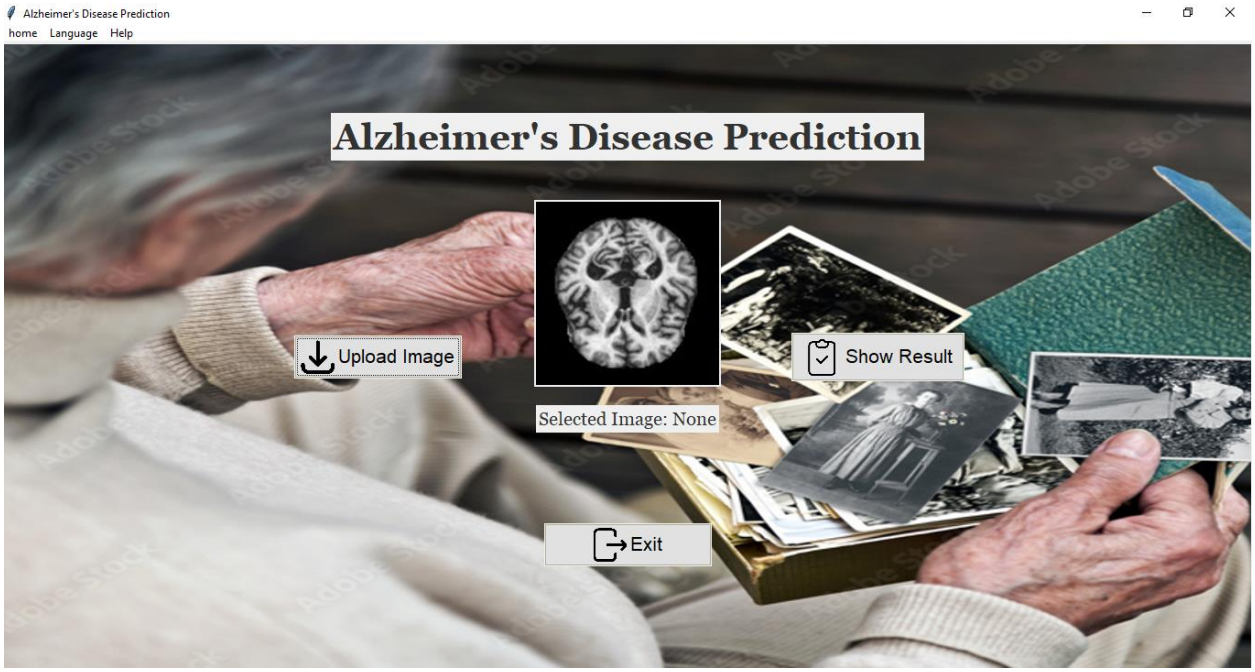


Figure 4.18 Interface de Prédiction et Analyse d'Images IRM (l'accueil)

- **Afficher et stocker les résultats**

Cette étape permet à l'utilisateur de visualiser le résultat de la prédiction, y compris la catégorie prédite pour les quatre stades de la maladie d'Alzheimer, ainsi que le niveau de confiance associé à cette prédiction. De plus, l'application permet de sauvegarder les résultats prévisionnels pour une consultation ultérieure.

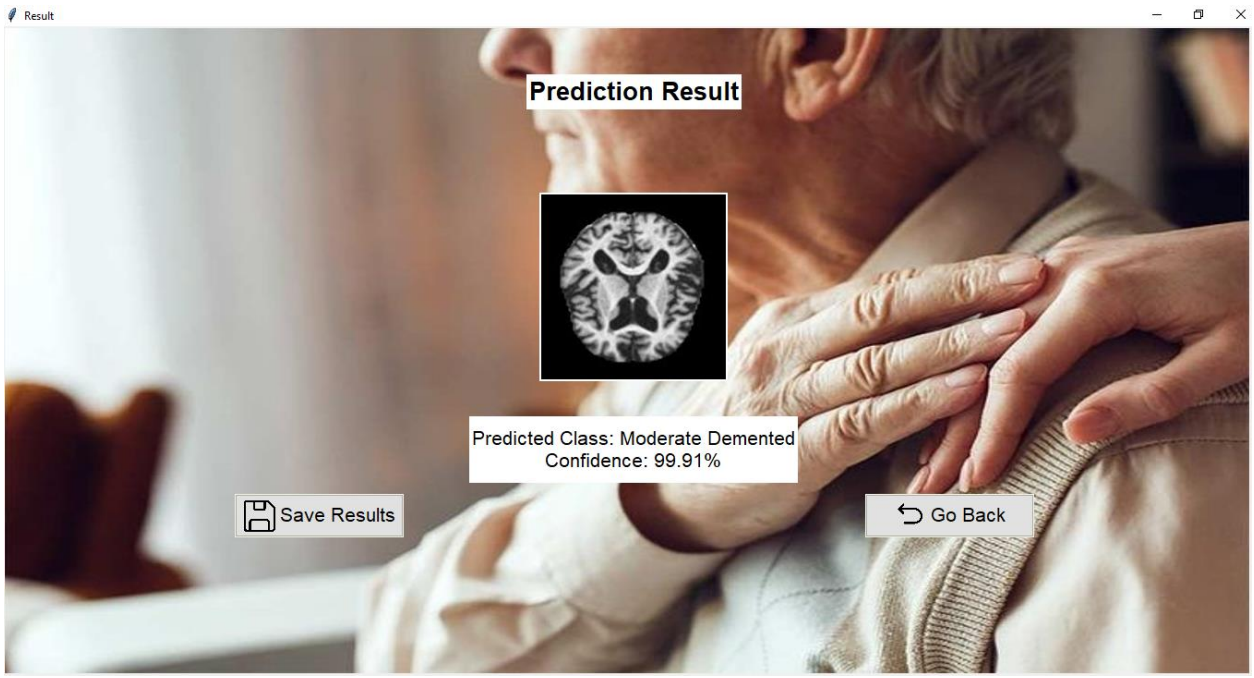


Figure 4.19 Interface Interactive pour afficher les résultats de prédiction.

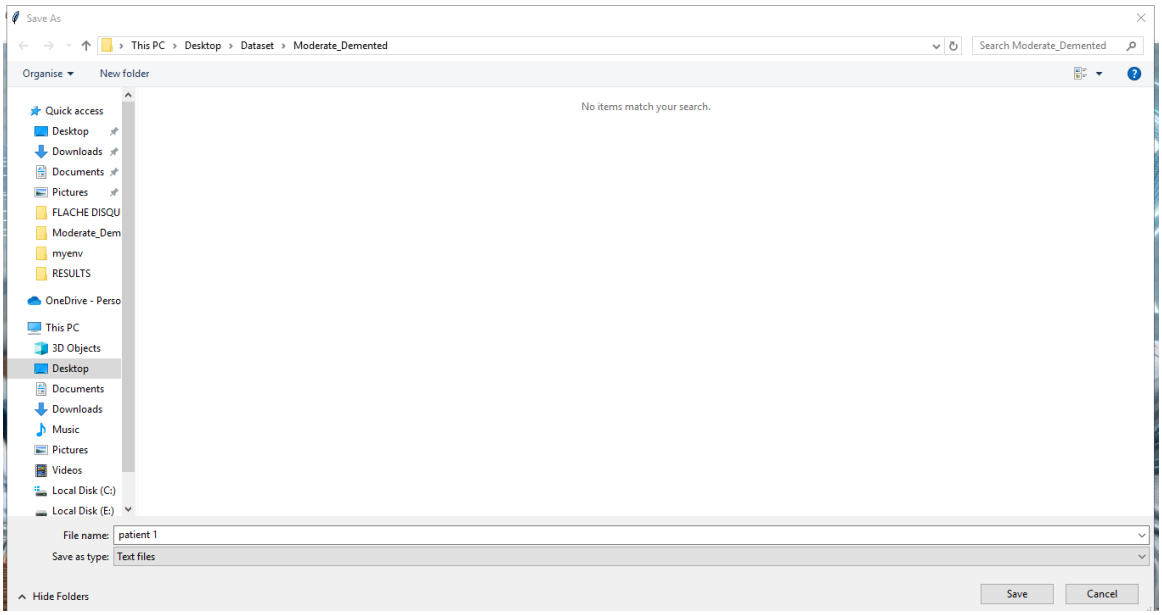


Figure 4.20 Fenêtre pour le stockage des résultats prédictifs

- **Prise en charge de plusieurs langues**

Pour améliorer l'expérience utilisateur, notre application prend en charge plusieurs langues, dont l'anglais, le français et l'arabe.

En arabe :

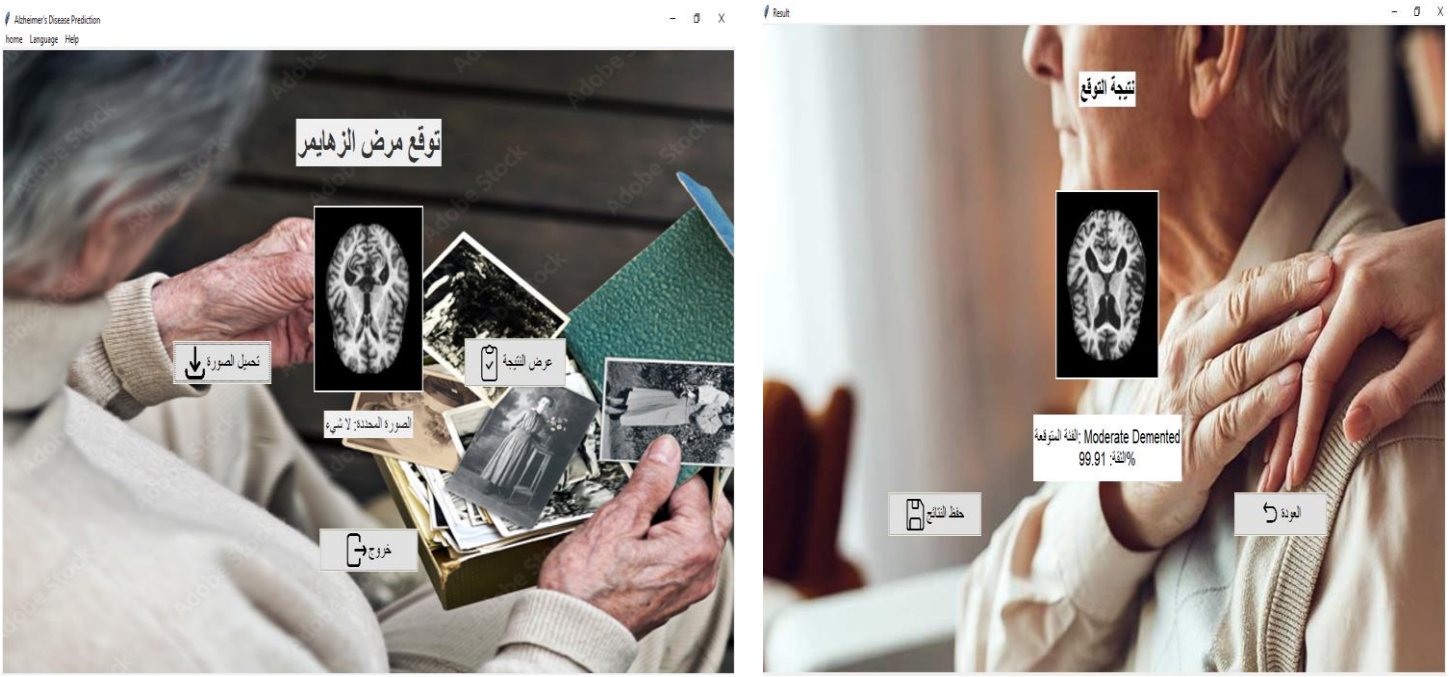


Figure 4.21 Interface de Prédiction de la Maladie d'Alzheimer - Version Arabe

En français :

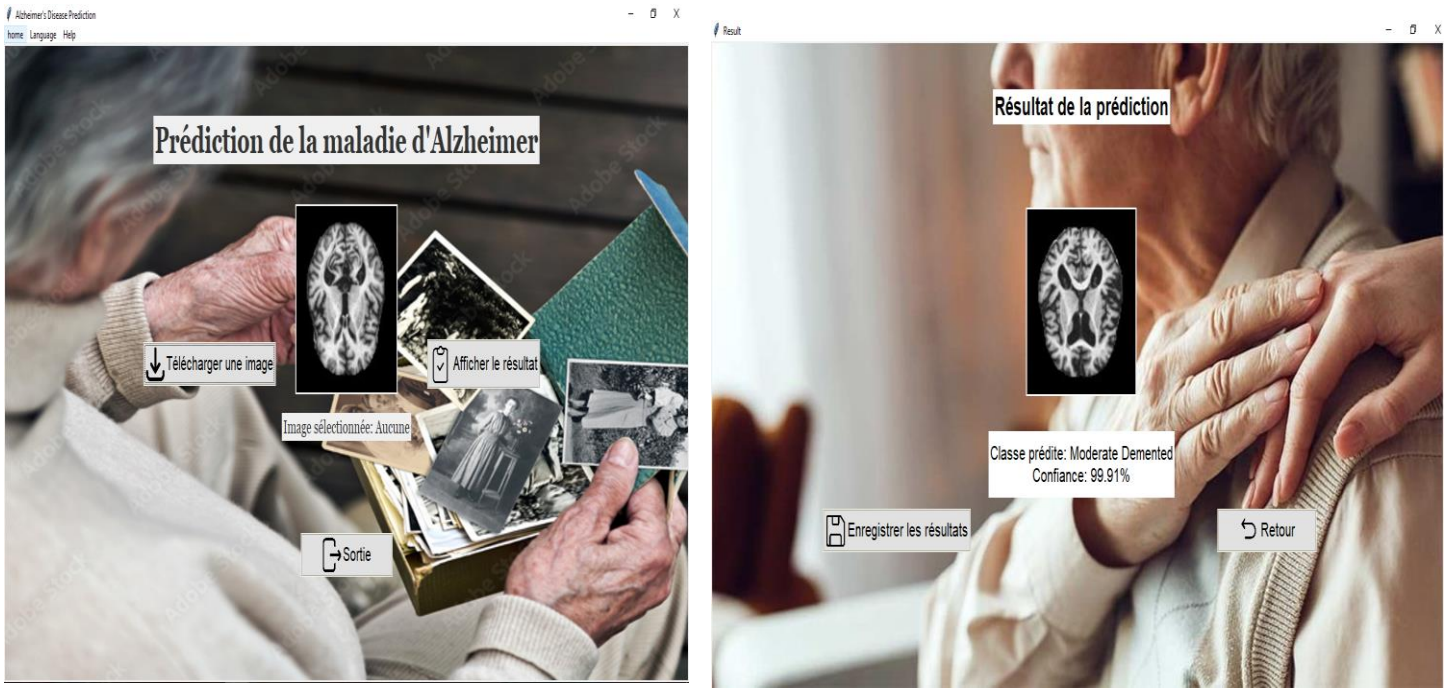


Figure 4.22 Interface de Prédiction de la Maladie d'Alzheimer - Version français

- **Menu d'aide**

De plus, elle offre une fonction d'aide qui guide les utilisateurs tout au long du processus

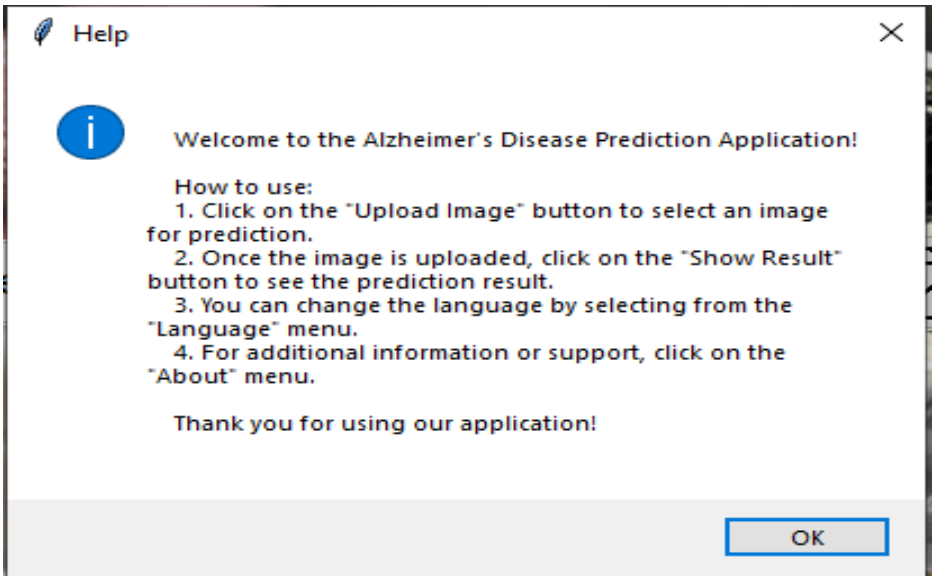


Figure 4.23 La fenêtre d'aide

- **A propos**

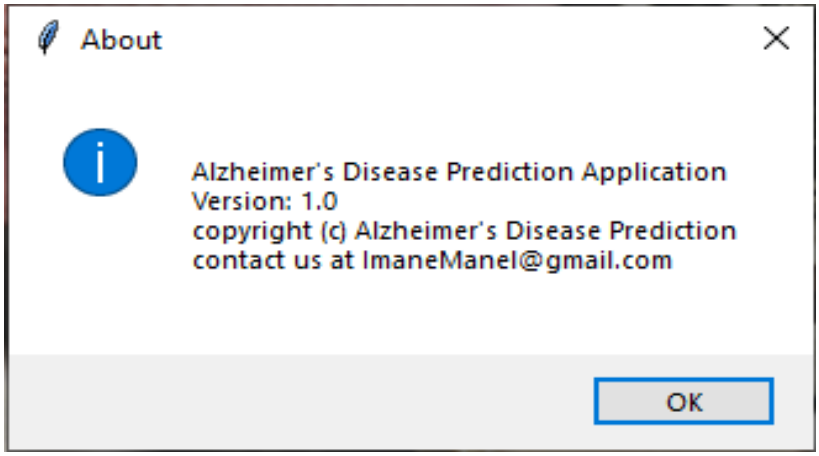


Figure 4.24 La fenêtre d'à propos

- **À propos de notre application**



Figure 4.25 Interface À propos de notre application

Dans le cadre du développement et du test de notre application, nous utilisons des données IRM provenant du centre d'imagerie médicale Avicenne. Ces données incluent des images IRM détaillées accompagnées de leurs renseignements. De plus, nous ajoutons également des images

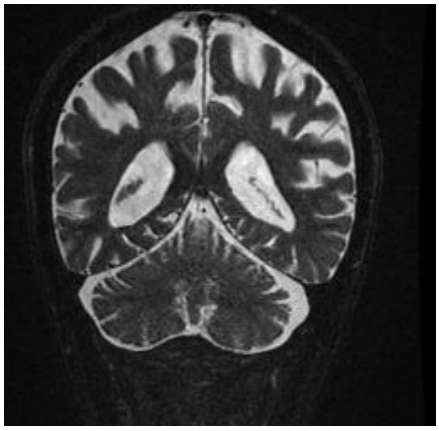
de test provenant de ma propre base de données afin d'assurer une variété de cas d'utilisation et de tester la solidité de l'application.

Le Centre situé au cœur dans la ville de Médéa, à l'adresse 'Route d'Alger'. Ce centre[3] est connu pour son implication dans la recherche médicale et son rôle actif dans l'amélioration des diagnostics et des traitements des maladies neurologiques, dont la MA.

Cette étude porte sur la confidentialité des patients et l'anonymat des données médicales. Seules les informations (Age, sexe et diagnostic) sont conservées dans le but d'un test précis et pertinent.

Voici les six patients :

Patient 01



Sexe : Homme

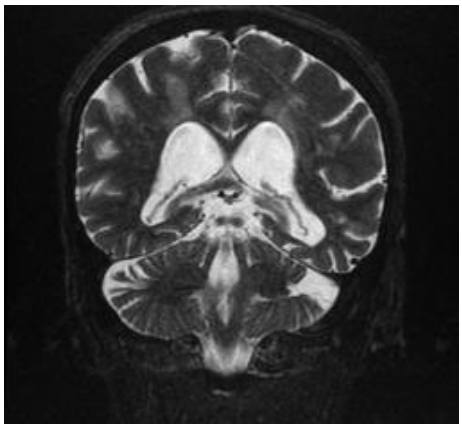
Age : 86 ans

Date : 20 mars 2024

Diagnostic : Atteint la MA

Image : img1.jpg

Patient 02



Sexe : Femme

Age : 80 ans

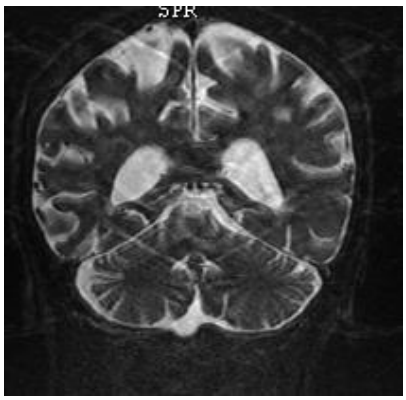
Date : 07 mars 2024

Diagnostic : Atteinte la MA

Image : img2.jpg

[3] info@cimavic.com

Patient 03



Sexe : Femme

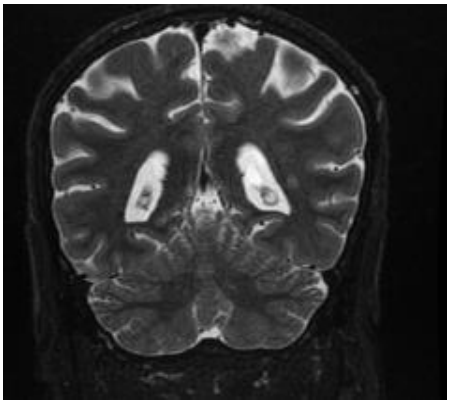
Age : 89 ans

Date : 21 avril 2024

Diagnostic : Atteint

Image : img3.jpg

Patient 04



Sexe : Homme

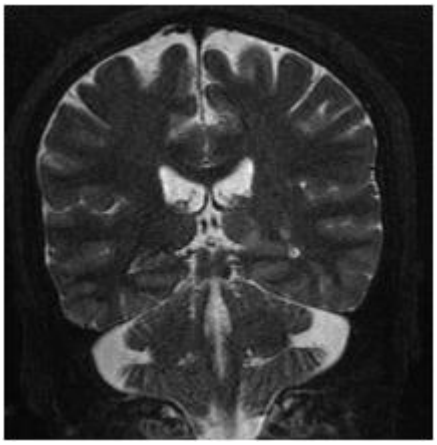
Age : 65 ans

Date : 16 avril 2024

Diagnostic : Non atteint

Image : img4.jpg

Patient 05



Sexe : Homme

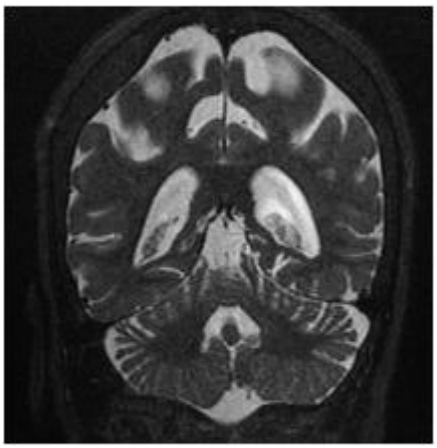
Age : 61 ans

Date : 09 avril 2024

Diagnostic : Non Atteint

Image : img5.jpg

Patient 06



Sexe : Femme

Age : 78 ans

Date : 07 avril 2024

Diagnostic : Non Atteint

Image : img6.jpg

Figure 4.26 les six échantillons des images IRM obtenues par CIMAVIC

Le système IRM à champ magnétique élevé de 1,5 Tesla propose des caractéristiques de tomographie corporelle complète remarquables, avec un diamètre de bague généreux de 60 cm (24 pouces). Grâce à cette configuration avancée, les images sont acquises de manière précise dans une variété d'applications, ce qui permet une visualisation détaillée et complète du corps pour un diagnostic médical optimal.

IV. 6 Conclusion

Ce dernier chapitre met en lumière les résultats significatifs de notre étude, révélant les principales conclusions qui offrent de nouvelles perspectives dans la détection de la maladie d'Alzheimer (MA) grâce à la comparaison de six modèles sélectionnés. De plus, nous présentons les résultats de notre propre modèle. Les limites de l'étude seront critiquées, ouvrant ainsi la voie à de futures recherches et contribuant ainsi à une meilleure compréhension du sujet. Enfin, nous exposons l'application que nous avons développée dans le cadre de notre projet afin d'apporter une contribution modeste mais précieuse visant à soutenir les médecins dans leur prise de décision.

Conclusion Générale

Le domaine de l'apprentissage profond évolue rapidement et offre de nombreuses possibilités d'explorer et de résoudre les problèmes et les besoins humains. Actuellement, il est largement utilisé dans divers domaines, notamment dans le domaine médical, pour détecter et classifier des maladies telles que l'Alzheimer. Dans notre étude, nous avons examiné l'utilisation de l'apprentissage profond pour améliorer le diagnostic de cette maladie à partir d'images IRM. Nous avons démontré comment les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et d'autres architectures de modèles pré-entraînés peuvent être utilisés avec précision pour classer les différents stades de cette maladie. Nos résultats montrent que ces techniques permettent une détection plus précoce et fiable, offrant une assistance précieuse aux professionnels de la santé.

La maladie d'Alzheimer est l'une des maladies les plus graves au monde, touchant des millions de personnes à travers le monde. Ce nombre ne cesse d'augmenter au fil des années, ce qui encourage les équipes de recherche du monde entier à s'engager dans la lutte contre cette maladie.

Dans ce mémoire, nous avons retracé notre contribution à cette lutte. Tout d'abord, nous avons mis en lumière certains des travaux les plus remarquables dans la classification des patients atteints de la maladie d'Alzheimer en utilisant des images IRM. Ensuite, nous nous sommes penchés sur le plus grand ensemble de données labellisées (et le plus récent) d'images IRM de patients atteints, disponible sur Kaggle. Notre approche consistait à développer et évaluer différents modèles d'apprentissage profond afin d'améliorer la détection et la compréhension de la maladie d'Alzheimer. Parmi les modèles testés, Le modèle CNN a obtenu les meilleurs résultats avec une précision de 99,53 %. Les modèles Inception V3, ResNet 50, VGG16 et Efficient B0 ont affiché des performances compétitives entre 93 % et 95 %, tandis que MobileNet V3 s'est révélé nettement moins performant avec une précision de 74,14 %.En développant notre propre modèle "CIMA24", nous avons apporté une contribution significative à la lutte contre cette maladie neurodégénérative, De plus, nous avons développé une interface interactive qui aide les médecins à prendre des décisions éclairées concernant la maladie d'Alzheimer. Cette combinaison de modèle et d'interface représente une avancée prometteuse pour le diagnostic précoce et la gestion efficace de la maladie. Cela ouvre la voie à des applications cliniques potentielles et à de futures recherches dans ce domaine crucial.

En conclusion, notre étude a mis en évidence le potentiel des techniques d'apprentissage profond pour améliorer le diagnostic de la maladie d'Alzheimer. Nous espérons que ces résultats encourageront d'autres recherches et l'application de ces connaissances dans ce domaine, ce qui contribuera à améliorer la prise en charge des patients. Les recherches futures pourraient se concentrer sur l'optimisation des algorithmes existants et l'intégration de ces modèles dans des systèmes de diagnostic automatisés, afin de les utiliser pour un éventail plus large de cas.

Bibliographie

[1] La Recherche Hors-série N° 10, Ja 'Cerveau sans mémoire – Alzheimer'Edouard Zarifian,2003

[2] Hoyer S, Baker S and Mohiyeddini C (2023) What Is Alzheimer's Disease? Front. Young Minds 11:1149635

[3]News-medical"https://www.news-medical.net/health/Is-Alzheimers-Disease-Transmissible.aspx

[4] Mount, C., & Downton, C. (2006). Alzheimer disease: progress or profit?. *Nature medicine*, *12*(7), 780-784.

[5] Zhang, Y. (2022, June). The Risk Factors and Causes for Alzheimer's Disease. In *2022 8th International Conference on Humanities and Social Science Research (ICHSSR 2022)* (pp. 872-877). Atlantis Press.

[6] Vidal https://www.vidal.fr/maladies/systeme-nerveux/maladie-alzheimer

[7] Long, S., Benoist, C., & Weidner, W. (2023). World Alzheimer Report 2023: Reducing dementia risk: never too early, never too late. *London, England: Alzheimer's Disease International*.

[8] Yan Li et al. "Validation of Plasma Amyloid-β 42/40 for Detecting Alzheimer Disease Amyloid Plaques". In: Neurology 98.7 (2022), e688–e699.

[9] Marshal F Folstein, Susan E Folstein, and Paul R McHugh. ""Mini-mental state": a practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician". In: Journal of psychiatric research 12.3 (1975), pp. 189–198.

[10] Jana Podhorna et al. "Alzheimer's Disease Assessment Scale–Cognitive subscale variants in mild cognitive impairment and mild Alzheimer's disease: change over time and the effect of enrichment strategies". In: Alzheimer's research & therapy 8.1 (2016), pp. 1–13.

[11] Ali Nawaz et al. "Deep Convolutional Neural Network based Classification of Alzheimer's Disease using MRI Data". In: 2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC). IEEE. 2020, pp. 1–6.

[12] Tina Thi Ho, Yan-Ran Joyce Wang, and Heike Daldrup-Link. "Artificial intelligence for bone cancer imaging". In: Bone Sarcomas and Bone Metastases-From Bench to Bedside. Elsevier, 2022, pp. 75–90.

[13] Girish Katti, Syeda Arshiya Ara, and Ayesha Shireen. "Magnetic resonance imaging (MRI)–A review". In: International journal of dental clinics 3.1 (2011), pp. 65–70.

[14] Michel Le May, M. D. Institut de cardiologie de l'Université d'Ottawa

[15] Revett, K. (2011). An Introduction to Magnetic Resonance Imaging: From Image Acquisition to Clinical Diagnosis. In: Kwaśnicka, H., Jain, L.C. (eds) Innovations in Intelligent Image Analysis. Studies in Computational Intelligence, vol 339. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-17934-1_7

[16] Alan M Turing. "Computing machinery and intelligence". In: Parsing the turing test.

Springer, 2009, pp. 23–65.

[17] M. I. Jordan,T. M. Mitchell ,Machine learning: Trends, perspectives, and prospects.*Science***349**,255-260(2015).DOI:10.1126/science.aaa8415

[18] John D. Kelleher. Deep Learning. The MIT Press, 2019, p. 283. isbn: 9780262537551.

[19] Datawider https://datawider.com/how-deep-learning-is-different-from-machine-learning

[20] Amazon Web Services 'https://aws.amazon.com/compare/the-difference-between-machine-learning-and-deep-learning'

[21] Lawtomated. https://lawtomated.com/a-i-technical-machine-vs-deep-learning

[22] BOUDALI, Abdellah, BENCHAIB, Aymen Abdelfetah, Détection précoce de la maladie d'Alzheimer sur les images IRM, master, Université Ibn Khaldoun –Tiaret, 2022

[23]. Anderson, D., & McNeill, G. (1992). Artificial neural networks technology. Kaman Sciences Corporation, 258(6), 1-83.

[24] Abderrahim Sebri. Cours Machine Learning (ML) & Intelligence Artificielle (IA). Licence. France. 2022. ffhal-03906387f

[25] Javat point, « Artificial neural network ».<https://www.javatpoint.com/artificial-neural-network >

[26]. Guo, L., Li, M., Xu, S., & Yang, F. (2020, August). Application of Stochastic Gradient Descent Technique for Method of Moments. In 2020 IEEE International Conference on Computational Electromagnetics (ICCEM) (pp. 97-98). IEEE.

[27] Aderghal, K. (2021). *Classification of multimodal MRI images using Deep Learning: Application to the diagnosis of Alzheimer's disease* (Doctoral dissertation, Université de Bordeaux; Université Ibn Zohr (Agadir)).

[28] Jiawei Han, Micheline Kamber, and Jian Pei. Data mining. concepts and techniques, 3rd edition (the morgan kaufmann series in data management systems), 2011.

[29] Yamashita, R., Nishio, M., Do, R.K.G. *et al.* Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights Imaging* **9**, 611–629 (2018).

[30] Montavon, G., Orr, G., & Müller, K. R. (Eds.). (2012). Neural networks: tricks of the trade (Vol. 7700). springer**.**

[31] Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015, June). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In *International conference on machine learning* (pp. 448-456).

[32] Brownlee, J. (2018). What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network. *Machine learning mastery*, *20*.

[33] Benali Khodja Khaoula, Guennaz Amel, Analyse d'Images Médicales pour la Détection et le Suivi des Pathologies du Cerveau, Mémoire de Master,2021

[34] Yaqub, M., Feng, J., Zia, M. S., Arshid, K., Jia, K., Rehman, Z. U., & Mehmood, A. (2020). State-of-the-art CNN optimizer for brain tumor segmentation in magnetic resonance images. Brain Sciences, 10(7), 427

[35] Xue Ying. "An Overview of Overfitting and its Solutions". In: Journal of Physics: Conference Series 1168 (Feb. 2019), p. 022022. doi: 10.1088/1742-6596/1168/2/ 022022.

[36] Mathew, A., Amudha, P., & Sivakumari, S. (2020, February). Deep learning techniques: an overview. In International conference on advanced machine learning technologies and applications (pp. 599-608). Springer, Singapore

[37] Jiuxiang Gu et al. "Recent advances in convolutional neural networks". In: Pattern Recognition 77 (2018), pp. 354–377

[38] Tajbakhsh, N., Shin, J. Y., Gurudu, S. R., Hurst, R. T., Kendall, C. B., Gotway, M. B., & Liang, J. (2016). Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning?. IEEE transactions on medical imaging, 35(5), 1299-1312.

[39] Kumar, A. (2022, April 12). Different types of CNN Architectures explained: Examples.

[40] Nvidia. https://www.nvidia.com/

[41] A comprehensive guide to convolutional neural networks — the eli5 way| by sumit saha | towards data science. https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53.

[42] Marcelino, P. (2018). Transfer learning from pre-trained models. *Towards data science*, *10*(330), 23.

[43]. Yosinski, J., Clune, J., Bengio, Y., & Lipson, H. (2014). How transferable are features in deep neural networks?. Advances in neural information processing systems, 27

[44] Guo, Y., Li, Y., Wang, L., & Rosing, T. (2020, April). Adafilter: Adaptive filter fine-tuning for deep transfer learning. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 34, No. 04, pp. 4060-4066

[45] Analytics vidhya https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/11/comprehensive-guide-attention-mechanism-deep-learning/

[46] Fei-Fei, L., Deng, J., & Li, K. (2009). ImageNet: Constructing a large-scale image database. *Journal of vision*, *9*(8), 1037-1037.

[**47]** Ole-Johan Skrede, 'architectures for convolutional neural networks', INF5860 — Machine Learning for Image Analysis, 14.03.2018 University of Oslo [livre]

[48] Varshney, P. (2020). VGGNet-16 Architecture: A Complete Guide. Retrieved 12 June 2022, from https://www.kaggle.com/code/blurredmachine/vggnet-16-architecture-a-complete-guide/notebook

[**49]** Kaiming He et al. "Deep residual learning for image recognition". In: Proceedings of

the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016, pp. 770–778.

[50] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... & Adam, H. (2017). Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.

[51] Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L. C., Chen, B., Tan, M., ... & Adam, H. (2019). Searching for mobilenetv3. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision* (pp. 1314-1324).

[52] Saini, M., & Susan, S. (2019). Data augmentation of minority class with transfer learning for classification of imbalanced breast cancer dataset using inception-V3. In *Pattern Recognition and Image Analysis: 9th Iberian Conference, IbPRIA 2019, Madrid, Spain, July 1–4, 2019, Proceedings, Part I 9* (pp. 409-420). Springer International Publishing.

[53] Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks

[54] D. Jalindre, D. Gadataranavar, R. Runwal, A. Damam. Early Stage Detection of Alzheimer's Disease Using Deep Learning. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), vol. 09, no. 08, 2022.

[55] Yildirim, M., & Cinar, A. (2020). Classification of Alzheimer's Disease MRI Images with CNN Based Hybrid Method. *Ingénierie des Systèmes d Inf.*, *25*(4), 413-418.

[56] Sharma, S., Gupta, S., Gupta, D., Juneja, S., Mahmoud, A., El–Sappagh, S., & Kwak, K. S. (2022). Transfer learning-based modified inception model for the diagnosis of Alzheimer's disease. *Frontiers in Computational Neuroscience*, *16*, 1000435.

[57] Karakaya, F., Gurkan, C., Budak, A., & KARATAŞ, H. (2022). Classification and Segmentation of Alzheimer Disease in MRI Modality using the Deep Convolutional Neural Networks. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (40), 99-105.

[58] Hon, M., & Khan, N. M. (2017, November). Towards Alzheimer's disease classification through transfer learning. In 2017 IEEE International conference on bioinformatics and biomedicine (BIBM) (pp. 1166-1169). IEEE.

[59] Budhiraja, I., & Garg, D. (2021, December). Alzheimer'sDisease Classification Using Transfer Learning. In *International Advanced Computing Conference* (pp. 73-81). Springer, Cham.

[60] P. Bhaskaran, J.V. Shanmugam. « Alzheimer's disease classification using pre-trained deep networks ». In: Biomedical Signal Processing and Control. 2022. Vol 71, Part B, pp 103217

[61] Sachin Kumar, and Sourabh Shastri. (2022). Alzheimer MRI Preprocessed Dataset [Data set]. Kaggle.

https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DSV/3364939

[62] Pelánek, R. (2015). Metrics for Evaluation of Student Models. *Journal of Educational Data Mining*, *7*(2), 1-19.

[63] Welcome to python.org. https://www.python.org/. (consulté 15/06/2024)

[64] Colab https://colab.research.google.com (consulté 15/06/2024)

[65] Tensorflow. https://www.tensorflow.org/.(consulté 15/06/2024)

[66] Keras: the python deep learning api. https://keras.io/.(consulté 15/06/2024)

[67] Numpy. https://numpy.org/.(consulté 15/06/2024)

[68] Matplotlib — visualization with python. https://matplotlib.org/.(consulté 15/06/2024)

[69] OpenCv. https://opencv.org/.(consulté 15/06/2024)

[70] Tkinter https://docs.python.org/3/library/tkinter.html(consulté 15/06/2024)

[71] Flask's documentation, disponible sur. https://flask.palletsprojects.com/en/1.1.x/. (consulté 15/06/2024)