

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département **Xxxxxxxxxx**

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en **Xxxxxxxxxx**

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do
eiusmod tempor incididunt ut labore

NOM Prénom & NOM Prénom

Sous la direction de **Dr. NOM Prénom ENP**

Présenté et soutenu publiquement le (DD/MM/YYYY)

Composition du jury :

Président : Pr. NOM Prénom ENP

Promotrice : Dr. NOM Prénom ENP

Examinatrice : Dr. NOM Prénom ENP

ENP 20XX

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Xxxxxxxxxx

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Xxxxxxxxxx

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do
eiusmod tempor incididunt ut labore

NOM Prénom & NOM Prénom

Sous la direction de **Dr. NOM Prénom ENP**

Présenté et soutenu publiquement le (DD/MM/YYYY)

Composition du jury :

Président : Pr. NOM Prénom ENP

Promotrice : Dr. NOM Prénom ENP

Examinatrice : Dr. NOM Prénom ENP

ENP 20XX

ملخص

مرض الزهايمر هو مرضٌ يصيبُ أكثرَ من 55.2 مليون شخصٍ في جميع أنحاء العالم. ويؤثر هذا المرضُ على هؤلاء الأشخاصِ بشكلٍ رهيبٍ حيث يجعلُ من أبسطِ الأعمالِ اليومية عائقاً لهم. يهدف مشروعنا إلى إنشاء نموذج ذكاءٍ اصطناعيٍّ يركز على دمج طريقتين لاستخراج الخصائص: شبكة عصبونية التفاضلية عميقة (CNN) والرسم البياني لاتجاه التدرج (HoG) للسماح بالتصنيف الثنائي أولاً (مريض وسليم) وثانياً تصنيف المستويات المختلفة لهذا المرض باستخدام أنواعٍ مختلفةٍ من المُصنِّفات مع مقارنة نموذجنا مع مستوى التقدّم الجاري.

الكلمات المفتاحية :

الزهايمر - التصوير بالرنين المغناطيسي - التعلم الآلي - التعلم العميق - معالجة الصور - التصنيف الآلي - الطب الحيوي

Abstract

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident Sed ut perspiciatis unde omnis iste natus error sit voluptatem accusantium doloremque laudantium, totam rem aperiam, eaque ipsa quae ab illo inventore.

Keywords : Alzheimer - MRI - Machine Learning - Deep Learning - Image processing - Classification - Biomedical.

Résumé

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident Sed ut perspiciatis unde omnis iste natus error sit voluptatem accusantium doloremque laudantium, totam rem aperiam, eaque ipsa quae ab illo inventore.

Mots clés : Alzheimer - IRM - Machine Learning - Deep Learning - Traitement d'images - Classification - Biomédical.

Remerciements

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Auteur 1 et Auteur 2.

Table des matières

Liste des tableaux	5
Table des figures	6
Liste des acronymes	7
Introduction générale	9
1 Généralités sur la détection de la maladie d'Alzheimer : contexte clinique et état de l'art	11
1.1 Introduction	11
1.2 Problématique	11
1.3 Une autre section	12
1.3.1 Principe de l'IRM	12
1.4 État de l'art	13
1.5 Conclusion	14
2 Réseaux de neurones convolutifs	16
2.1 Introduction	16
2.2 D'autres sections	16
2.3 Conclusion	19
3 Résultats expérimentaux	20
3.1 Introduction	20
3.2 Plein d'autres sections et sous sections	20
3.3 Métriques utilisées	21
3.3.1 AUC ROC Score	22
3.3.2 F1-score	24

3.3.3	Exactitude (Accuracy)	24
3.3.4	Matrice de confusion	24
3.3.5	Sensibilité et Spécificité	25
3.4	Performances atteintes	25
3.4.1	Modèles pré-entraînés	26
3.4.1.1	Première distribution de la base de données	26
3.4.1.2	Plein d'autres approches	27
3.5	Récapitulatif des résultats	27
3.6	Conclusion	29
	Conclusion générale	30
	Bibliographie	31

Liste des tableaux

1.1	Performances atteintes dans l'état de l'art	14
3.1	Distribution des classes de l'ensemble de données Kaggle	21
3.2	Combinaisons des classes avec la stratégie OvO	23
3.3	Combinaisons des classes avec la stratégie OvR	23
3.4	Exemple de tableau pour les performances	26
3.5	Performances des modèles pré-entraînés pour la classification multiclasse avec la première configuration de l'ensemble de données	27

Table des figures

1.1	Exemple d'images	12
1.2	Exemples sous figures dans le document	13
2.1	Fonction d'activation ReLU	17
2.2	Fonction d'activation sigmoïde	17
2.3	Fonction d'activation tanh	18
2.4	Fonction d'activation ELU	18
3.1	Courbe ROC	23
3.2	Matrice de confusion	25
3.3	Comparaison des performances des différents modèles sélectionnés suivant la première distribution	28
3.4	Comparaison des performances des différents modèles sélectionnés suivant la seconde distribution	28

Liste des acronymes

- **ANN** : Artificial Neural Network
- **API** : Application Programming Interfaces
- **ADNI** : Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative
- **CNN** : Convolutional Neural Network
- **CPU** : Central Processing Unit
- **DICOM** : Digital Imaging and Communications in Medicine
- **DNN** : Deep Neural Network
- **EC** : Entièrement connecté
- **GPU** : Graphic Processor Unit
- **HOG** : Histogramme de Gradients Orientés
- **IA** : Intelligence Artificielle
- **IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique
- **KNN** : K-Nearest Neighbors
- **MLP** : Multi-layer Perceptron
- **NIFTI** : Neuroimaging Informatics Technology Initiative
- **ReLU** : Rectified Linear Unit
- **RGB** : Red Green Blue
- **RMN** : Résonance magnétique nucléaire
- **ROC** : Receiver operating characteristic
- **SVM** : Support Vector Machine
- **TEP** : Tomographie par émission de positrons

Introduction générale

“Une citation en rapport avec le sujet de l’étude effectuée”

L’auteur, L’origine de la citation - Année

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Pour cela, plusieurs travaux se sont portés dans le but de pouvoir classer des patients atteints d’Alzheimer de patients sains ou encore de parvenir à classer les différents patients suivant leurs niveaux de démence, travaux remontant aux années 80, jusqu’à récemment avec, entre autres, les travaux de Syed et al. [1], N. Khan et al. [2], H. Nawaz et al. [3] et A. Loddo [4] atteignant respectivement 98.6%, 99.36%, 99.21% et 97.71% de précision sur les bases de données qu’ils ont traités.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Ce mémoire est structuré en 4 chapitres de la manière suivante :

Chapitre 1 : Ce chapitre présente le contexte médical en retraçant l’impact de cette maladie sur les personnes et sur la société, les étapes constituant un système de classification des niveaux de démence de la maladie d’Alzheimer ainsi que les travaux effectués.

Chapitre 2 : Ce chapitre fournit la théorie des réseaux de neurones artificiels, ainsi que les

réseaux de neurones à convolution que l'on a employés pour la génération des caractéristiques et la classification.

Chapitre 3 : Dans ce dernier chapitre on parlera plus en détails du travail effectué dans notre projet à travers la description et l'utilisation des modèles pré-entraînés et des ressources utilisées, du protocole expérimental ainsi que du modèle et de l'architecture adoptés dans notre projet. On conclura par une discussion et une comparaison des résultats des tests effectués.

Enfin, nous terminerons ce mémoire par les principales conclusions et quelques perspectives.

Chapitre 1

Généralités sur la détection de la maladie d'Alzheimer: contexte clinique et état de l'art

1.1 Introduction

L'imagerie médicale a fait son apparition avec la découverte des rayons X par Wilhelm Röntgen en 1896 et depuis cette date elle n'a cessé d'évoluer, passant en 1934 par la découverte de la radioactivité artificielle par Frédéric et Irène Joliot-Curie jusqu'à la mise en place de l'imagerie à résonance magnétique ou IRM qui est actuellement un des moyens les plus puissants dans le combat contre la maladie d'Alzheimer, pathologie neuro-dégénérative touchant essentiellement les personnes âgées et dont le principal symptôme est la démence qui évolue à une vitesse fulgurante attaquant les neurones des patients.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la description médicale de la maladie d'Alzheimer et de ses différents niveaux de démence, au principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ainsi qu'à l'architecture d'un système d'aide au diagnostic de la maladie d'Alzheimer. À la fin, le chapitre présente un résumé de l'état de l'art donnant une idée sur les techniques précédemment utilisées.

1.2 Problématique

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed

accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

1.3 Une autre section

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in :



FIGURE 1.1 – Exemple d'images

1.3.1 Principe de l'IRM

L'IRM Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.[5]. La figure 1.2 montre un exemple d'images IRM d'un cerveau.

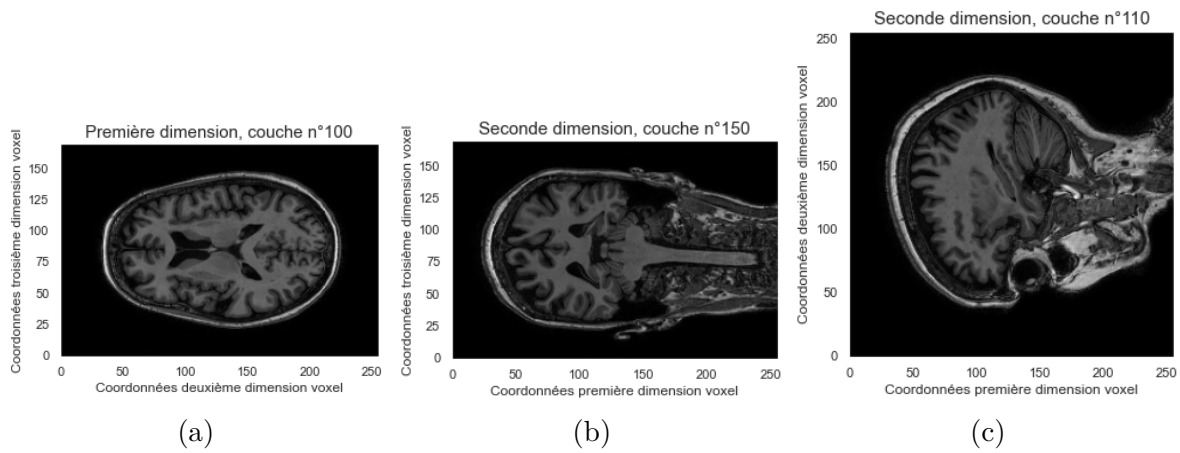


FIGURE 1.2 – Exemples sous figures dans le document

1.4 État de l'art

En 1984, l'**Alzheimer's Disease and Related Disorders Association** a décidé que l'utilisation principale des techniques d'imagerie pour l'évaluation de la maladie d'Alzheimer devait être d'exclure les autres causes de démence. Cependant, certains des participants à ce groupe ont prédit la valeur potentielle de l'imagerie dans le diagnostic direct de la maladie d'Alzheimer [6]. En 1986 le scanner a été utilisé pour la première fois dans le calcul du volume du lobe temporal médian lié à la maladie d'Alzheimer [7]. Par la suite plusieurs méthodes basées sur les études métaboliques ont vu le jour comme compléments aux études des images IRM [8] [9] permettant de distinguer les patients atteints de la maladie d'Alzheimer des sujets sains avec une sensibilité de 83% et une spécificité de 98% [8].

Avec l'augmentation de la puissance de calcul des machines à la fin des années 90 et début 2000, de nouvelles méthodes basées sur de l'apprentissage automatique ont été mises au point par plusieurs équipes de recherche donnant des résultats très satisfaisants. Madhumitha et al. [10] ont calculé l'atrophie à l'aide de K-means, d'ondelettes, de bassins versants et de quelques autres algorithmes personnalisés. Les résultats de cette approche peuvent fournir une mesure diagnostique utile pour le stade précoce de la maladie d'Alzheimer.

Par la suite, plusieurs groupes ont travaillé sur la classification des différents niveaux de la maladie d'Alzheimer se basant sur des méthodes d'apprentissage automatique, entre autre, Plant et al. [11] qui ont travaillé sur une base de données constitué de 32 patients atteints de la maladie d'Alzheimer, de 24 patients atteints de troubles cognitifs légers et de 18 patients sains. Ils ont combiné les trois classificateurs SVM, les statistiques de Bayes et l'intervalle de caractéristiques de vote (VFI), basés sur des caractéristiques extraites statistiquement par plusieurs méthodes dûment discutées par Plant et al. [11] obtenant ainsi une précision de 92% avec une sensibilité de 93.75% ainsi qu'une spécificité de 88.89% dans la classification entre les malades atteints d'Alzheimer et les autres.

Syed et al. [1], ayant quant à eux travaillé avec une base de données du site de "the Harvard Medical School" contenant 60 patients sains et 10 patients atteints d'Alzheimer, ont présenté une approche hybride pour la classification. Les caractéristiques DWT (Discrete Wavelet Transform) ont été extraites des images IRM et réduites des points non pertinents par l'Analyse en Composantes Principales. Enfin, ils ont utilisé un réseau de neurones artificiels et un KNN pour la classification en obtenant 98.6% de précision, 100% de sensibilité et 90% de spécificité avec ce dernier classifieur. H. Suresha et Al. [12] ont quant à eux travaillé sur la base de données

ADNI en utilisant l'histogramme de gradients orientés (HOG) comme descripteur suivi d'un réseau de neurones très profond comme classifieur ayant d'excellents résultats avec 99.5% de précision dans la classification binaire montrant la puissance d'un tel descripteur.

Plus récemment (à partir de 2017) l'utilisation des CNN a pris une place centrale dans la recherche dans le domaine, Dans [13], Muazzam Maqsood et al. ont proposé un système qui utilise des techniques d'apprentissage par transfert pour classer des images provenant de la base de données ADNI en ajustant finement le réseau AlexNet. Le CNN réentraîné a été validé à l'aide des données de test, donnant des précisions globales de 89,6 % et 96,8 % pour la classification binaire et multiclasse, respectivement. Toujours se basant sur la base de données ADNI on peut citer les travaux de D. Baska et al. [14] utilisant un ResNet-18 et obtenant 97.51% de précision ou encore les travaux de N. Khan et al. [2] utilisant quant à lui le VGG-19 et obtenant 99.36% de précision. D'autres travaux se basant quant à eux sur une autre base de données très communément utilisée, OASIS, ont aussi eu d'excellents résultats avec, par exemple, les travaux de H. Nawaz et al. [3] obtenant avec AlexNet une précision de 99.21% (en classification binaire) et d'autre part les travaux de A. Mehmood et al. [3] obtenant quant à eux 99.05% de précision avec un CNN conçu de zéro.

Plus récemment, la plus grande base de données d'images IRM labelisées dans la détection des différents niveaux d'Alzheimer a été mise à disposition sur Kaggle [15] contenant 6400 images IRM, et qui sera plus amplement décrite dans ce mémoire, a été abordée dans les travaux de A. Loddo et al. [4] ayant mis en place un modèle se basant sur une méthode d'apprentissage par ensemble en fusionnant les sorties de trois modèles pré-entraînés : AlexNet, ResNet-101, Inception-ResNet-V2 qui ont été adaptés à la problématique ayant une précision de 97.71% pour la classification multiclasse et 96.57% de précision pour la classification binaire, représentant le meilleur résultat actuellement obtenu sur cette base de données.

On résume les performances des travaux précédemment cités dans le tableau suivant :

TABLE 1.1 – Performances atteintes dans l'état de l'art

Travaux	Base de données utilisée	Précisions atteintes (%)
Plant et al. [11]	Personnelle	92
Syed et al. [1]	Harvard Medical School	98.6
H. Suresha et Al. [12]	ADNI	99.5
M. Maqsood et al. [13]	ADNI	89.6 (binaire) - 96.8 (multiclasse)
D. Baska et al. [14]	ADNI	97.51
N. Khan et al. [2]	ADNI	99.36
H. Nawaz et al. [3]	OASIS	99.21
A. Mehmood et al. [3]	OASIS	99.05
A. Loddo et al. [4]	Kaggle	96.57 (binaire) - 97.71 (multiclasse)

1.5 Conclusion

La maladie d'Alzheimer est une maladie neuro-dégénérative chronique qui détruit les cellules du cerveau, provoquant une dégénérescence irréversible des fonctions cognitives et une démence. A travers ce chapitre, nous avons mis en évidence le contexte clinique de cette maladie, les principes d'acquisition et de formation des images IRM, ainsi qu'un résumé de l'état de l'art

mettant l'accent sur l'utilisation massive de l'apprentissage profond aujourd'hui, sans pour autant délaisser les systèmes classiques qui offrent toujours des performances satisfaisantes. Par conséquent, l'objectif de ce travail est de tirer profit de ces deux approches en proposant une fusion de caractéristiques hybrides afin de mettre en œuvre un système d'aide au diagnostique de la maladie d'Alzheimer. Le chapitre suivant présentera donc les réseaux de neurones convolutifs ainsi que les architectures pré-entraînées étudiées.

Chapitre 2

Réseaux de neurones convolutifs

2.1 Introduction

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

2.2 D'autres sections

Un exemple d'utilisation des acronymes : MLP). Cependant, l'utilisation du modèle MLP a été mise en attente en raison du manque d'outils conceptuels nécessaires pour analyser et prédire son comportement. Ce n'est qu'à la fin des années 1980 que les réseaux neuronaux ont réellement pris leur essor avec l'apparition de l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation [16], suite à plusieurs travaux faits durant la décennie, essentiellement les travaux de Hopfield [17].

Exemple d'équation mise dans le texte

$$S = \omega_0 + \sum_{i=1}^K a_i \omega_i \quad (2.1)$$

Exemple de liste de description :

La fonction Rectified Linear Unit (ReLU) : Principalement appliquée dans les réseaux de neurones convolutifs après les couches de convolutions. Elle attribut toutes les valeurs négatives à 0 et garde les valeurs positives inchangées. Elle est utilisée afin d'augmenter la non-linéarité du réseau. Elle est décrite par l'équation suivante :

$$G(E) = \max(0, E) = \begin{cases} E & \text{si } E \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

Et dont l'allure est la suivante :

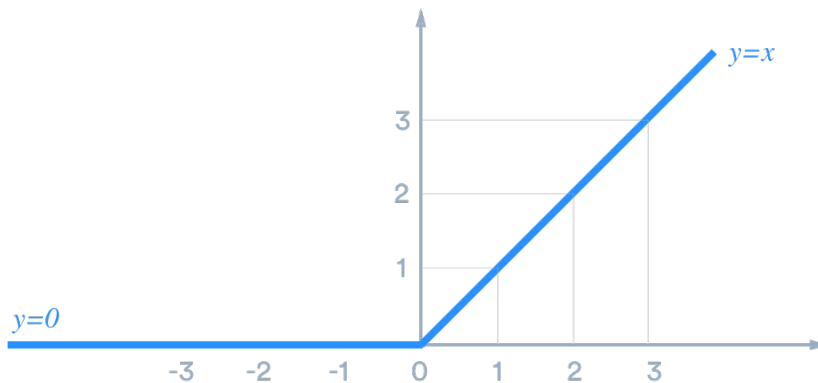


FIGURE 2.1 – Fonction d'activation ReLU

La fonction sigmoïde : Elle représente la fonction de répartition de la loi logistique. Elle est souvent utilisée dans les réseaux de neurones parce qu'elle est dérivable. La forme de la dérivée de sa fonction inverse est extrêmement simple et facile à calculer, ce qui améliore les performances des algorithmes. Elle est décrite par la fonction suivante :

$$\alpha(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad x \in \mathbb{R} \quad (2.3)$$

L'allure de la fonction est la suivante :

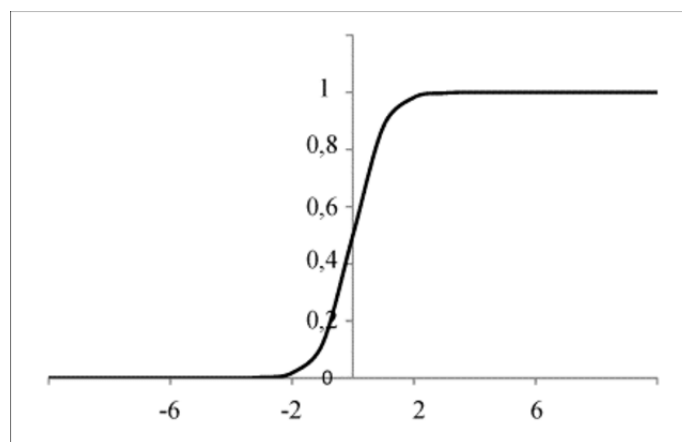


FIGURE 2.2 – Fonction d'activation sigmoïde

La fonction tangente hyperbolique (tanh) : Il s'agit en fait d'une version mathématiquement décalée de la fonction sigmoïde :

- La **sigmoïde** donne un résultat entre 0 et 1
- La fonction **tanh** donne un résultat entre -1 et 1

L'avantage de la fonction **tanh** est que les entrées négatives seront bien répertoriées comme négatives là où, avec la **sigmoïde**, les entrées négatives peuvent être confondues avec les valeurs proche de nulles. Elle a de meilleurs résultats que la fonction sigmoïde et la fonction ReLU dans un certain nombre de problèmes [18]. Elle est défini par l'équation suivante :

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.4)$$

Et on a l'allure suivante :

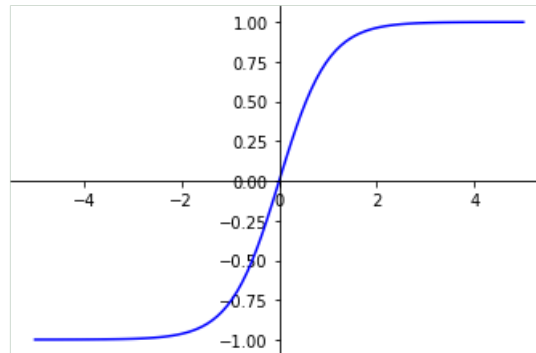


FIGURE 2.3 – Fonction d'activation tanh

La fonction Exponential Linear Unit (ELU) : Les ELU résultent de valeurs négatives et positives, permettant de pousser l'activation de l'unité moyenne vers zéro, dans une procédure similaire à la normalisation mais avec une complexité de calcul plus faible [19], accélérant ainsi l'apprentissage du modèle. Elle est décrite par l'équation suivante :

$$G(E) = \begin{cases} E & \text{si } E \geq 0 \\ \alpha(e^E - 1) & \text{sinon} \end{cases}, \quad \alpha \in \mathbb{R} \quad (2.5)$$

Qui donne l'allure suivante :

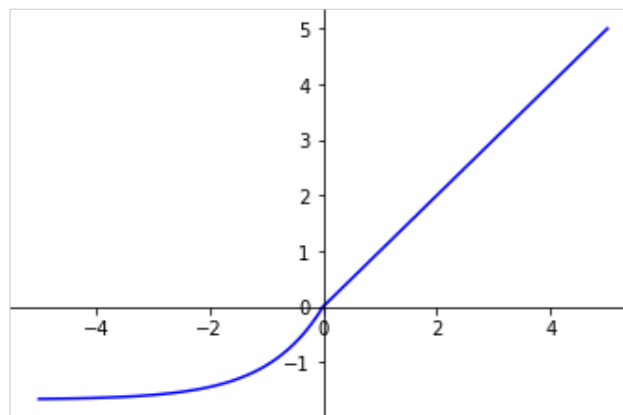


FIGURE 2.4 – Fonction d'activation ELU

La fonction softmax : Couramment utilisée dans la dernière couche du réseau, il s'agit d'une fonction de normalisation qui donne une approximation de la probabilité qu'une classe soit correcte. La valeur de la probabilité est calculée comme suit :

$$G(e_j) = \frac{e^{e_j}}{\sum_i e^{e_i}} \quad (2.6)$$

Où e_j est l'élément considéré j du vecteur d'entrée. La classe ayant la plus grande probabilité sera prise comme sortie du réseau de neurones.

2.3 Conclusion

Fusce mauris. Vestibulum luctus nibh at lectus. Sed bibendum, nulla a faucibus semper, leo velit ultricies tellus, ac venenatis arcu wisi vel nisl. Vestibulum diam. Aliquam pellentesque, augue quis sagittis posuere, turpis lacus congue quam, in hendrerit risus eros eget felis. Maecenas eget erat in sapien mattis porttitor. Vestibulum porttitor. Nulla facilisi. Sed a turpis eu lacus commodo facilisis. Morbi fringilla, wisi in dignissim interdum, justo lectus sagittis dui, et vehicula libero dui cursus dui. Mauris tempor ligula sed lacus. Duis cursus enim ut augue. Cras ac magna. Cras nulla. Nulla egestas. Curabitur a leo. Quisque egestas wisi eget nunc. Nam feugiat lacus vel est. Curabitur consectetuer.

Chapitre 3

Résultats expérimentaux

3.1 Introduction

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

3.2 Plein d'autres sections et sous sections

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus

eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

Fusce mauris. Vestibulum luctus nibh at lectus. Sed bibendum, nulla a faucibus semper, leo velit ultricies tellus, ac venenatis arcu wisi vel nisl. Vestibulum diam. Aliquam pellentesque, augue quis sagittis posuere, turpis lacus congue quam, in hendrerit risus eros eget felis. Maecenas eget erat in sapien mattis porttitor. Vestibulum porttitor. Nulla facilisi. Sed a turpis eu lacus commodo facilisis. Morbi fringilla, wisi in dignissim interdum, justo lectus sagittis dui, et vehicula libero dui cursus dui. Mauris tempor ligula sed lacus. Duis cursus enim ut augue. Cras ac magna. Cras nulla. Nulla egestas. Curabitur a leo. Quisque egestas wisi eget nunc. Nam feugiat lacus vel est. Curabitur consectetuer.

Suspendisse vel felis. Ut lorem lorem, interdum eu, tincidunt sit amet, laoreet vitae, arcu. Aenean faucibus pede eu ante. Praesent enim elit, rutrum at, molestie non, nonummy vel, nisl. Ut lectus eros, malesuada sit amet, fermentum eu, sodales cursus, magna. Donec eu purus. Quisque vehicula, urna sed ultricies auctor, pede lorem egestas dui, et convallis elit erat sed nulla. Donec luctus. Curabitur et nunc. Aliquam dolor odio, commodo pretium, ultricies non, pharetra in, velit. Integer arcu est, nonummy in, fermentum faucibus, egestas vel, odio.

Sed commodo posuere pede. Mauris ut est. Ut quis purus. Sed ac odio. Sed vehicula hendrerit sem. Duis non odio. Morbi ut dui. Sed accumsan risus eget odio. In hac habitasse platea dictumst. Pellentesque non elit. Fusce sed justo eu urna porta tincidunt. Mauris felis odio, sollicitudin sed, volutpat a, ornare ac, erat. Morbi quis dolor. Donec pellentesque, erat ac sagittis semper, nunc dui lobortis purus, quis congue purus metus ultricies tellus. Proin et quam. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Praesent sapien turpis, fermentum vel, eleifend faucibus, vehicula eu, lacus.

3.3 Métriques utilisées

Notre problème est un problème de classification où les classes sont déséquilibrées, comme la majorité des problèmes dans le domaine biomédical. Comme indiqué plus haut, on a la distribution dans notre ensemble de données d'entraînement Kaggle qu'on peut résumer dans le tableau suivant :

TABLE 3.1 – Distribution des classes de l'ensemble de données Kaggle

Classes	Nombre d'images IRM
Non Demented	2560
Very Mild Demented	1792
Mild Demented	717
Moderate Demented	52

Et par conséquent le choix des métriques est important pour mesurer réellement la qualité du modèle. Par exemple, la métrique la plus utilisée dans le domaine de l'apprentissage automatique est la précision (accuracy) et dans ce genre de cas elle n'est pas très utile, n'indiquant pas la qualité du modèle comme on peut le lire dans les travaux de M. Galar et al. [20]. Par conséquent on va opter pour d'autres métriques plus adaptées pour juger de la qualité de notre modèle.

Comme notre projet se divise en deux parties, d'une part on a la classification multiclass

comme expliqué plus haut qui est un problème de classification très déséquilibré et donc on a fait le choix d'utiliser les métriques suivantes pour juger de la qualité de notre modèle :

- Le AUC ROC Score.
- Le F1-score.
- L'exactitude (Accuracy).
- La matrice de confusion

Vis-à-vis de la classification binaire entre patients malades et sains étant une classification binaire équilibrée comme expliqué dans le tableau ?? et pour se faire on a préféré utilisé les métriques suivantes :

- L'exactitude (Accuracy).
- La sensibilité.
- La spécificité.

On va décrire certaines de ces métriques plus en détails dans les prochaines sections :

3.3.1 AUC ROC Score

Les métriques de rang, comme la courbe ROC, se concentrent sur l'évaluation des classifieurs sur la base de leur efficacité à séparer les classes à travers les probabilités que chaque échantillon fasse partie d'une classe ou l'autre.

Une courbe ROC est un graphique de diagnostic permettant de résumer le comportement d'un modèle en calculant le taux de faux positifs (formule 3.2) et le taux de vrais positifs (formule 3.1) pour un ensemble de prédictions par le modèle sous différents seuils :

$$TauxVraiPositif = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.1)$$

$$TauxFauxPositif = \frac{FP}{FP + VN} \quad (3.2)$$

Il en résulte un graphique de courbe nous permettant de juger de la qualité de notre modèle, comme indiqué dans la figure 3.1

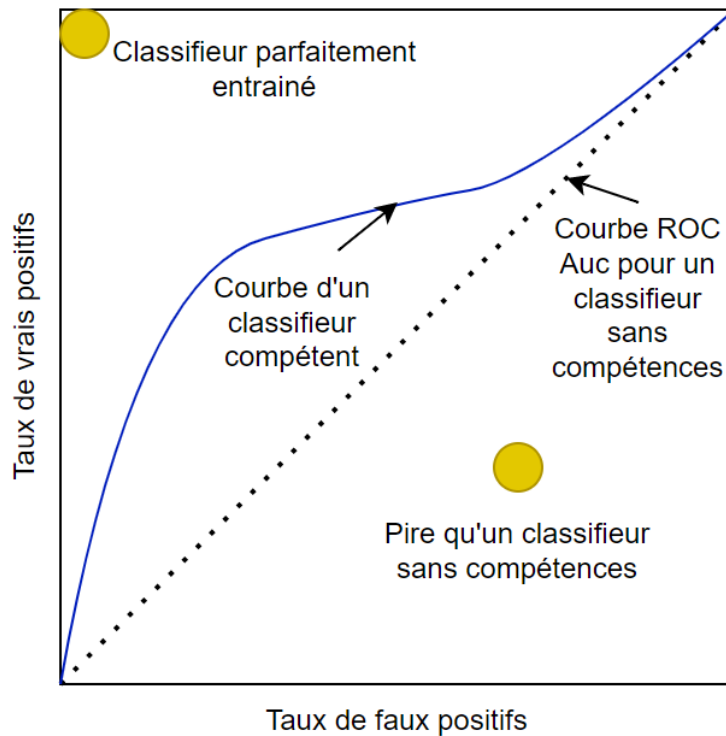


FIGURE 3.1 – Courbe ROC

La courbe ROC indique la qualité d'un modèle. Plus la surface au dessous de la courbe tend vers 1, meilleur est le modèle, donc le AUC ROC Score n'est que l'intégrale de la fonction générée; ce qui représente tout simplement la surface au dessous de la courbe.

Cette métrique a été avant tout faite pour de la classification binaire et donc compare la qualité d'un modèle comparant deux classes distinctes, néanmoins on peut l'adapter à un problème multiclasse comme dans notre cas et cela à travers deux stratégies :

OvO (One vs One) : on aura alors toutes les possibilités entre chaque couple de classes avec chacun un score défini qui indique la qualité du modèle à différencier entre les deux classes. Dans notre cas on aura alors les 6 combinaisons suivantes :

TABLE 3.2 – Combinaisons des classes avec la stratégie OvO

Non - Very Mild	Non - Mild	Non - Moderate
Very Mild - Mild	Very Mild - Moderate	Mild - Moderate

Chaque calcul de surface fait, la moyenne est calculée et retournée et cette moyenne sera prise comme moyen de comparaison.

OvR (One vs Rest) : Pour cette stratégie on compare la qualité du modèle à reconnaître la classe, en d'autre mots à différencier entre une classe en particulier et le reste des classes, même principe qu'avec la stratégie OvO le calcul se fera pour chaque combinaison et puis on gardera la moyenne. On aura avec cette stratégie les 4 combinaison suivantes :

TABLE 3.3 – Combinaisons des classes avec la stratégie OvR

Non Demented - Reste	Very Mild Demented - Reste
Mild Demented - Reste	Moderate Demented - Reste

On a opté dans ce travail pour la deuxième stratégie, OvR qui nous semble plus significative dans notre projet.

3.3.2 F1-score

C'est la métrique la plus utilisée dans les problèmes déséquilibrés comme dans notre cas, le score est décrit à l'équation 3.3, l'utilisation de cette métrique permet de mettre en valeur deux métriques en une seule : la précision et le rappel et donc en fait une métrique parfaite pour juger de la qualité de la classification.

$$F1 - score = \frac{2 \cdot Précision \cdot Recall}{Précision + Recall} \quad (3.3)$$

tel que la Précision et le Recall (ou Rappel) sont deux métriques complémentaires qui peuvent être décrit, respectivement, par la fraction des exemples assignés à la classe positive qui appartiennent à la classe positive, et la façon dont la classe positive a été prédite. Elles sont calculées selon les deux équations suivantes :

$$Précision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.4)$$

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.5)$$

3.3.3 Exactitude (Accuracy)

La métrique la plus utilisée dans l'évaluation des modèles d'intelligence artificielle, la formule de calcul est la suivante :

$$Exactitude = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (3.6)$$

Comme dit plus haut la qualité du modèle ne peut pas être représenté uniquement en utilisant cette métrique, mais en la couplant avec les deux métriques précédentes, elle peut être significative pour la vérification de la qualité de la classification.

3.3.4 Matrice de confusion

Ce n'est pas une métrique à proprement parlé mais un moyen graphique de voir les performances de notre modèle.

La matrice de confusion est un résumé des résultats de prédictions sur un problème de classification. Les prédictions correctes et incorrectes sont mises en lumière et réparties par classe. Les résultats sont ainsi comparés avec les valeurs réelles.

Cette matrice permet de comprendre de quelle façon le modèle de classification est confus lorsqu'il effectue des prédictions. Ceci permet non seulement de savoir quelles sont les erreurs commises, mais surtout le type d'erreurs commises. Les utilisateurs peuvent les analyser pour déterminer quels résultats indiquent comment les erreurs sont commises. On aura une représentation graphique des vrais et faux positifs et négatifs sous forme d'une matrice comme indiqué dans la figure 3.2.

On aura donc les vraies classes représentées en colonnes et les classes prédites par notre modèles disposées en lignes.

		Vraies classes	
		Positif	Négatif
Classes prédites	Positif	VP	FP
	Négatif	FN	VN

FIGURE 3.2 – Matrice de confusion

Cette matrice permet l'observation rapide et efficace de la qualité de la classification et les classes dont la distinction de la part du modèle est la plus difficile.

3.3.5 Sensibilité et Spécificité

Les métriques à seuils, comme la sensibilité et la spécificité, sont celles qui quantifient les erreurs de prédiction de la classification. C'est la catégorie de métriques la plus communément utilisées.

En d'autres termes, elles sont conçues pour résumer la fraction, le rapport ou le taux des cas où une classe prédite ne correspond pas à la classe attendue dans un ensemble de données d'attente.

Ces deux ,étriques indiquent les rapports entre les faux et vrai positifs et négatifs tels qu'on a les formules suivantes :

Sensibilité : Qui référence au taux de vrais positifs et résume la façon dont la classe positive a été prédite :

$$Sensibilité = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.7)$$

Spécificité : C'est le complément de la sensibilité, ou le taux de vrais négatifs, et résume la façon dont la classe négative a été prédite, elle est calculée de la même façon que le Recall :

$$Spécificité = \frac{VN}{FP + VN} \quad (3.8)$$

3.4 Performances atteintes

Dans cette section, on décrira toutes les expérimentations qui ont été réalisées ainsi qu'un comparatif des performances des différents modèles réalisés suivant les métriques décrites précédemment.

3.4.1 Modèles pré-entraînés

On a suivi la méthode d'entraînement expliquée plus haut sur les trois modèles pré-entraînés : AlexNet, ResNet-101 et Inception ResNet-V2 décrits plus haut et on a obtenu les résultats suivants :

3.4.1.1 Première distribution de la base de données

Le tableau suivant montre les performances atteintes par les différents modèles de réseaux de neurones pré-entraînés qu'on a testé suivant la distribution de l'ensemble de données et la méthodologie suivie par A. Loddo et al. [4] pour une classification binaire.

TABLE 3.4 – Exemple de tableau pour les performances

CNN	Exactitude (%)	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Avant augmentation des données			
AlexNet	67.81	41.56	94.06
ResNet-101	56.25	60.24	50.56
Inception ResNet-V2	81.25	88.75	75.41
Après augmentation des données			
AlexNet	97.81	98.75	96.88
ResNet-101	49.96	49.05	51.23
Inception ResNet-V2	77.01	80.59	70.63
AlexNet [4]	89.65	89.79	89.65
ResNet-101 [4]	96.09	96.11	96.09
Inception ResNet-V2 [4]	91.21	91.44	91.21

En commençant cette discussion on peut faire une remarque importante sur l'augmentation des données qui a bien un effet positif sur les performances de la classification pour tous les modèles utilisés ce qui indique qu'elle a été bénéfique pour la classification. On peut aussi voir que le modèle qui présente les meilleures performances est AlexNet qui est aussi bien plus léger que les deux autres modèles pré-entraînés.

Le tableau suivant, quant à lui, montre les performances atteintes par les différents modèles pré-entraînés qu'on a testé pour une classification multiclasse cette fois.

TABLE 3.5 – Performances des modèles pré-entraînés pour la classification multiclasse avec la première configuration de l'ensemble de données

CNN	F1-score (%)	AUC ROC Score (%)	Exactitude (%)
Avant augmentation des données			
AlexNet	90.94	92.41	94.53
ResNet-101	35.92	86.16	58.28
Inception ResNet-V2	78.41	96.54	88.59
Après augmentation des données			
Alexnet	99.51	99.37	98.61
ResNet-101	16.67	78.02	50
Inception ResNet-V2	60.36	89.94	67.03
AlexNet [4]	84.83	/	89.26
ResNet-101 [4]	97.26	/	96.48
Inception ResNet V2 [4]	87.39	/	89.65

Même constat vis-à-vis de la classification multiclasse décrite dans le tableau 3.5 sur l'impact de la subdivision de la base de données ainsi que l'apport de l'augmentation des données sur les performances des modèles. On peut voir aussi qu'à ce niveau, AlexNet donne toujours les meilleurs résultats et ce qui nous motive à le garder par la suite aussi pour la classification multiclasse, ainsi que la classification binaire suivant cette distribution.

3.4.1.2 Plein d'autres approches

3.5 Récapitulatif des résultats

Les figures 3.3 et 3.4 ci-dessous englobent les meilleurs résultats de chaque configuration pour les deux distributions et montre l'évolution des performances suivant les modèles sélectionnés dans chaque étape :

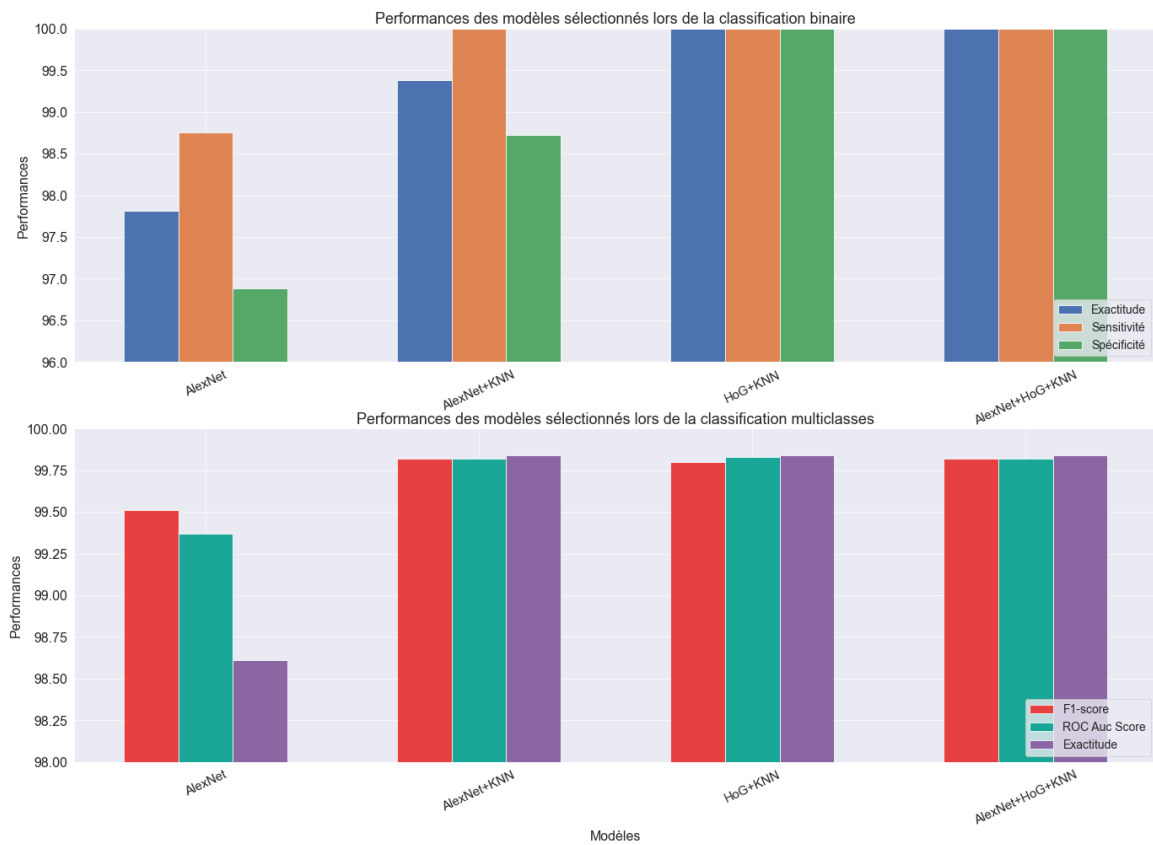


FIGURE 3.3 – Comparaison des performances des différents modèles sélectionnés suivant la première distribution

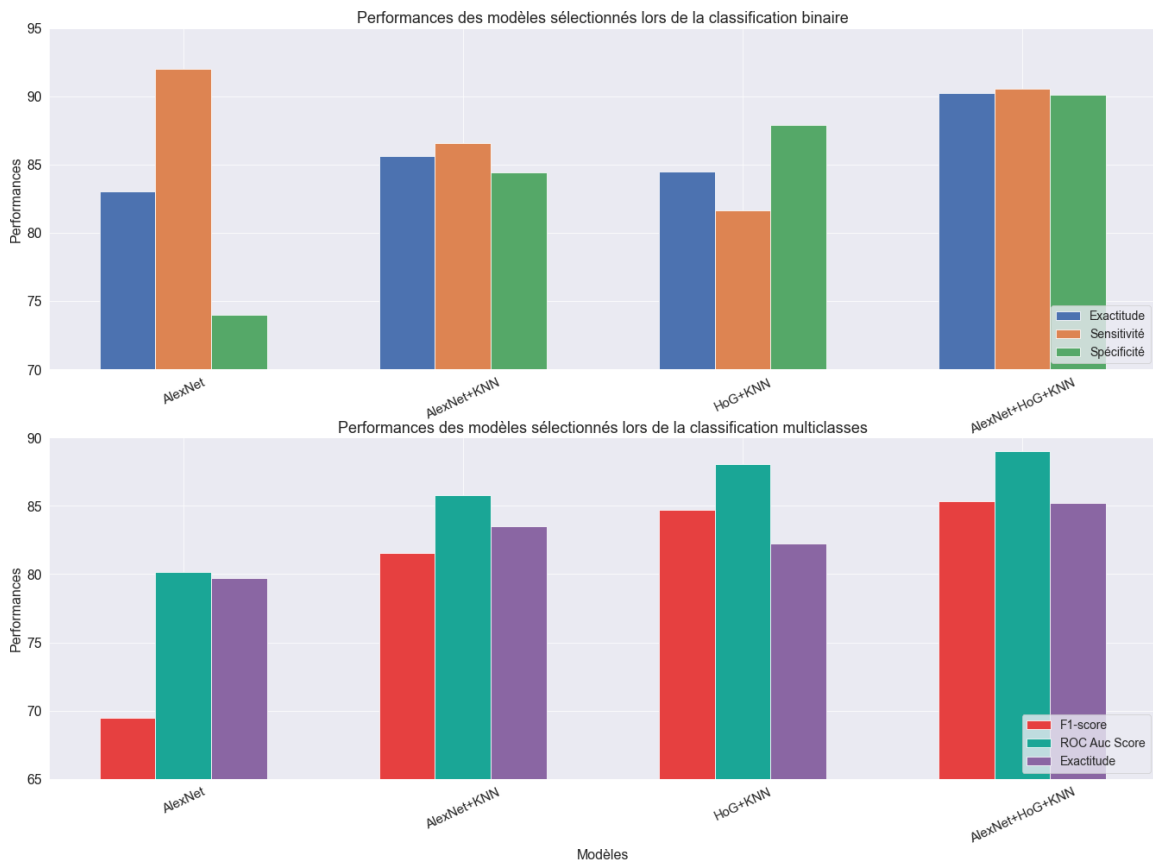


FIGURE 3.4 – Comparaison des performances des différents modèles sélectionnés suivant la seconde distribution

3.6 Conclusion

Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Donec odio elit, dictum in, hendrerit sit amet, egestas sed, leo. Praesent feugiat sapien aliquet odio. Integer vitae justo. Aliquam vestibulum fringilla lorem. Sed neque lectus, consectetur at, consectetur sed, eleifend ac, lectus. Nulla facilisi. Pellentesque eget lectus. Proin eu metus. Sed porttitor. In hac habitasse platea dictumst. Suspendisse eu lectus. Ut mi mi, lacinia sit amet, placerat et, mollis vitae, dui. Sed ante tellus, tristique ut, iaculis eu, malesuada ac, dui. Mauris nibh leo, facilisis non, adipiscing quis, ultrices a, dui.

On peut alors conclure au bout de ce chapitre sur trois points importants :

- L'augmentation de données est bénéfique pour la classification multiclasse, mais elle est superflue pour la grande majorité des cas de classification binaire.
- La subdivision de la base de données selon Loddo et al. [4] donne de meilleurs résultats que la subdivision originale de l'auteur, mais la subdivision originale est plus représentative de la robustesse des modèles.
- La robustesse de la fusion de caractéristiques avancée dans ce projet pour la classification, autant binaire que multiclasse, des images IRM des différents niveaux de démence de la maladie d'Alzheimer, assurant à chaque fois et sur les deux distributions effectuées, les meilleures performances de classification.

Conclusion générale

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

Dans ce mémoire on a retracé notre contribution dans ce combat. On a commencé par mettre en lumière certains parmi les travaux les plus marquants dans la classification des malades atteints d'Alzheimer se basant sur des images IRM. On a décidé d'aborder le plus grand jeu de données labélisé (et aussi le plus récent) d'images IRM de patients atteints de la maladie d'Alzheimer et disponible sur Kaggle en utilisant des techniques de traitement d'images et d'apprentissage automatique.

Notre approche a été alors sur une fusion de caractéristiques entre un CNN et un histogramme de gradients orientés (HOG) suivis d'un KNN donnant les meilleurs résultats à ce jour sur cette base de données avoisinant les 99% de précision dans certaines configurations.

Ce travail a donc montré la puissance de la fusion de caractéristiques entre l'apprentissage profond avec le CNN et les descripteurs statistiques de traitement d'images à travers le HOG, ce qui a donné des résultats extrêmement encourageants.

De plus, d'après les comparaisons entre les deux subdivisions de la base de données, nous posons l'hypothèse de fuite de données lors de l'utilisation de la méthode de A. Loddo et al. [4]. Et nous trouvons intéressant d'étudier cette hypothèse par la suite en tant que perspective future.

Bien-sûr ce travail qui représente une aide au diagnostique n'est pas une finalité en soit et ne représente que la première pierre dans un long combat contre cette maladie, parmi les perspectives éventuelles en vu de l'évolution de ce projet on peut citer :

- L'investigation et mise en place de méthodes basées sur l'études des scans IRM 3D avec des CNN 3D et autres méthodes d'apprentissage automatique.
- Confirmation de l'hypothèse de fuite de données en utilisant les modèles sur un nouveau jeu de données, notamment celui de la Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI).
- Développement d'un modèle pouvant prendre les images IRM sous format DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) ou NIfTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative), formats les plus courants dans l'imagerie médicale, permettant de prendre les images directement en sortie du scanner IRM et de concevoir un logiciel d'aide au diagnostique efficace et opérationnel.
- Généralisation de ce modèle au vu de la séparation entre les patients atteints d'Alzheimer et d'autres patients atteints d'autres pathologies cérébrales : Parkinson...
- Mise en place d'une base de données d'images IRM de patients Algériens, permettant l'étude de cette maladie et son combat sur le plan national.

Bibliographie

- [1] El-Sayed Ahmed El-Dahshan, Tamer Hosny, and Abdel-Badeeh M Salem. Hybrid intelligent techniques for mri brain images classification. *Digital signal processing*, 20(2):433–441, 2010.
- [2] Naimul Mefraz Khan, Nabila Abraham, and Marcia Hon. Transfer learning with intelligent training data selection for prediction of alzheimer’s disease. *IEEE Access*, 7:72726–72735, 2019.
- [3] Hina Nawaz, Muazzam Maqsood, Sitara Afzal, Farhan Aadil, Irfan Mehmood, and Seungmin Rho. A deep feature-based real-time system for alzheimer disease stage detection. *Multimedia Tools and Applications*, 80(28):35789–35807, 2021.
- [4] Andrea Loddo, Sara Buttau, and Cecilia Di Ruberto. Deep learning based pipelines for alzheimer’s disease diagnosis: a comparative study and a novel deep-ensemble method. *Computers in biology and medicine*, 141:105032, 2022.
- [5] Imagerie par résonance magnétique — wikipédia. <https://bit.ly/37tlhz0>.
- [6] Myfanwy Thomas and Michael Isaac. Alois alzheimer: A memoir. *Trends in Neurosciences*, 1987.
- [7] Marjorie LeMay, Juliene L Stafford, Tamas Sandor, Marilyn Albert, Hani Haykal, and Amir Zamani. Statistical assessment of perceptual ct scan ratings in patients with alzheimer type dementia. *Journal of computer assisted tomography*, 10(5):802–809, 1986.
- [8] Truda K Shonk, Rex A Moats, Patricia Gifford, Thomas Michaelis, Jennifer C Mandigo, Judith Izumi, and Brian D Ross. Probable alzheimer disease: diagnosis with proton mr spectroscopy. *Radiology*, 195(1):65–72, 1995.
- [9] A Brand, C Richter-Landsberg, and D Leibfritz. Multinuclear nmr studies on the energy metabolism of glial and neuronal cells. *Developmental neuroscience*, 15(3-5):289–298, 1993.
- [10] Chetan Patil, MG Mathura, S Madhumitha, S Sumam David, Merwyn Fernandes, Anand Venugopal, and B Unnikrishnan. Using image processing on mri scans. In *2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES)*, pages 1–5. IEEE, 2015.
- [11] Claudia Plant, Stefan J Teipel, Annahita Oswald, Christian Böhm, Thomas Meindl, Jainaina Mourao-Miranda, Arun W Bokde, Harald Hampel, and Michael Ewers. Automated detection of brain atrophy patterns based on mri for the prediction of alzheimer’s disease. *Neuroimage*, 50(1):162–174, 2010.
- [12] Halebeedu Subbaraya Suresha and Srirangapatna Sampathkumaran Parthasarathy. Alzheimer disease detection based on deep neural network with rectified adam optimization technique using mri analysis. In *2020 Third International Conference on Advances in Electronics, Computers and Communications (ICAIECC)*, pages 1–6. IEEE, 2020.
- [13] Lulu Yue, Xiaoliang Gong, Kaibo Chen, Mingze Mao, Jie Li, Asoke K Nandi, and Maozhen Li. Auto-detection of alzheimer’s disease using deep convolutional neural networks. In *2018 14th international conference on natural computation, fuzzy systems and knowledge discovery (ICNC-FSKD)*, pages 228–234. IEEE, 2018.

- [14] Blessy C Simon, D Baskar, and VS Jayanthi. Alzheimer's disease classification using deep convolutional neural network. In *2019 9th International Conference on Advances in Computing and Communication (ICACC)*, pages 204–208. IEEE, 2019.
- [15] Alzheimer's dataset (4 class of images) | kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/tourist55/alzheimers-dataset-4-class-of-images>.
- [16] David E Rumelhart, Richard Durbin, Richard Golden, and Yves Chauvin. Backpropagation: The basic theory. *Backpropagation: Theory, architectures and applications*, pages 1–34, 1995.
- [17] John J Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, 79(8):2554–2558, 1982.
- [18] Bekir Karlik and A Vehbi Olgac. Performance analysis of various activation functions in generalized mlp architectures of neural networks. *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems*, 1(4):111–122, 2011.
- [19] Djork-Arné Clevert, Thomas Unterthiner, and Sepp Hochreiter. Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus). *arXiv preprint arXiv:1511.07289*, 2015.
- [20] Mikel Galar, Alberto Fernandez, Edurne Barrenechea, Humberto Bustince, and Francisco Herrera. A review on ensembles for the class imbalance problem: bagging-, boosting-, and hybrid-based approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(4):463–484, 2011.