



AVIS DE SOUTENANCE DE THESE

Le Doyen de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz –Fès – annonce que

Mr **ZINE-DINE Iliass**

Soutiendra : le Samedi 18/07/2026 à 10H00

Lieu : **FSDM – Département de Géologie**

Une thèse intitulée :

Medical Image Classification Based on Deep Learning Architectures

En vue d'obtenir le **Doctorat**

FD : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
Spécialité : Informatique

Devant le jury composé comme suit :

Nom et prénom	Etablissement	Grade	Qualité
Pr. TAIRI Hamid	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Président
Pr. AGHOUTANE Badraddine	Faculté des sciences, Meknès	PES	Rapporteur
Pr. TAIME Abderazzak	Ecole Supérieure de Technologie, Khénifra	MCH	Rapporteur
Pr. YAHYAOUY Ali	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Rapporteur
Pr. MAHRAZ Mohamed Adnane	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Examineur
Pr. EL FAZAZY Khalid	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Examineur
Pr. RIFFI Jamal	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	MCH	Directeur de thèse



Résumé :

La classification des maladies cérébrales constitue un domaine essentiel de l'analyse d'images médicales, visant à automatiser et à améliorer la détection ainsi que l'évaluation de la sévérité de diverses pathologies neurologiques. Les architectures d'apprentissage profond se sont imposées comme des approches particulièrement efficaces dans la classification des tumeurs cérébrales, offrant des performances élevées lorsqu'elles sont appliquées à de vastes ensembles de données d'imagerie médicale. Cette étude s'intéresse au développement de modèles flexibles et optimisés basés sur l'apprentissage profond pour la classification des maladies cérébrales à partir d'images IRM.

Dans une première approche, nous abordons la complexité et la nature chronophage de la classification des tumeurs cérébrales en intégrant l'extraction de caractéristiques et l'apprentissage par ensemble. La méthode exploite les caractéristiques issues d'un jeu de données de 253 images IRM cérébrales provenant de Kaggle, à l'aide des descripteurs Histogram of Oriented Gradients (HOG) et Discrete Wavelet Transform (DWT). Ces caractéristiques sont fusionnées dans un vecteur unique, évaluées à l'aide d'un Random Forest Regressor, puis utilisées comme entrée pour divers algorithmes de classification. Une validation croisée a également été appliquée afin d'améliorer la capacité de généralisation du modèle.

Le modèle a démontré un fonctionnement en temps réel, atteignant un temps d'inférence inférieur à quatre secondes et une précision de 92%, ce qui confirme son efficacité et son potentiel d'intégration dans des environnements réels. De plus, cette approche montre des perspectives prometteuses pour soutenir la détection précoce des tumeurs cérébrales grâce à la combinaison de techniques de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique.

Pour enrichir davantage cette recherche, un second article propose une revue approfondie des récents progrès en classification et en segmentation des tumeurs cérébrales. Cette revue inclut une analyse des travaux majeurs utilisant l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond, les Capsule Networks et les Vision Transformers. Elle met en lumière les améliorations apportées dans les étapes de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification, en soulignant l'importance de pipelines robustes incluant des étapes telles que la normalisation, l'augmentation des données et des méthodes avancées d'extraction de caractéristiques (CNN, filtres de Gabor, DWT, LBP, GLCM), conduisant à des modèles diagnostiques plus précis.

Dans la deuxième partie du travail, l'étude s'oriente vers la classification de la maladie d'Alzheimer à l'aide de techniques d'apprentissage profond. Le premier modèle proposé repose sur une architecture en trois phases. Dans un premier temps, les données issues du jeu de données Alzheimer disponible sur Kaggle sont prétraitées à l'aide de techniques standard de vision par ordinateur. Ensuite, le descripteur Histogram of Oriented Gradients (HOG) est utilisé pour extraire des caractéristiques essentielles, réduire le surapprentissage et accélérer l'entraînement. Dans un second temps, ces caractéristiques sont introduites dans deux réseaux convolutifs, VGG-16 et ResNet50, pour produire des représentations profondes qui sont ensuite concaténées. Celles-ci sont évaluées par un Random Forest Regressor afin de sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes, réduire la dimensionnalité et améliorer l'interprétabilité. Enfin, les caractéristiques sélectionnées sont transmises à un réseau Capsule (CapsNet) pour analyser les dépendances spatiales et effectuer la classification. Le modèle



atteint ainsi une précision de 94,27% en moins d'une minute, confirmant sa capacité d'exécution en temps réel.

Toujours dans le cadre de la classification de la maladie d'Alzheimer, nous avons également développé une méthode basée sur des architectures de réseaux neuronaux enrichies par un Generative Adversarial Network (GAN). Cette approche répond à plusieurs défis de l'analyse d'images médicales en générant des images synthétiques via les GANs, en accélérant l'apprentissage grâce aux réseaux convolutifs (CNN) et en capturant des structures spatiales complexes grâce aux Vision Transformers (ViTs). Le modèle amélioré atteint une précision de 96% en moins d'une minute, démontrant à la fois une grande efficacité et une forte applicabilité pratique. Ces résultats confirment l'importance de combiner différentes architectures d'apprentissage profond pour obtenir une détection fiable et performante de la maladie d'Alzheimer dans des environnements cliniques réels.

Mots clés :

Tumeur cérébrale, Maladie d'Alzheimer, Extraction de Caractéristiques, Histogramme des Gradients Orientés, Transformée en Ondelettes Discrète, Réseaux de Neurones Convolutifs, Réseaux Antagonistes Génératifs, Apprentissage Automatique, Réseau Capsule, Transformateurs de Vision.



MEDICAL IMAGE CLASSIFICATION BASED ON DEEP LEARNING ARCHITECTURES

Abstract :

The automated classification of brain disorders has become a central objective in medical image analysis, as it supports both early detection and the assessment of disease severity in neurological conditions. In recent years, deep learning architectures have emerged as leading solutions for brain tumor analysis, consistently achieving high levels of accuracy on large MRI datasets. Within this context, the present research aims to design adaptable and high-performing deep learning models dedicated to classifying brain diseases from magnetic resonance imaging data.

The first methodological contribution addresses the demanding nature of brain tumor categorization by combining handcrafted feature extraction with ensemble-based learning strategies. A dataset of 253 MRI images collected from Kaggle served as the basis for extracting Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Discrete Wavelet Transform (DWT) descriptors. These complementary features were consolidated into a single representation vector, assessed using a Random Forest Regressor, and subsequently fed into multiple machine learning classifiers. Cross-validation procedures were incorporated to strengthen the generalization capability of the models.

This hybrid model delivered near real-time performance, achieving an inference time of under four seconds together with an accuracy rate of 92%. Such results underline the efficiency of the proposed pipeline and its potential suitability for clinical environments demanding rapid and reliable diagnostic support. Moreover, the integration of computer vision and learning-based tools highlights the relevance of this strategy for early tumor identification.

To broaden the scope of the study, a second article provides an extensive review of recent developments in brain tumor segmentation and classification. The survey examines a wide array of contributions employing machine learning, deep neural networks, Capsule Networks, and Vision Transformers. It emphasizes the impact of improved preprocessing, data augmentation, and advanced feature extraction—such as CNN representations, Gabor filtering, DWT, LBP, and GLCM—on enhancing diagnostic accuracy. The results reaffirm the importance of robust and well-structured processing pipelines in modern neuroimaging workflows.

The second major part of this research focuses on Alzheimer's disease classification through a deep learning perspective. The first study introduces a three-stage framework in which images from the publicly available Kaggle Alzheimer's dataset undergo conventional preprocessing before HOG descriptors are extracted to reduce overfitting and accelerate training. Deep representations are then obtained using two convolutional networks—VGG-16 and ResNet50—whose outputs are fused into a unified feature vector. A Random Forest Regressor identifies the most relevant features, which are subsequently provided as input to a Capsule



Network responsible for capturing spatial relationships and performing the final classification. The model achieved 94.27% accuracy in less than one minute, demonstrating its operational viability.

In parallel, another approach was developed using neural network architectures enhanced with a Generative Adversarial Network (GAN) to address data limitations and improve model robustness. The framework leverages GAN-generated samples, convolutional networks for hierarchical feature extraction, and Vision Transformers for modeling long-range spatial dependencies. This enhanced system reached an accuracy of 96% in under one minute, confirming its effectiveness for Alzheimer's disease identification. The combined findings highlight the value of hybrid deep learning models for developing fast, accurate, and clinically relevant diagnostic tools in modern healthcare settings.

Key Words :

Brain Tumor, Alzheimer's disease, Feature Extraction, Histogram of Oriented Gradients, Discrete Wavelet Transform, Convolutional neural networks, Generative Adversarial Networks, Machine Learning, Capsule Network, Vision Transformers.