



Rapport de Projet :

Outils de programmation  
avancée pour l'IA

**Présenté par :**

Youcef NAMOUN

Aziz BENMANSEUR

**Encadré par :** M. Mehdi Ammi

Année Universitaire 2024 - 2025

## **Projet : Classification d'Images Médicales pour la Détection de Tumeurs Cérébrales.**

Ce projet consiste à développer un modèle de Deep Learning pour la classification d'images médicales du cerveau, afin de détecter la présence de tumeurs et d'en identifier le type. Le modèle est conçu pour classer les images radiologiques en quatre catégories, permettant ainsi une analyse précoce et précise des tumeurs cérébrales.

Les classes possibles sont les suivantes :

- **notumor** : Aucune tumeur détectée.
- **pituitary** : Tumeurs de la glande pituitaire.
- **glioma** : Tumeurs du cerveau, généralement liées aux cellules gliales.
- **meningioma** : Tumeurs issues des méninges.

Le projet a impliqué l'implémentation d'architectures de réseaux neuronaux convolutifs (CNN), le prétraitement des données d'images, ainsi que l'évaluation des performances du modèle sur des jeux de données de tests.

### **Dataset :**

Pour obtenir les données nécessaires, nous avons utilisé le dataset Brain-Tumor-MRI-Dataset disponible sur la plateforme Hugging Face, qui comprend plus de 7000 images radiologiques de tumeurs cérébrales accompagnées de leurs labels correspondants. Les données ont été divisées en trois sous-ensembles distincts : entraînement, test et validation. Cette séparation a permis de faciliter l'entraînement, l'évaluation et le test du modèle, en garantissant une évaluation rigoureuse de ses performances sur des données non vues durant l'apprentissage.

## Modèles :

Pour traiter et classifier les images, nous avons opté pour un modèle basé sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN), qui sont particulièrement efficaces pour ce type de tâches. Deux modèles CNN ont été conçus :

- **Modèle 1 :** Ce modèle comporte trois couches convolutives avec des filtres de tailles croissantes (32, 64, 128), chacune suivie d'une couche de pooling max pour réduire la dimensionnalité. Après l'extraction des caractéristiques, les données sont aplaties et passées dans une couche dense de 128 neurones avec une activation ReLU, permettant de capturer des relations complexes. Enfin, une couche de sortie avec une activation softmax fournit les probabilités des classes, rendant ce modèle adapté à la classification multi-classes.

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 126, 126, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 61, 61, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 25088)	0
dense (Dense)	(None, 128)	3,211,392
dense_1 (Dense)	(None, 4)	516
Total params: 3,305,156 (12.61 MB)		
Trainable params: 3,305,156 (12.61 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

- **Modèle 2 :** Il reprend la même architecture que le modèle 1, avec l'ajout d'une couche Dropout. Cette couche introduit une régularisation en désactivant aléatoirement certaines connexions pendant l'entraînement, réduisant ainsi le risque de surapprentissage.

Model: "sequential_2"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 126, 126, 32)	896
max_pooling2d_6 (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 32)	0
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 61, 61, 64)	18,496
max_pooling2d_7 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 64)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73,856
max_pooling2d_8 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 128)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 25088)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 25088)	0
dense_4 (Dense)	(None, 128)	3,211,392
dense_5 (Dense)	(None, 4)	516
Total params: 3,305,156 (12.61 MB)		
Trainable params: 3,305,156 (12.61 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

## Sélection du meilleur modèle :

Une évaluation comparative a été réalisée entre deux modèles afin d'identifier celui offrant les meilleures performances en phase de test, en se basant sur les métriques suivantes : **accuracy** et **loss**.

- **Modèle 1** : Taux de précision de 96 %.
- **Modèle 2** : Taux de précision de 95 %.

Le **modèle 1** s'est révélé être le meilleur, démontrant que l'ajout d'une couche Dropout n'améliore pas la précision mais impacte ces performances.

## Prédiction du modèle :

Pour évaluer la précision du modèle, une série de prédictions a été réalisée sur les données de test. Cela a permis de vérifier la capacité du modèle à classifier correctement les images radiologiques de tumeurs. Les résultats obtenus sont excellents, confirmant l'efficacité du CNN dans ce type de problématique.

