

DÉTECTION DE TUMEURS CÉRÉBRALES

CNN

Elaboré par: Sirine Ben Fadhel

Encadré par : Rym Sessi



Introduction

- **Intérêt médical**

Grâce à une analyse automatisée, on peut améliorer la précision du diagnostic, mais surtout, intervenir plus tôt pour sauver des vies.

- **Méthodes classiques vs intelligence artificielle**

Une nouvelle ère dans l'analyse des images médicales.

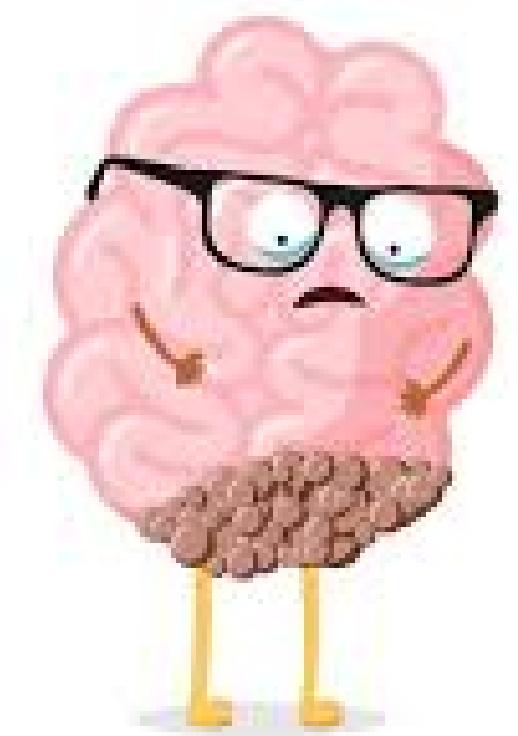
- **Approche**

Comparaison entre modèles SVM, CNN et LeNet-5.
Ainsi que channel_attention, spatial attention et
CBAM



Objectif

Notre objectif principal de ce projet est de construire des modèles CNN capable de classer si un sujet présente ou non une tumeur à partir des images d'IRM.

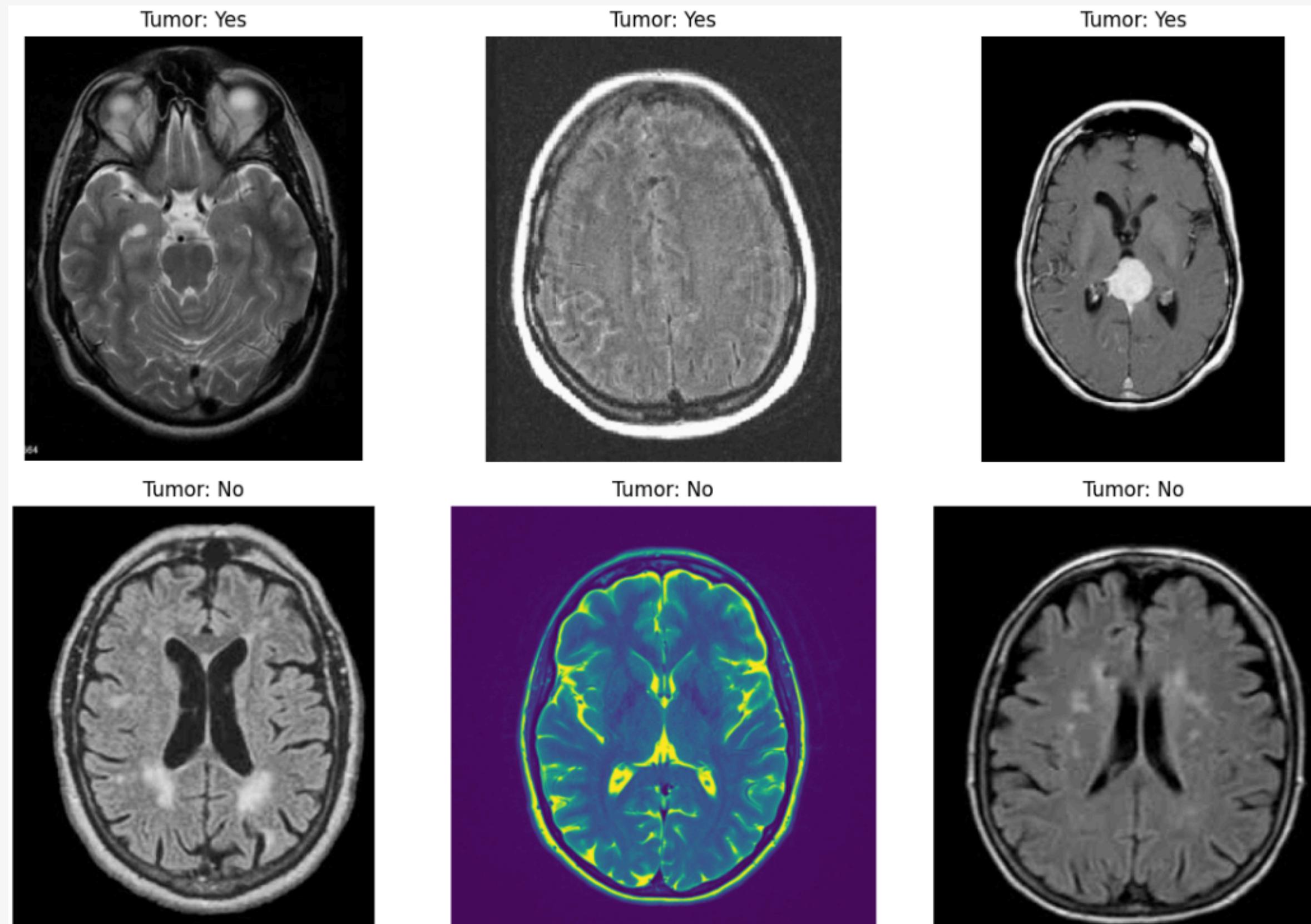




Plan :

- 1. Présentation de la base de données**
- 2. Description et prétraitement des données**
- 3. Bibliothèques utilisées et Définition des métriques**
- 4. Modèle 1 – SVM**
- 5. Modèle 2 – CNN personnalisé**
- 6. Modèle 3 – LeNet-5**
- 7. Comparaison des performances**
- 8. Amélioration du modèle avec les modules d'attention**

Présentation de la base de données

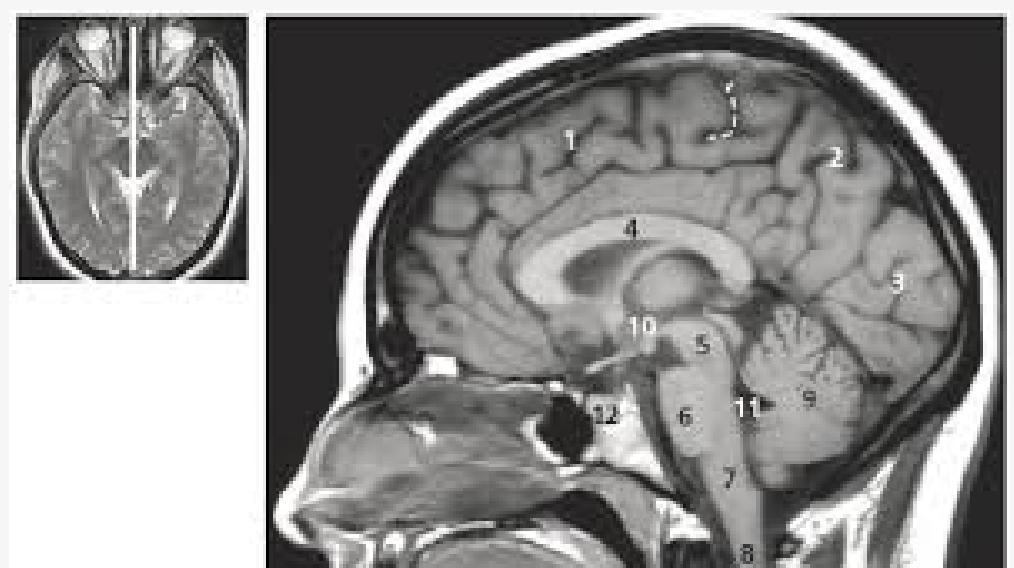


Nombre de classes : 2

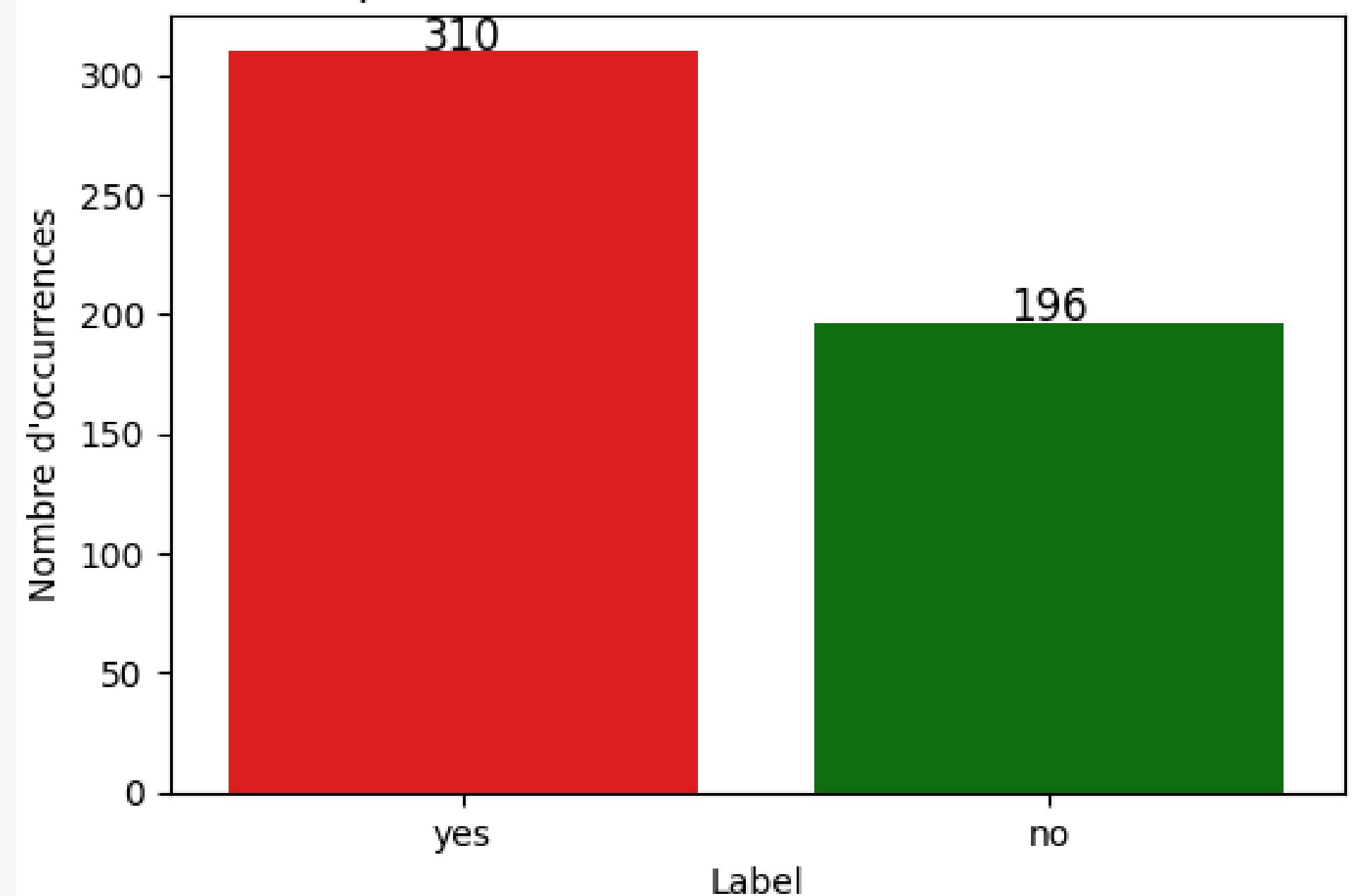
Nombre d'éléments par classe
label

yes 310

no 196

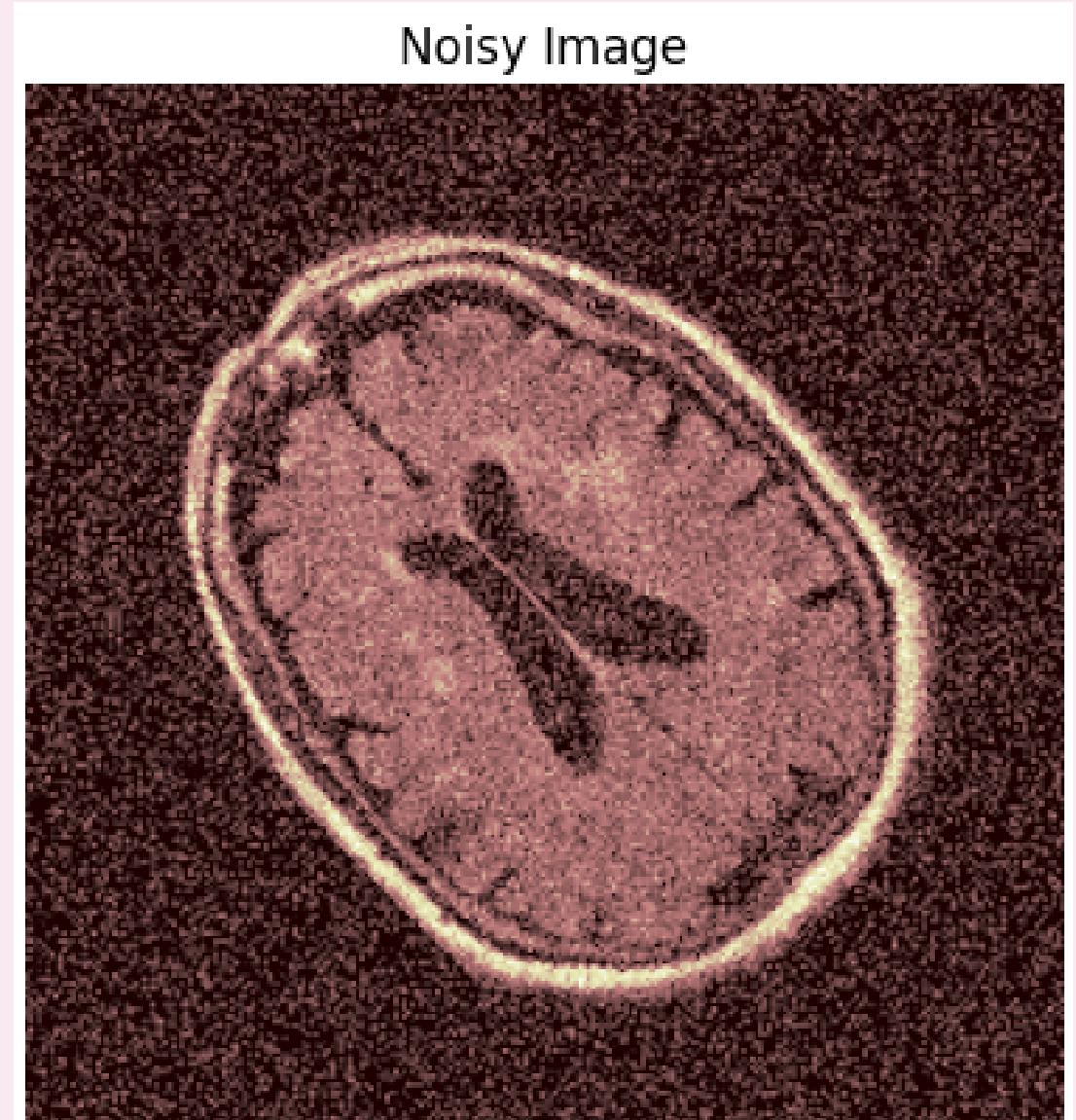
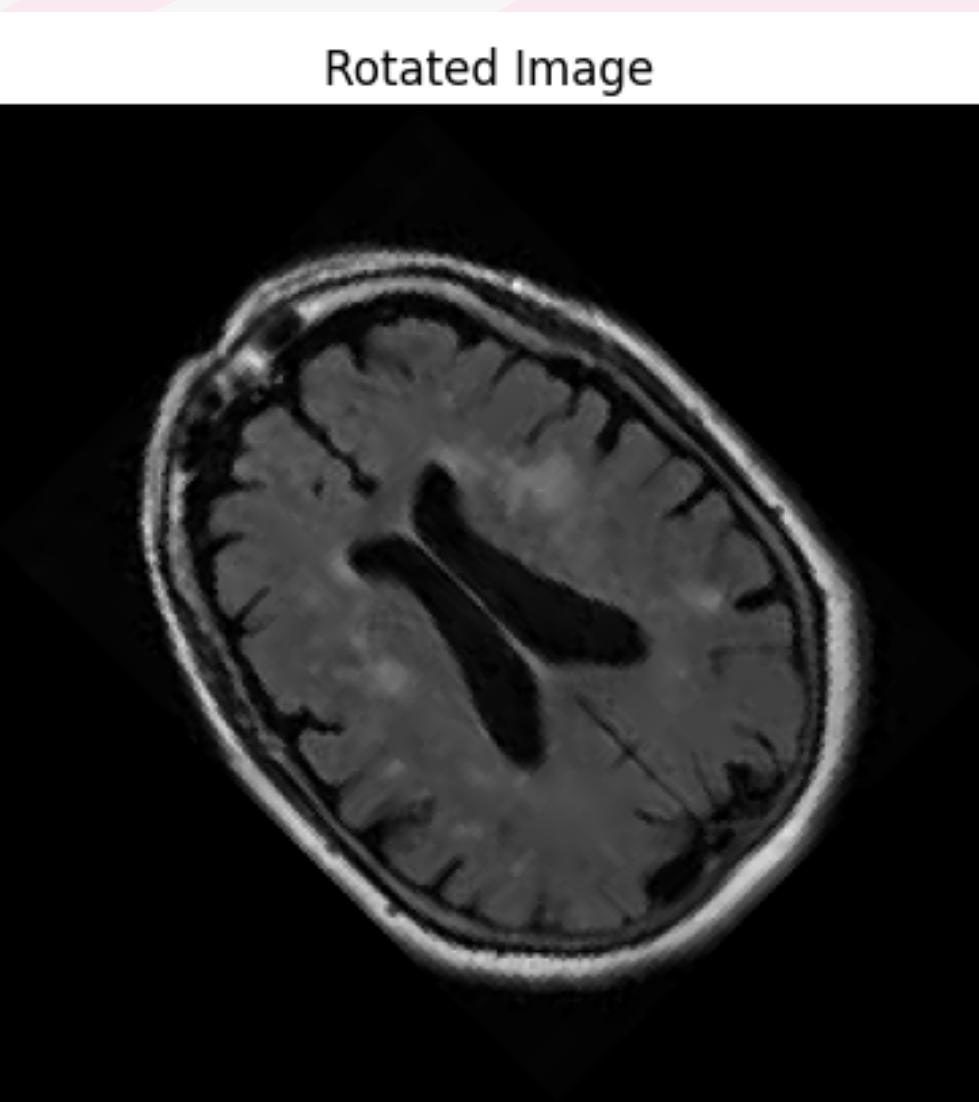


Répartition des labels 'no tumor' et 'tumor'

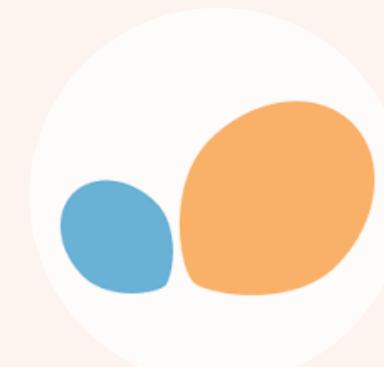
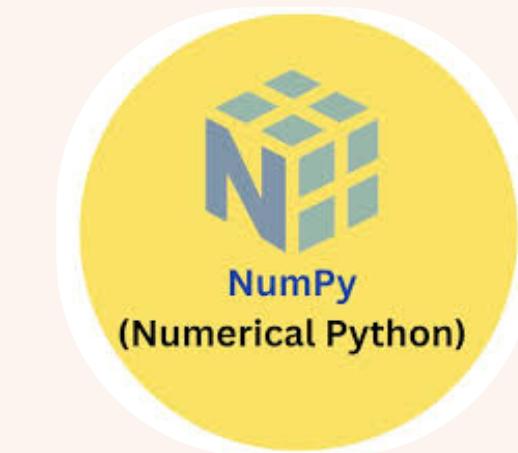


Prétraitement des données

Générer des images modifiées pour augmenter la diversité des données et éviter le surapprentissage



Bibliothèques utilisées et Définition des métriques



numpy	1
	2
matplotlib	3
	4
sklearn	5
	6
os	7
	8



pandas



seaborn

tensorflow



PIL

- Les métriques utilisées sont:

accuracy

precision

recall

f1_score

Proportion de bonnes prédictions parmi toutes les prédictions.

Proportion de vrais positifs parmi tous les éléments prédis positifs.

La capacité du modèle à ne pas rater de cas positifs.

Moyenne harmonique entre précision et rappel.



Modèle 1 - SVM

Le SVM est un algorithme de classification supervisée qui cherche à trouver la meilleure frontière séparant les classes tout en maximisant la marge entre elles.

1. Accuracy

Médiane : 65% de bonnes prédictions en moyenne.

Variabilité modérée à élevée : certaines itérations sont très bonnes (~ 1.0), d'autres sont faibles .

2. Precision

Médiane élevée (~ 0.85), donc le modèle fait peu de fausses alertes quand il prédit "tumeur".

Faible variabilité en général .Très bon signe pour éviter les faux positifs

3. Recall

Médiane autour de 0.6 mais grande variabilité (allant de ~ 0.1 à 1.0).

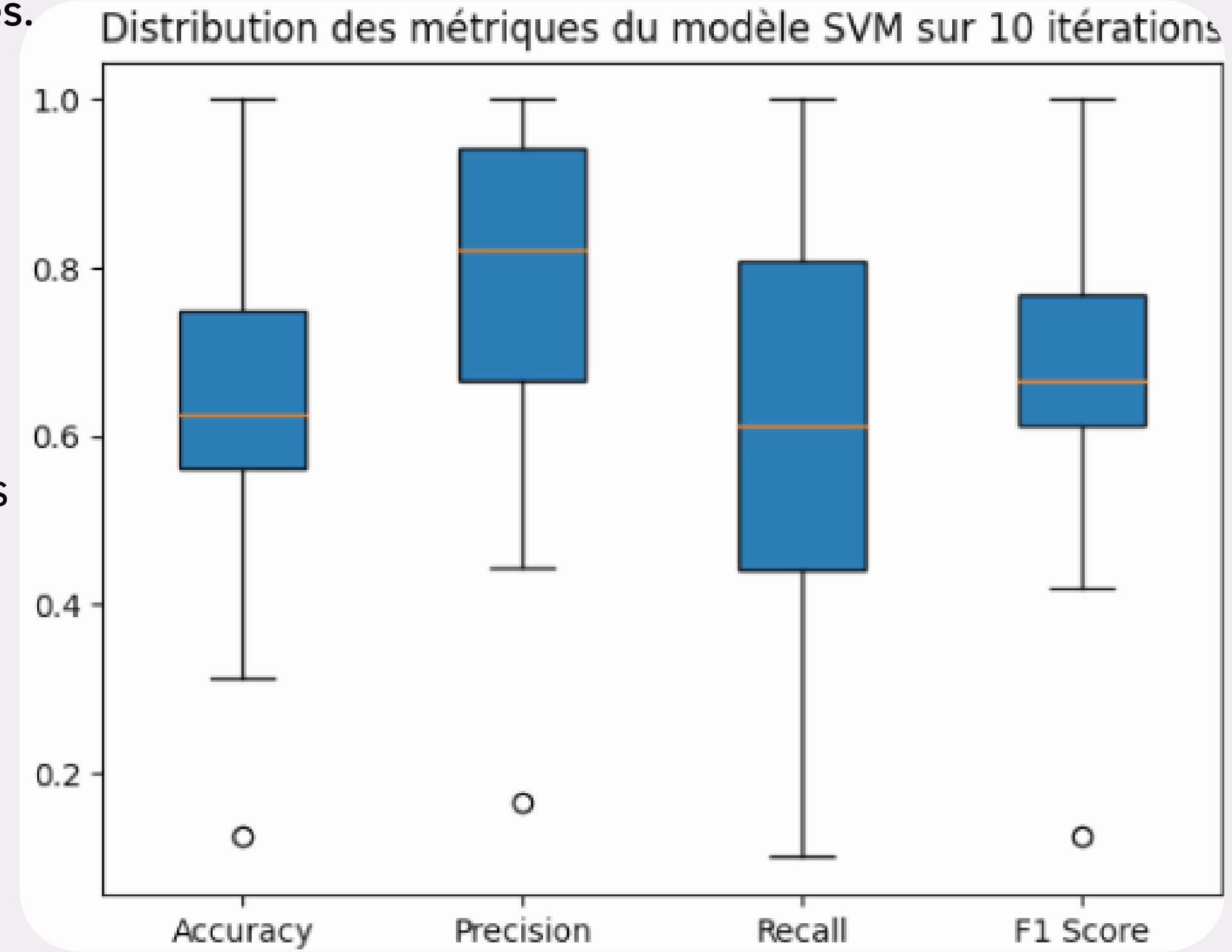
Ce modèle manque parfois des cas de tumeurs réelles

4. F1 Score

Médiane autour de 0.7, ce qui est un compromis entre précision et rappel.

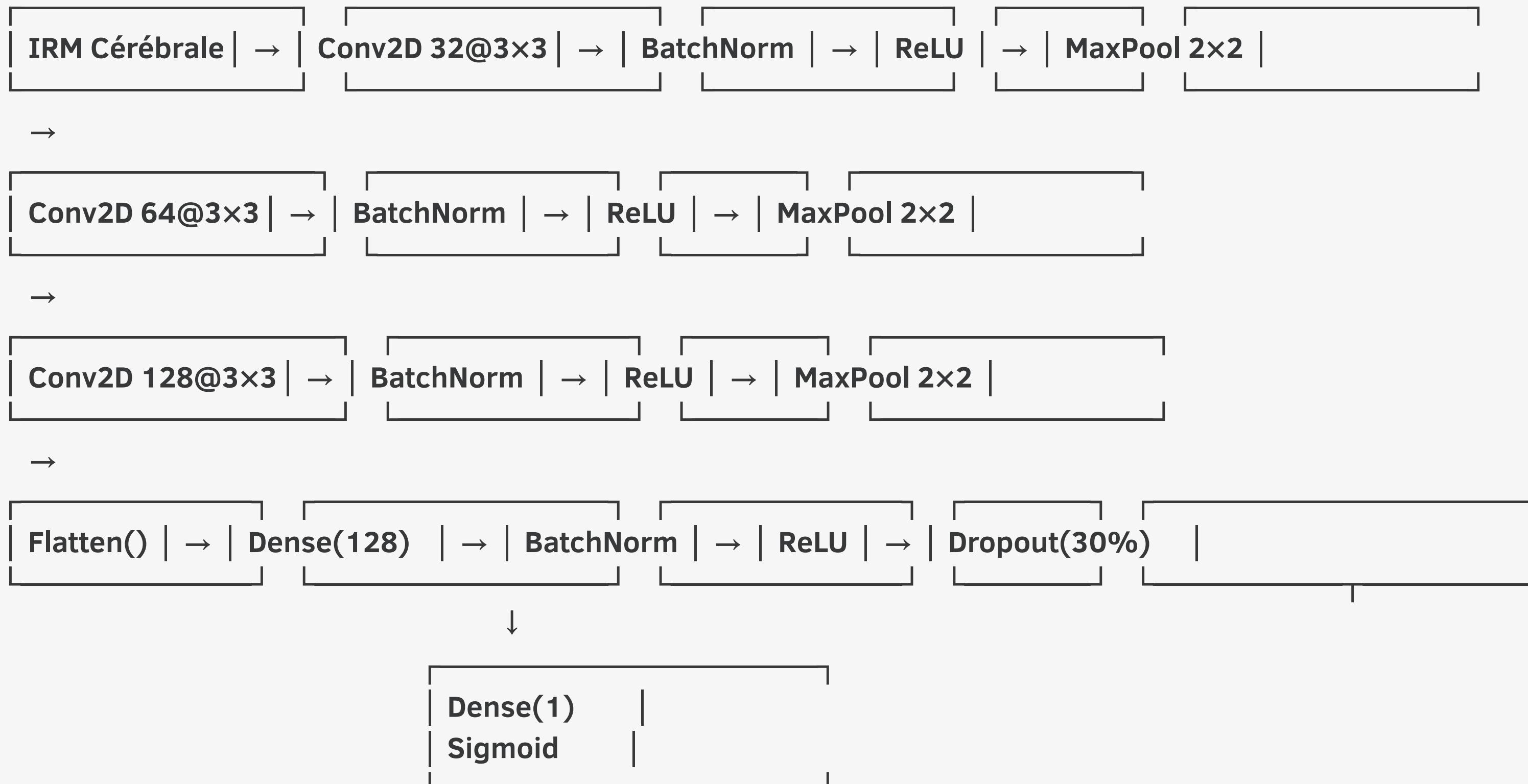
Variabilité modérée

Le modèle est globalement correct, mais pas toujours équilibré entre précision et rappel.



Modèle 2 – CNN personnalisé

Architecture utilisée



Résultat et Interprétation :

Classe 0 :

Précision = 1.00 : toutes les prédictions faites comme "classe 0" sont correctes.

Rappel = 0.70 : le modèle identifie 70% des vrais cas de classe 0, mais en rate encore 30%.

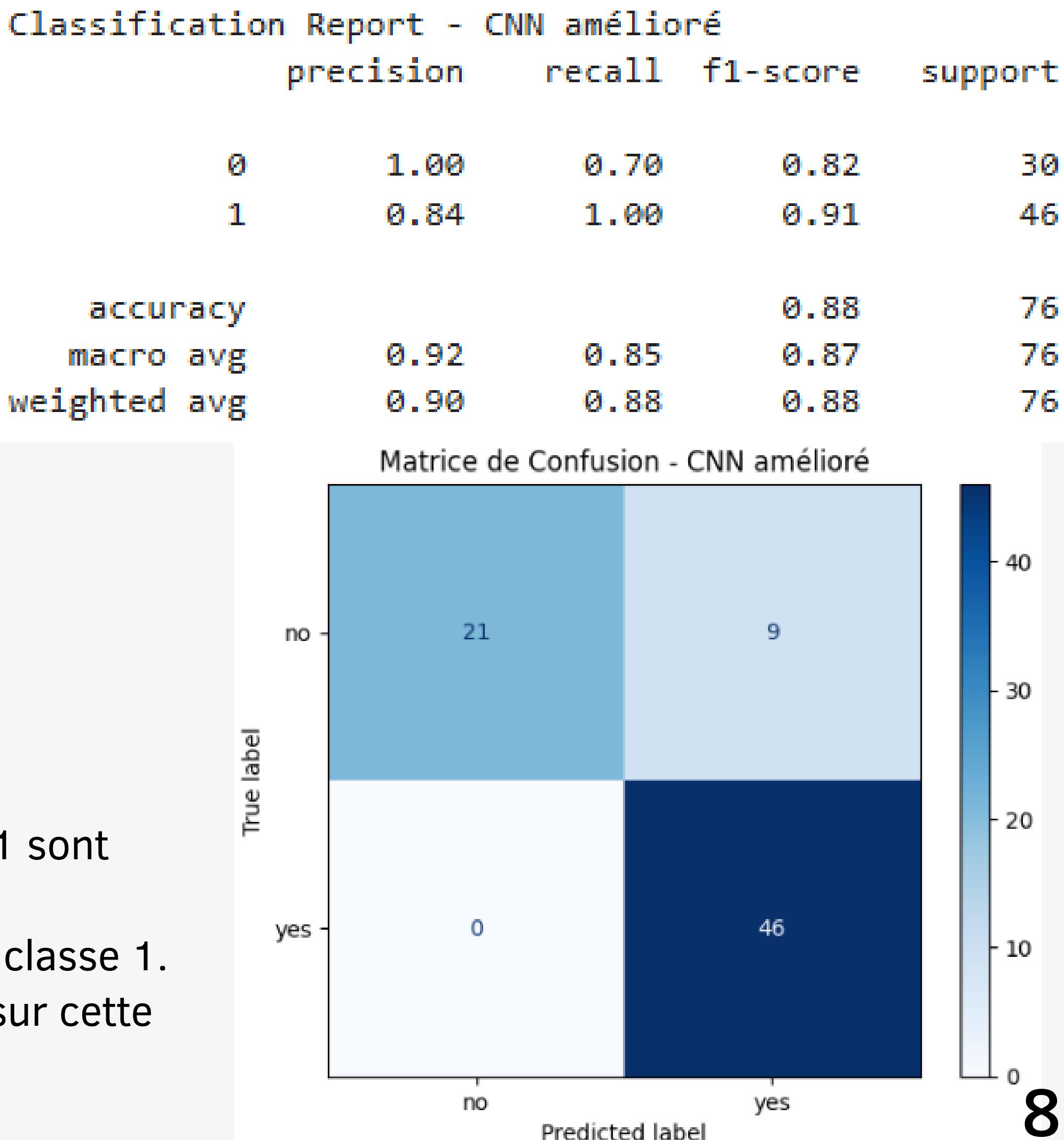
F1-score = 0.82 : bon équilibre, mais le rappel pourrait être amélioré.

Classe 1 :

Précision = 0.84 : 84% des prédictions en classe 1 sont justes.

Rappel = 1.00 : le modèle identifie tous les cas de classe 1.

F1-score = 0.91: excellente performance globale sur cette classe.



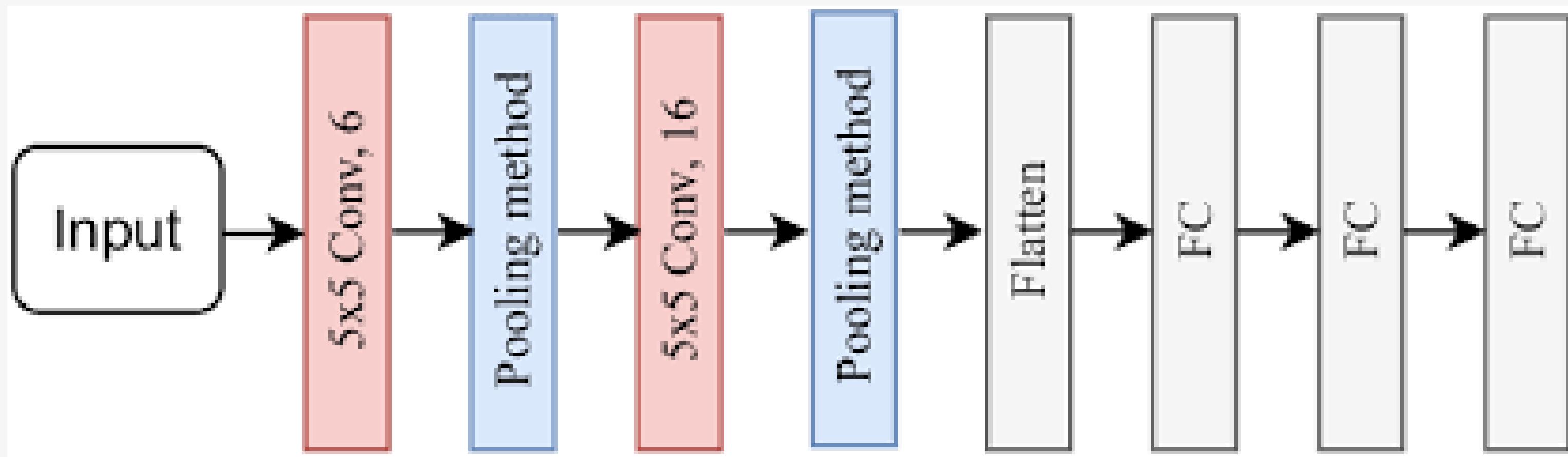
Conclusion :

Le CNN amélioré présente des performances excellentes sur la classe 1, avec un rappel parfait, ce qui est crucial pour ne rater aucun cas positif. Il est également très précis sur la classe 0, mais il lui arrive de manquer des cas réels de cette classe. Globalement, c'est un modèle très performant, particulièrement bien équilibré entre précision et rappel.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 222, 222, 32)	896
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 222, 222, 32)	128
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 109, 109, 64)	18,496
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 109, 109, 64)	256
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 52, 52, 128)	73,856
batch_normalization_2 (BatchNormalization)	(None, 52, 52, 128)	512
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 86528)	0
dense (Dense)	(None, 128)	11,075,712
batch_normalization_3 (BatchNormalization)	(None, 128)	512
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	129

Modèle 3 - LeNet-5

Architecture utilisée



LeNet-5 Test Accuracy: 0.8289

Résultat et Interprétation :

Classe 0 :

Précision = 0.90 : parmi les prédictions faites en classe 0, 90% étaient correctes.

Rappel = 0.63 : le modèle a détecté 63% des vrais cas de classe 0.

F1-score = 0.75 : bon compromis entre précision élevée et rappel modéré.

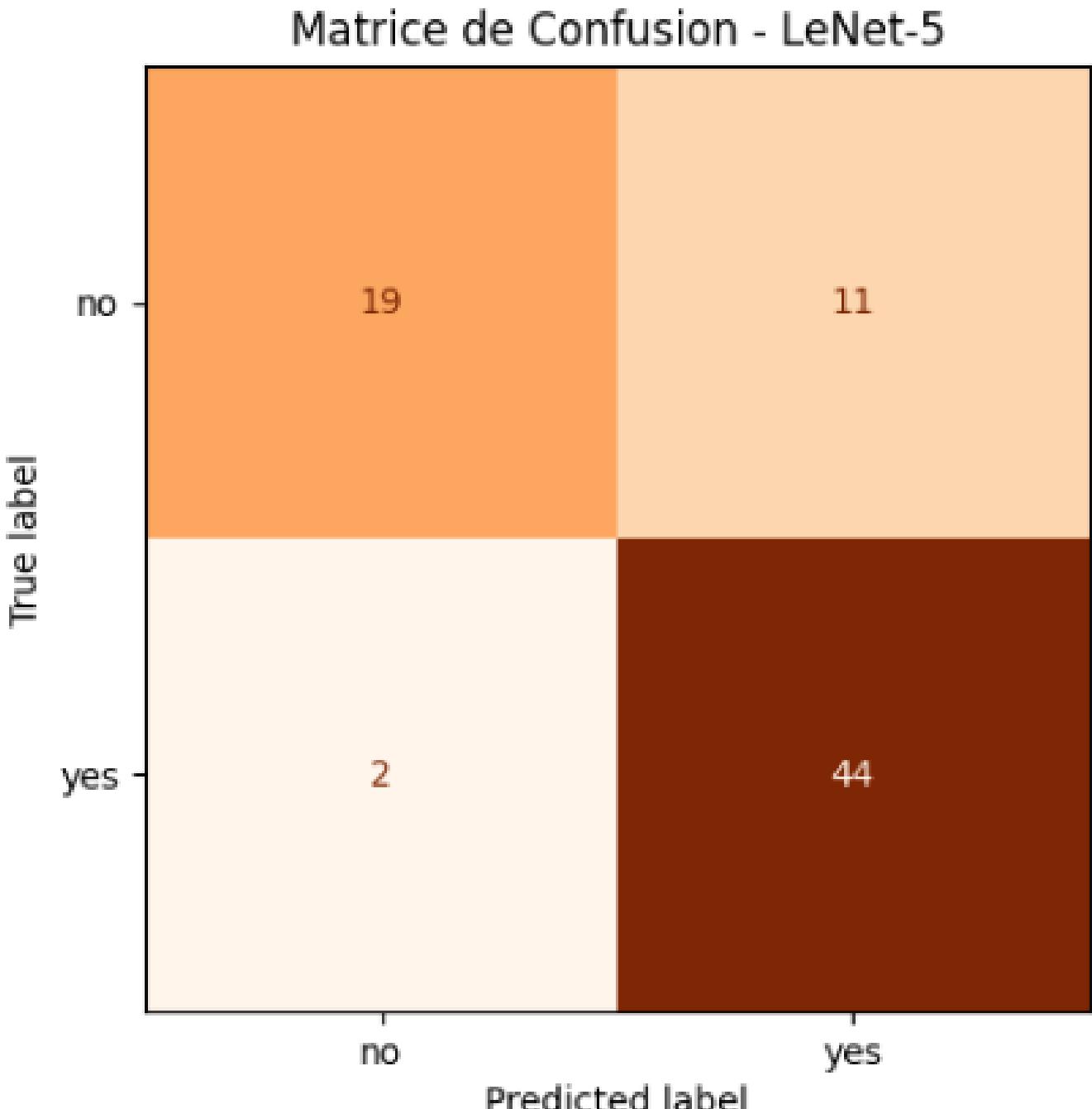
Classe 1 :

Précision = 0.80 : 80% des prédictions en classe 1 sont correctes.

Rappel = 0.96 : presque tous les cas réels de classe 1 ont été correctement identifiés.

F1-score = 0.87 : très bonne performance globale sur cette classe.

Classification Report - LeNet-5					
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.90	0.63	0.75	30	
1	0.80	0.96	0.87	46	
accuracy				76	
macro avg	0.85	0.79	0.81	76	
weighted avg	0.84	0.83	0.82	76	



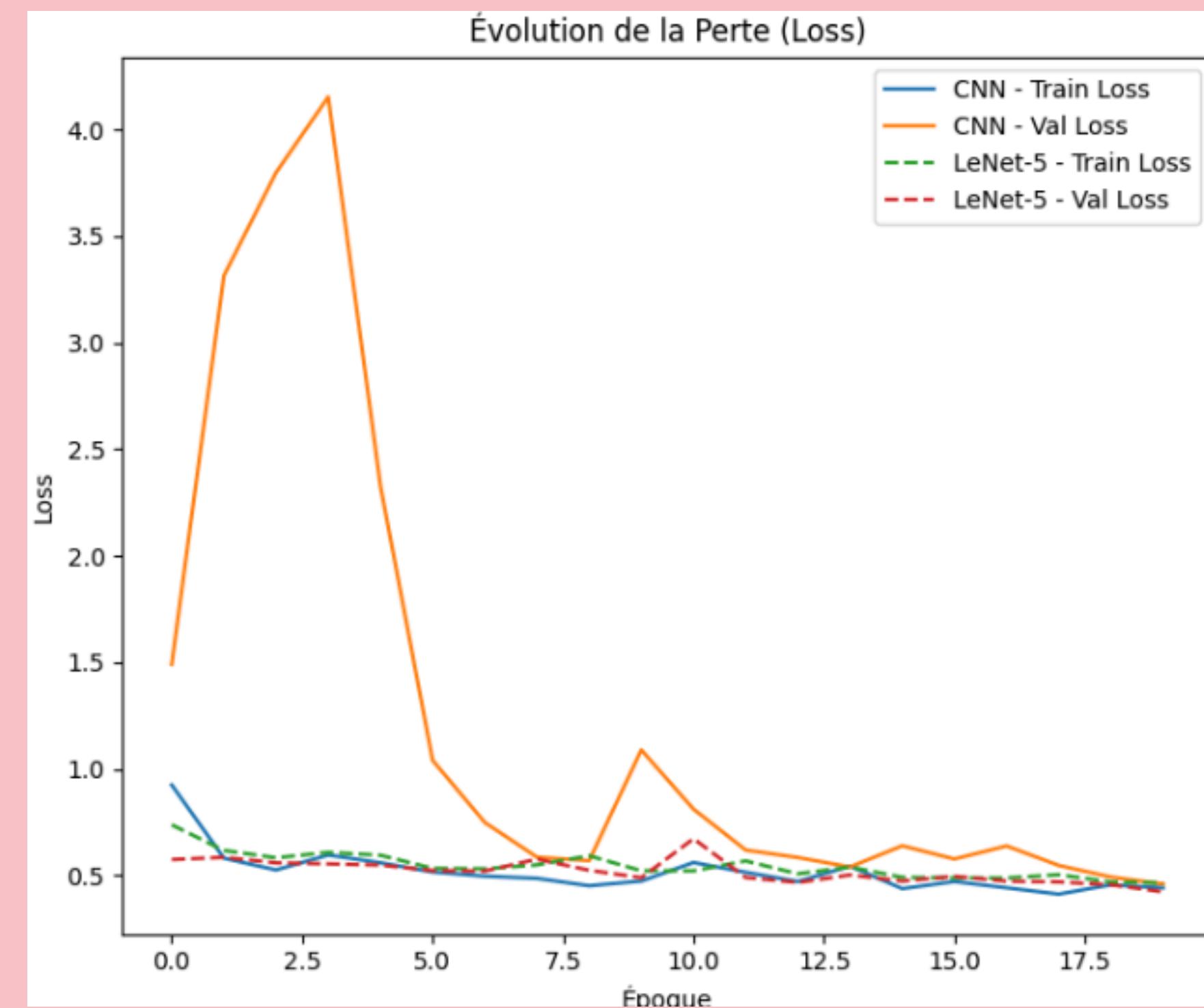
Conclusion :

LeNet-5 montre des performances équilibrées, avec :
Une excellente détection de la classe majoritaire (1).
Une bonne précision sur la classe minoritaire (0), bien qu'avec un rappel plus faible.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 220, 220, 6)	456
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 110, 110, 6)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 106, 106, 16)	2,416
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 53, 53, 16)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 44944)	0
dense_2 (Dense)	(None, 120)	5,393,400
dense_3 (Dense)	(None, 84)	10,164
dense_4 (Dense)	(None, 1)	85

Comparaison des performances

Métrique	CNN amélioré	LeNet-5
Accuracy	0.88	0.83
Precision - Classe 0	1.00	0.90
Recall - Classe 0	0.70	0.63
F1-score - Classe 0	0.82	0.75
Precision - Classe 1	0.84	0.80
Recall - Classe 1	1.00	0.96
F1-score - Classe 1	0.91	0.87
Macro F1-score	0.87	0.81
Weighted F1-score	0.88	0.82



Interprétation Générale :

Le modèle CNN amélioré affiche une accuracy globale supérieure (0.88) par rapport à LeNet-5 (0.83), indiquant une meilleure performance générale sur l'ensemble du jeu de test.

Pour la classe 1 (majoritaire (310) :

- Le CNN amélioré obtient un rappel parfait (1.00), ce qui signifie qu'il détecte tous les cas positifs réels.
- LeNet-5 a un rappel légèrement inférieur (0.96) mais une précision un peu plus faible (0.80 contre 0.84 pour le CNN).
- Le F1-score est donc légèrement meilleur pour le CNN (0.91 vs 0.87), montrant un bon équilibre entre précision et rappel.

Pour la classe 0 (minoritaire (196) :

- Le CNN amélioré obtient une précision parfaite (1.00), ce qui signifie que toutes ses prédictions de classe 0 sont correctes. Rappel est plus faible (0.70), ce qui montre qu'il rate certains vrais cas de classe 0.
- LeNet-5 détecte plus de cas de classe 0 (rappel = 0.63) mais avec une précision moindre (0.90).
- Le F1-score est donc plus élevé pour le CNN (0.82 vs 0.75), montrant une meilleure performance globale sur cette classe aussi.

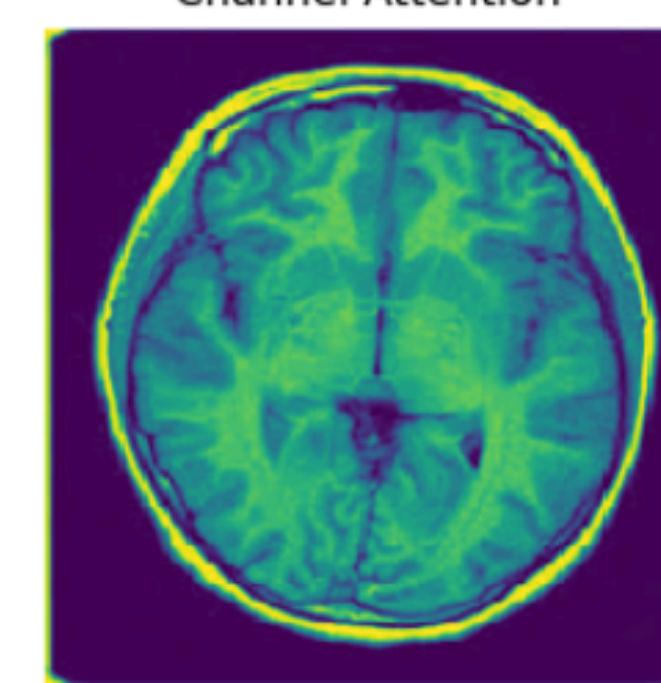
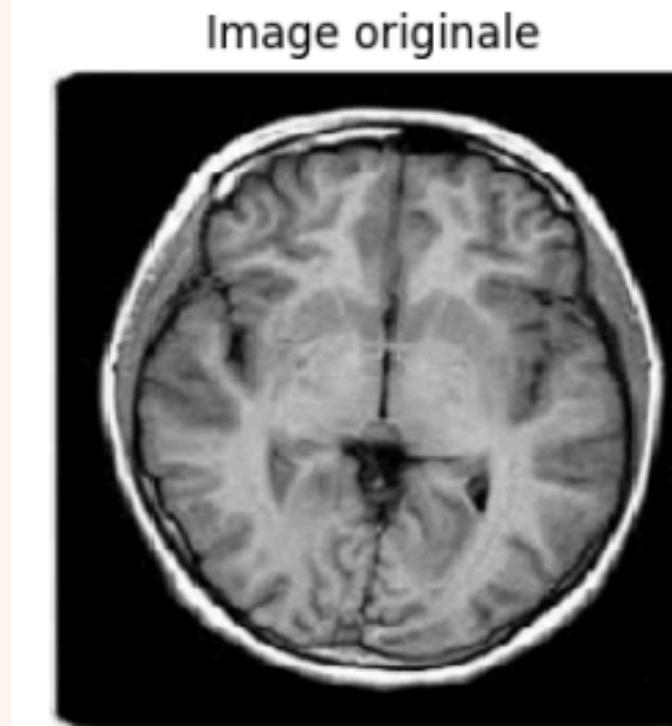
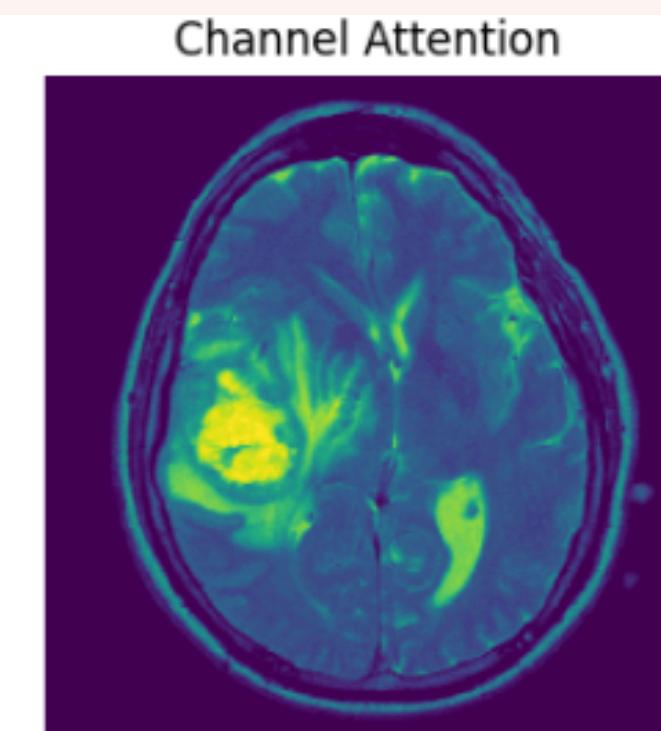
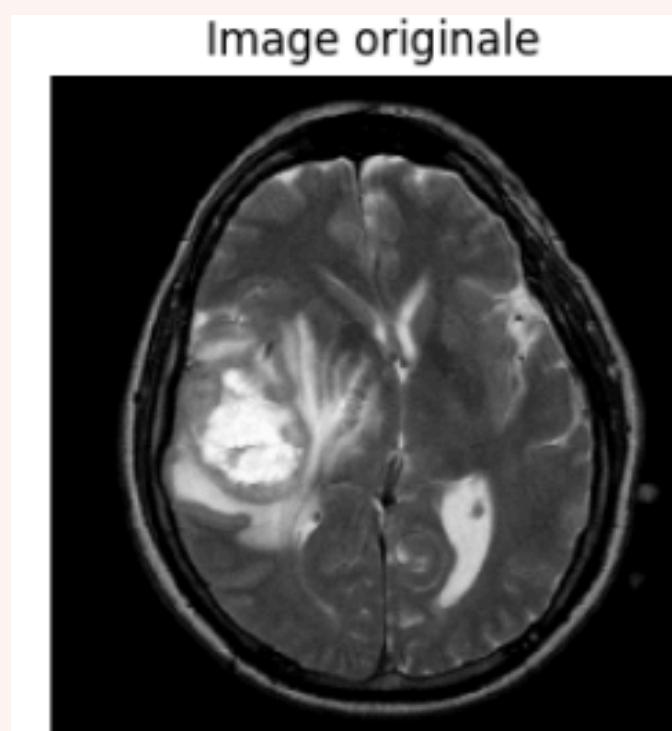
Le modèle CNN amélioré surpassé LeNet-5 sur presque toutes les métriques, notamment avec :

- Une meilleure accuracy globale.
- Un meilleur équilibre entre précision et rappel pour les deux classes.
- Des performances solides aussi bien sur la classe majoritaire (1) que la classe minoritaire (0).

Amélioration du modèle avec les modules d'attention :

1. Channel Attention Module

Accuracy sur le jeu de test avec channel_attention : 0.8289

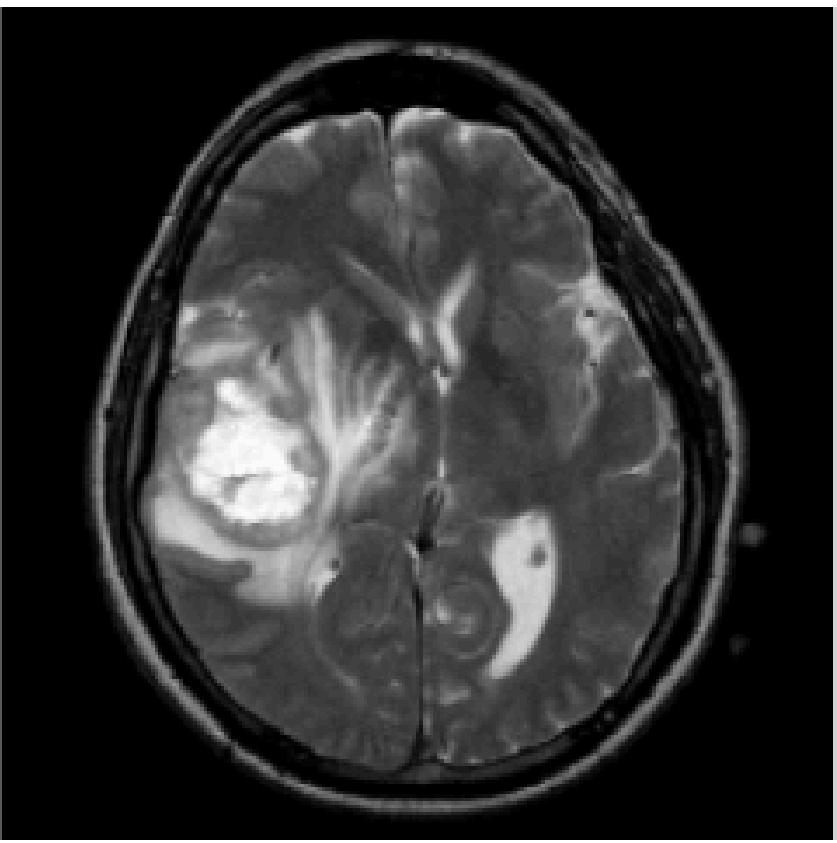


2. Spatial Attention Module

Accuracy sur le jeu de test :

0.8553

Image originale



Avec Attention Spatiale

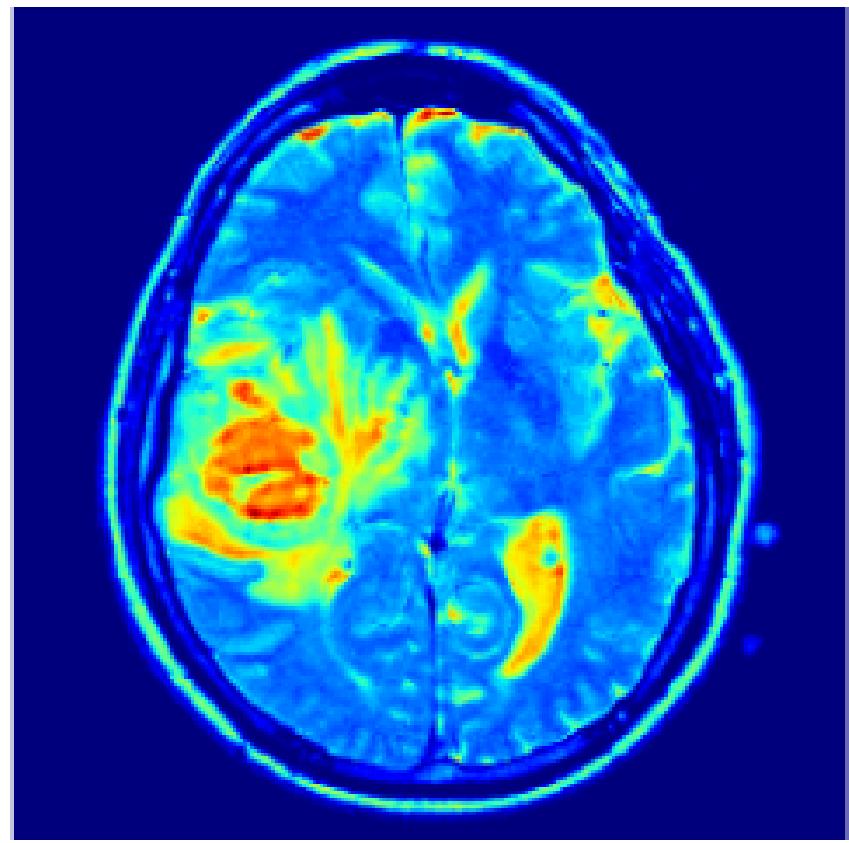
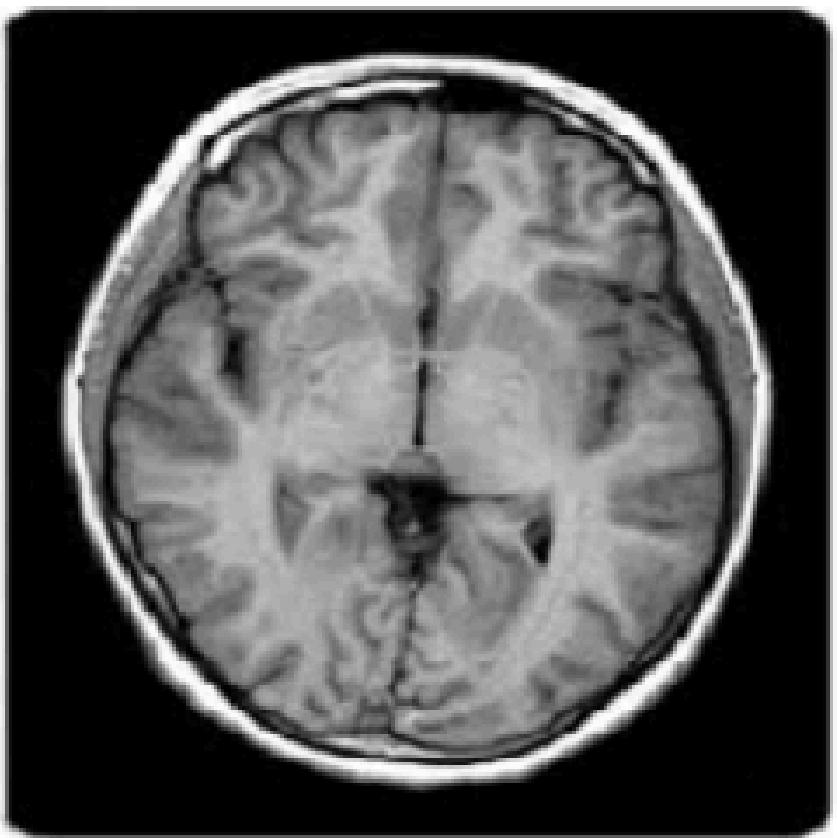
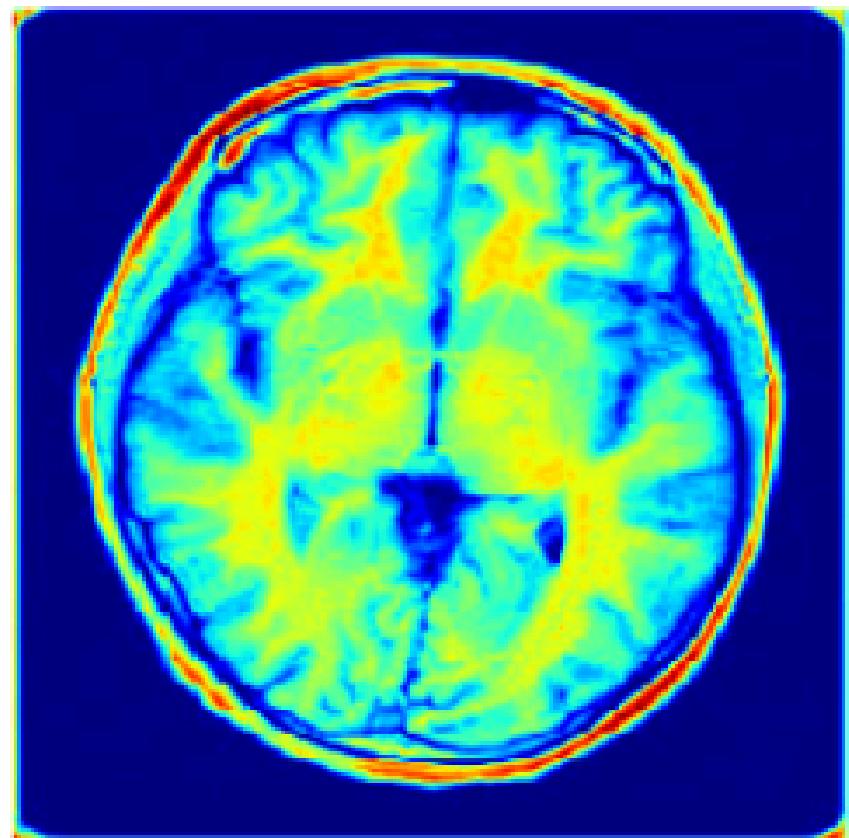


Image originale

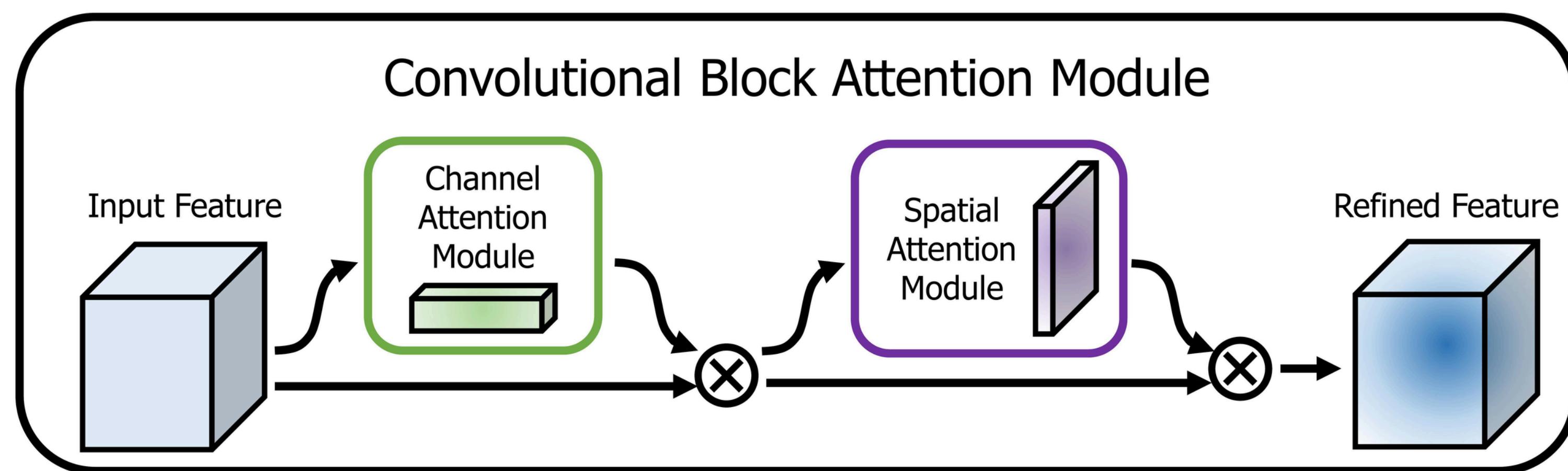


Avec Attention Spatiale



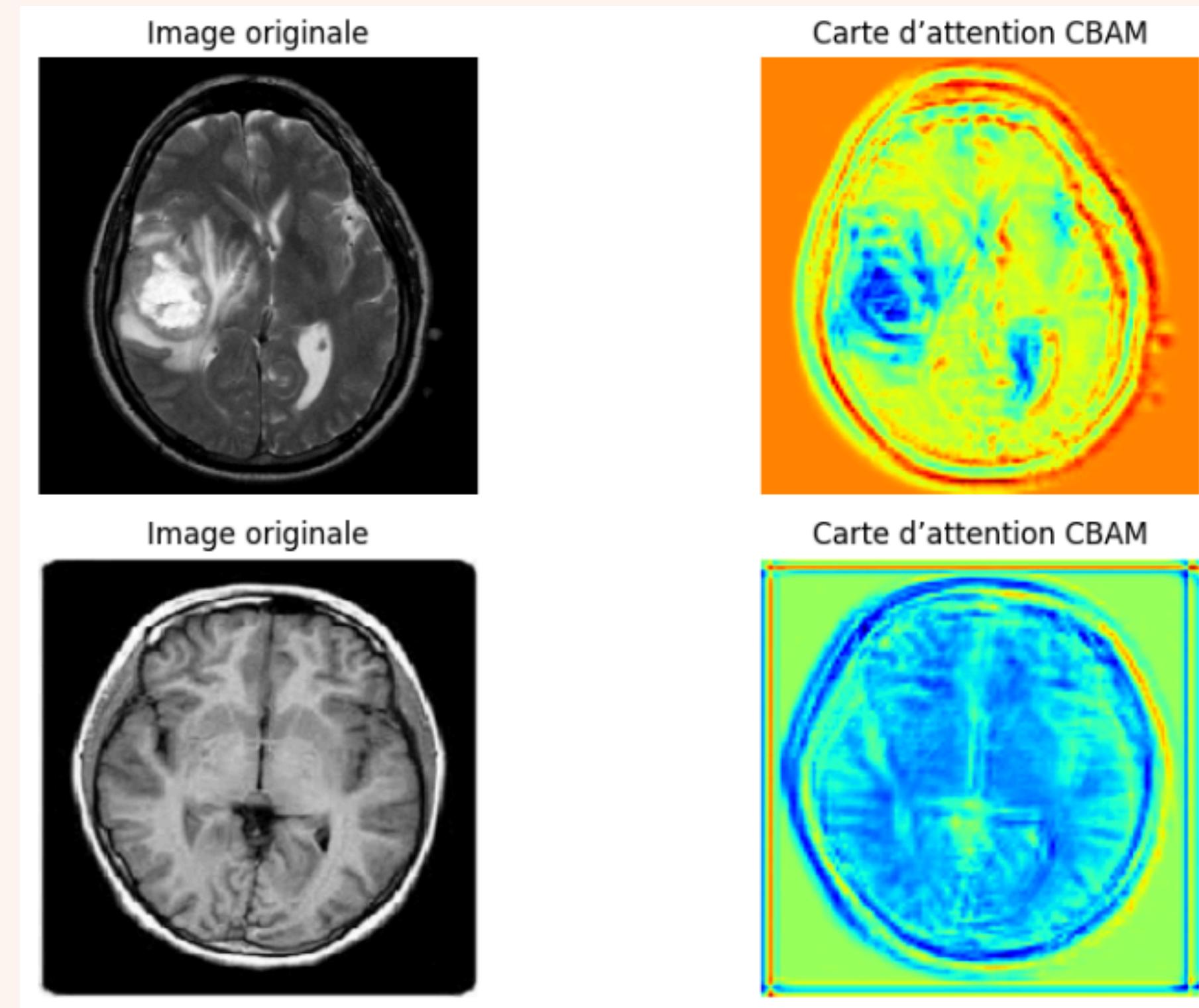
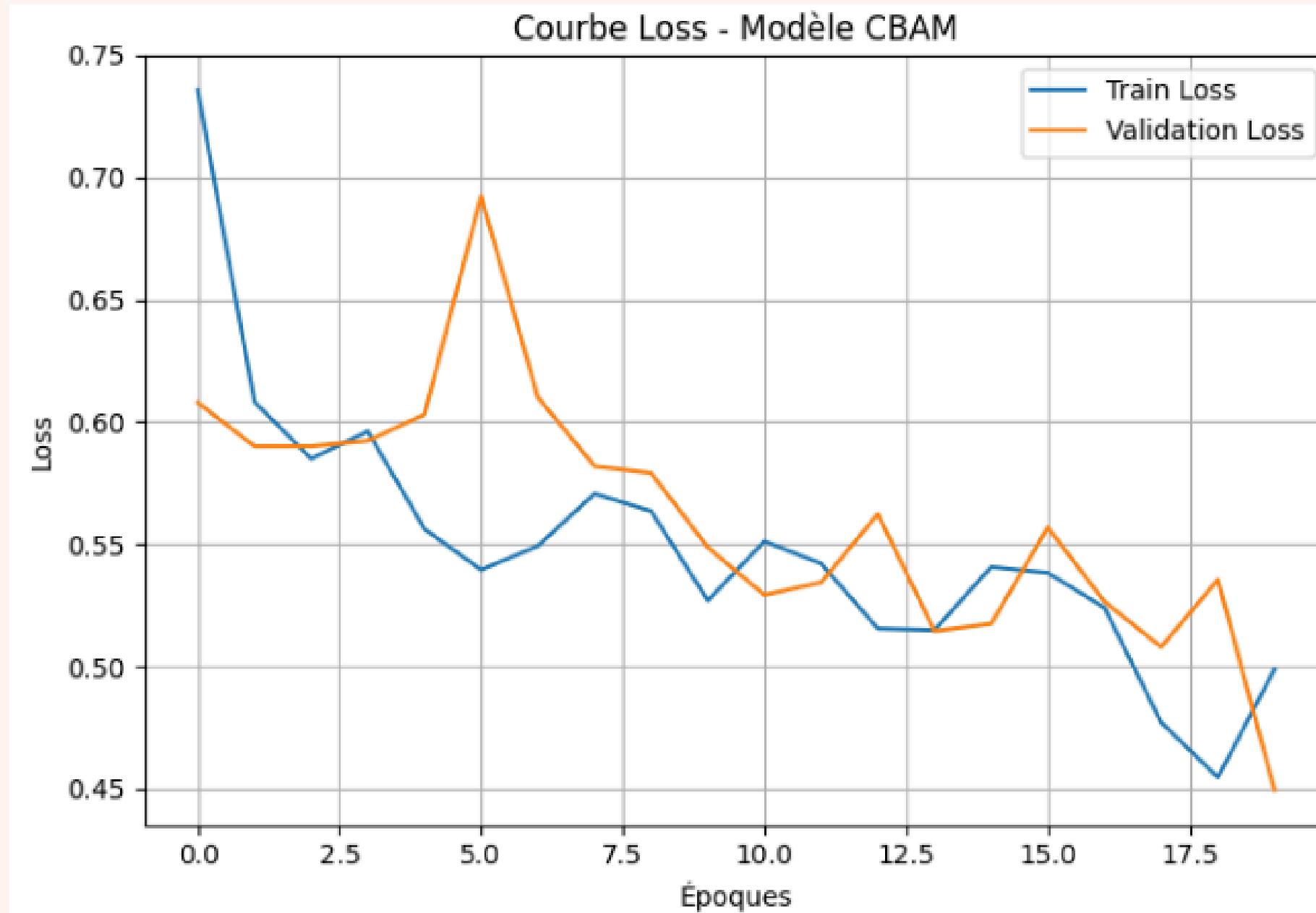
Module CBAM complet

Architecture utilisée



Accuracy sur le jeu de test : 0.7895

Accuracy sur le jeu de validation : 0.8026



**Conclusion**

Nous avons exploré différentes approches de classification d'images IRM. Le modèle CNN personnalisé s'est distingué par la meilleure accuracie, démontrant l'efficacité des architectures adaptées aux données spécifiques.

Un tableau de bord interactif a été développé pour faciliter l'utilisation du modèle spatial_attention. Ces résultats ouvrent la voie à d'éventuelles améliorations, notamment par l'intégration de modules d'attention.

« Merci de votre attention !! »

