

Segmentation des tumeurs cérébrales en IRM par U-Net 3D

Dataset BraTS2020

Nazif AGBEDOH & Pr. Yacine Yaddaden

Département de mathématiques, informatique et génie

Université du Québec à Rimouski

Campus de Lévis

Forum Innovation FI3E · UQAR · 2026

Contexte

IRM multimodale

L'IRM fournit des informations complémentaires selon la modalité : FLAIR, T1ce, T2, T1. Chaque modalité révèle des structures différentes de la tumeur.

Segmentation

Identifier précisément les sous-régions tumorales (nécrose, œdème, tumeur active) est crucial pour le diagnostic et la planification thérapeutique.

Problème manuel

La segmentation manuelle par un radiologue est longue, coûteuse et sujette à la variabilité inter-opérateur. L'automatisation est nécessaire.

Problématique

- Variabilité importante des formes et tailles tumorales d'un patient à l'autre
- Différences d'intensité selon les modalités IRM rendant la fusion difficile
- Déséquilibre de classes sévère : le fond représente >90 % des voxels
- Segmentation manuelle : longue, coûteuse, dépendante de l'expertise
- Besoin urgent de méthodes automatiques robustes basées sur l'IA

>90 %

de voxels = fond
(déséquilibre de classes)

7h

durée moyenne d'une
segmentation manuelle

Objectifs du projet

01

Prétraitement IRM

Pipeline de normalisation des intensités, amélioration du contraste (MBOBHE) et recadrage automatique de la région cérébrale.

02

Modèle U-Net 3D

Concevoir et entraîner un réseau de neurones convolutif 3D adapté à la segmentation volumique.

03

Segmentation multi-classes

Détecter automatiquement les 3 sous-régions : nécrose, œdème péritumoral, tumeur active (ET).

04

Évaluation BraTS

Mesurer les performances via le Dice coefficient et l'IoU selon les métriques officielles du challenge BraTS.

Données — BraTS2020

Modalités IRM (4 canaux)

FLAIR	Œdème péritumoral
T1ce	Tumeur active (prise de contraste)
T2	Structure générale
T1	Anatomie de référence

Classes de segmentation (4)

0	Background Tissu sain / fond
1	Nécrose (NCR) Cœur nécrotique non rehaussé
2	Œdème (ED) Œdème péritumoral envahissant
3	Tumeur active (ET) Rehaussement par le gadolinium

369 patients · 4 modalités IRM · Résolution 240×240×155 · Annotations expert neuroradiologue

Méthodologie — Pipeline complet

1. Prétraitement

Normalisation
MBOBHE
Détection cerveau

2. Patches 3D

Recadrage
Padding
64×64×64 voxels

3. Générateur

Filtrage patches
vides
(filter_empty)
Pondération
classes

4. U-Net 3D

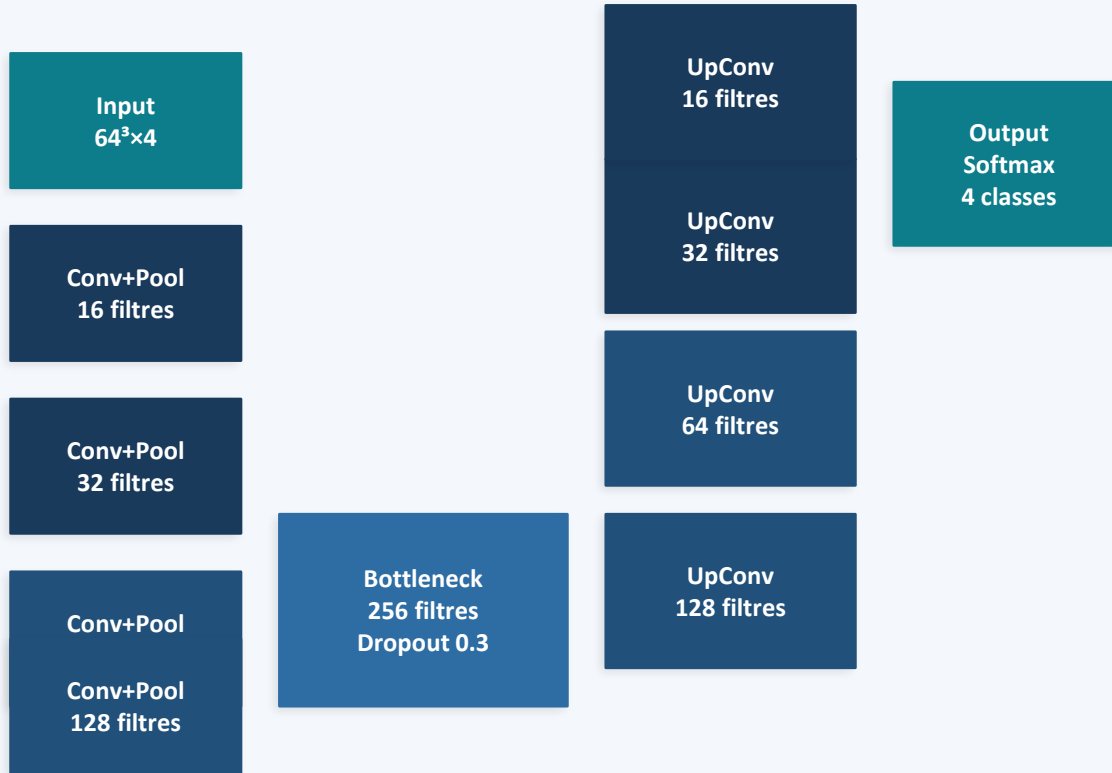
Encodeur 4
niveaux
Bottleneck 256
filtres
Décodeur + skip

5. Entraînement

Adam lr=1e-4
Dice + Focal loss
80 epochs

Loss combinée : $0.7 \times \text{Dice Loss (pondérée par classe)} + 0.3 \times \text{Focal Loss } (\alpha=0.25, \gamma=2.0)$

Modèle — U-Net 3D



Paramètres du modèle

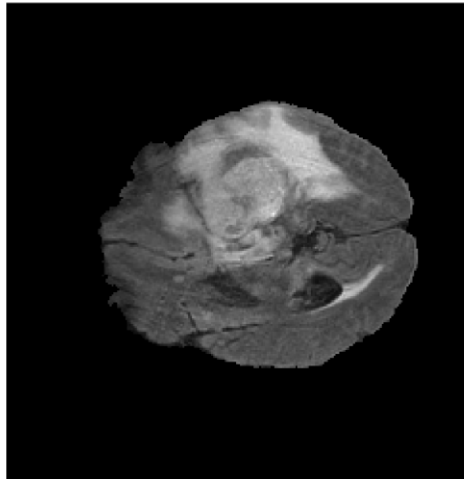
Architecture	U-Net 3D (4 niveaux)
Input	$64 \times 64 \times 64 \times 4$
Profondeur	Encodeur → Bottleneck → Décodeur
Filtres	$16 \rightarrow 32 \rightarrow 64 \rightarrow 128 \rightarrow 256$
Activation	ReLU + Softmax (sortie)
Skip conn.	Concatenation encoder → décodeur
Dropout	0.3 (bottleneck)
Paramètres	~2.5M trainable
Optimizer	Adam ($\text{lr} = 1\text{e-}4$)

Résultats — Segmentation d'un patient réel

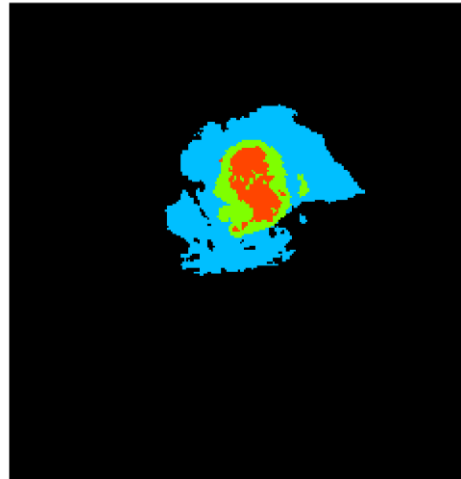
Segmentation des tumeurs cérébrales — Patient brats20_training_001

Métriques (BraTS)

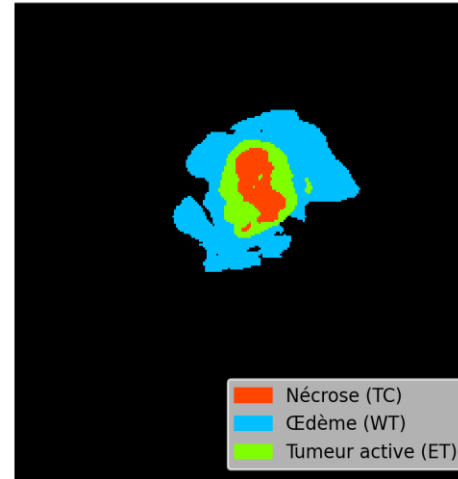
IRM (FLAIR)



Masque réel (GT)



Prédiction U-Net 3D



Région	Dice	IoU
WT	0.906	0.828
TC	0.946	0.898
ET	0.866	0.764

Patient brats20_training_001 · Volume complet reconstruit · Métriques calculées sur l'ensemble du volume

Résultats numériques — Métriques BraTS2020

WT

0.83

Dice Score

Whole Tumor

Tumeur complète
(Nécrose + Œdème + ET)

TC

0.72

Dice Score

Tumor Core

Cœur tumoral
(Nécrose + Tumeur active)

ET

0.73

Dice Score

Enhancing Tumor

Tumeur active
(Rehaussement Gd)

Bonnes performances sur WT · Marge d'amélioration sur TC/ET (sous-régions plus petites et déséquilibrées)

Conclusion & Perspectives

Bilan du projet

- Pipeline de prétraitement complet mis en place
- U-Net 3D entraîné sur BraTS2020 (80 epochs)
- Dice WT = 0.83 · TC = 0.72 · ET = 0.73
- Segmentation automatique multi-classes fonctionnelle
- Résultats cohérents avec l'état de l'art (seuil 0.75)

Améliorations futures

- Data augmentation 3D (rotations, elastic deformation)
- Ajout de BatchNormalization dans l'encodeur
- Connexions résiduelles (ResNet-style)
- Attention Gates pour TC et ET
- Intégration BraTS 2021 pour plus de données