



Optimized U-Net for Brain Tumor Segmentation

Aplicaciones Clínicas en Señales e Imágenes

Grupo 1

Semestre 2024-2



Contenido

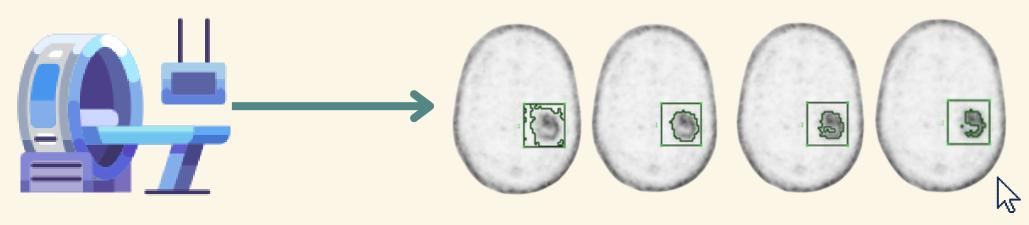
Avance 1 | Entendimiento de la data

- 01 Introducción y Problemática
- **02** Base de Datos
- **03** Metodología
- 04 Resultados



Introducción

La segmentación tumoral...



- Identificar
- Delinear regiones afectadas por un tumor

La segmentación automática



- Proporciona asistencia a los radiólogos
- Enfoque más preciso y fiable
- Permite planificación de tratamiento y seguimiento con más tiempo



Problemática

Segmentación manual

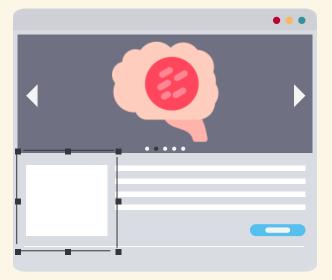


Realizada por radiólogos con experiencia

- Proceso que consume mucho tiempo
- Carencia de consistencia y reproducibilidad
- Sujeto a errores humanos

Algoritmos de aprendizaje profundo



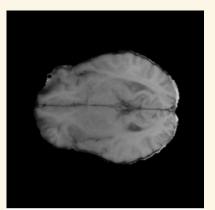


Desafío en diseñar una arquitectura de red neuronal óptima y un programa de enteramiento adecuado

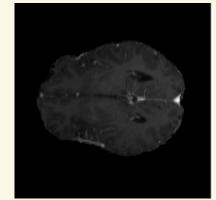
Base de Datos

Se utiliza la base de datos proporcionada por el desafío BraTS21 (Brain Tumor Segmentation Challenge 2021)

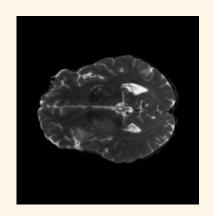
Tipos de imágenes: Imágenes de MRI



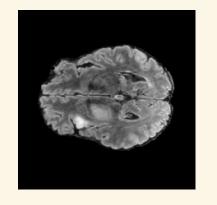
T1: Proporcionan un contraste claro entre la materia gris y blanca



T1Gd: Realzan las áreas con vascularidad de los tumores



T2: Destacan el líquido cerebroespinal y permiten la visualización de edema lesiones cerebrales



FLAIR: Suprime el líquido cerebroespinal para resaltar las

Característica de las imágenes: Almacenadas en formato NIfTI (.nii). Este formato permite manejar volúmenes de datos 3D, preservando la información espacial necesaria para la segmentación precisa.

Características del Conjunto de Datos Resolución:

- Preprocesadas con resolución isotrópica de 1mm3, con dimensiones de 240x240x155 voxeles.
- Etiquetas de Segmentación: Las etiquetas incluyen cuatro clases: tumor realzado (ET), tejido edematoso peritumoral (ED), núcleo necrótico del tumor (NCR), y fondo (voxeles que no son parte del tumor).

Anotaciones

Las anotaciones de los tumores han sido realizadas manualmente **por entre uno y** cuatro expertos, lo que asegura una alta calidad en las etiquetas de segmentación.



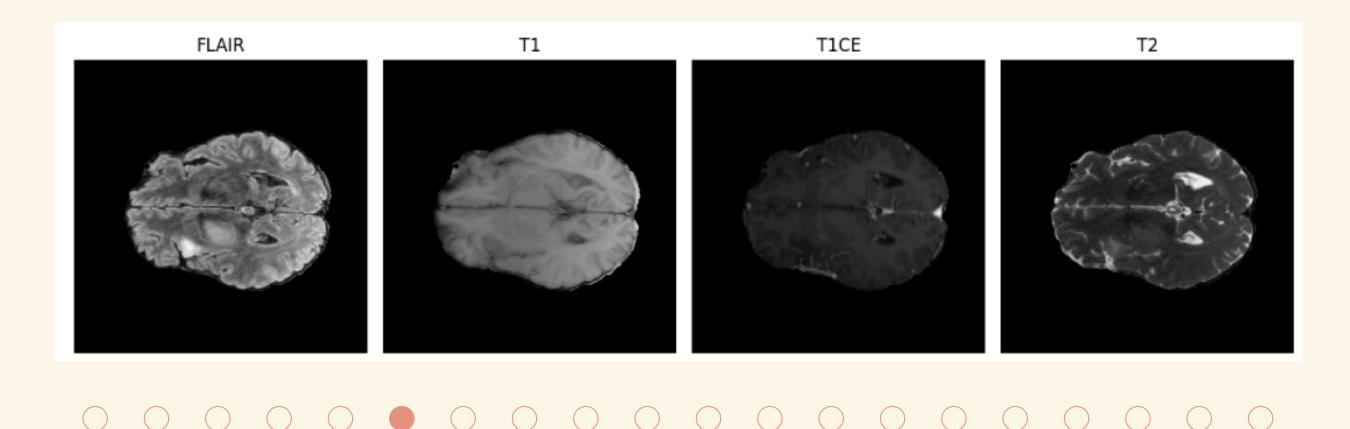
Entrenamiento: 1,251 casos Validación: 219 casos Prueba 570 casos

Metodología

Preprocesamiento

Cada ejemplo del conjunto de datos BraTS21 consta de cuatro archivos NIfTI con diferentes modalidades de MRI. Se procedio a apilar las cuatros modalidades de manera que cada ejemplo tenga una forma de (4, 240, 240, 155), de manera que el tensor de entrada tenga el siguiente diseño:

(C, H, W, D) = C-canales, H-altura, W-ancho, D-profundidad



Metodología

Preprocesamiento

- Recorte de Vóxeles de Fondo: Se eliminan los vóxeles de fondo en los bordes del volumen.
- Normalización: Cada canal se normaliza restando la media y dividiendo entre la desviación estándar, sin afectar el fondo.
- Canal Adicional: Se añade un canal de "foreground" con codificación one-hot.
- Almacenamiento: Los volúmenes preprocesados se guardan como arrays de NumPy.

Metodología Ampliacion de datos

Necesario para evitar el sobreajuste al extender artificialmente un conjunto de datos durante el entrenamiento. Para que el modelo sea más robusto, se utilizaron las siguientes ampliaciones:

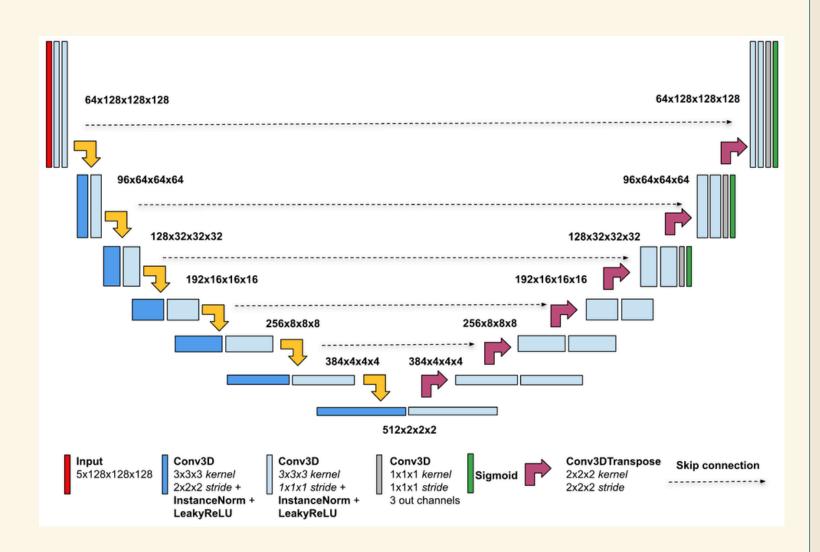
- Biased Crop: Recorte de un parche de (5, 128, 128, 128), con un 40% de vóxeles de "foreground".
- Zoom: Se aplica un zoom aleatorio entre 1.0 y 1.4 (15%).
- Flips: Volteo aleatorio a lo largo de los ejes x, y, z (50%).
- Gaussian Noise: Se agrega ruido gaussiano (15%).
- Gaussian Blur: Se aplica desenfoque gaussiano (15%).
- Ajustes de Brillo: Se ajusta el brillo (15%).
- Ajustes de Contraste: Se ajusta el contraste (15%).

Metodología

Arquitectura de modelo: U-Net

Es una red neuronal diseñada específicamente para tareas de segmentación de imágenes, especialmente en el ámbito médico. Su nombre se debe a su forma distintiva en forma de "U". Se divide en dos partes:

- Codificador: Esta parte de la red se encarga de reducir el tamaño de la imagen original, extrayendo las características más relevantes.
- Decodificador: A partir de la información comprimida del codificador, el decodificador reconstruye una imagen de salida con la misma dimensión que la original, pero ahora cada píxel está clasificado según la categoría a la que pertenece (por ejemplo, tumor, tejido sano, etc.).





Experimentación

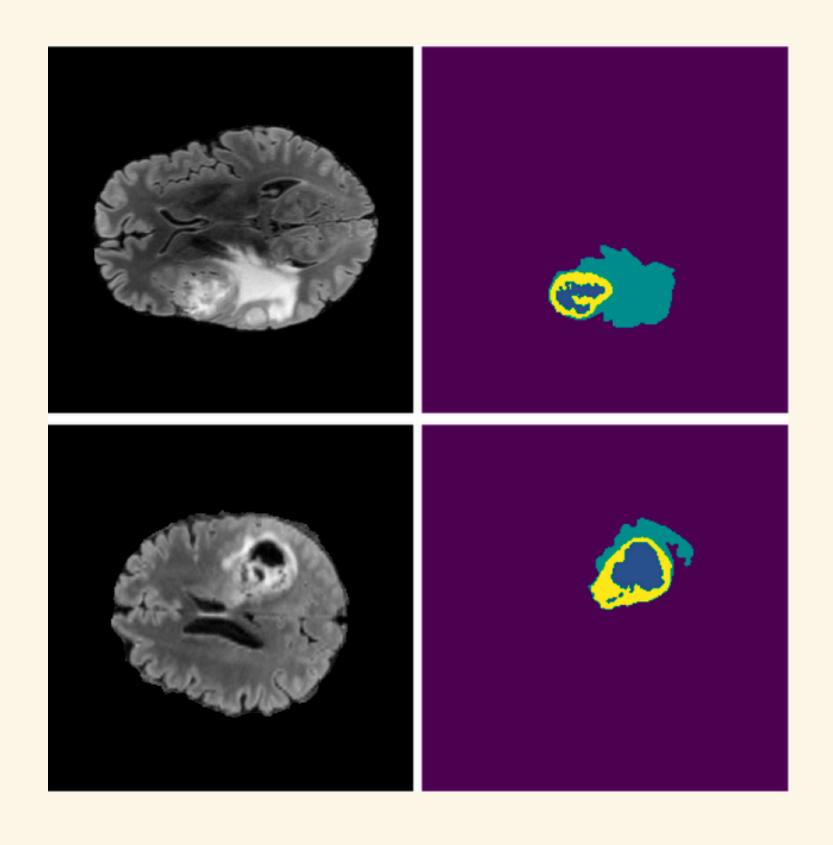
Los resultados presentados en la tabla han demostrado que la U-Net de referencia logra la puntuación más alta. Aunque la puntuación de SegResNetVAE es similar a la de la U-Net simple, el tiempo de entrenamiento es tres veces más largo en comparación con la U-Net, debido a la rama VAE adicional. Por lo tanto, decidimos seleccionar la arquitectura U-Net para una exploración más profunda.

Model	U-Net	UNETR	SegResNetVAE
Fold 0	0.9087	0.9044	0.9086
Fold 1	0.9100	0.8976	0.9090
Fold 2	0.9162	0.9051	0.9140
Fold 3	0.9238	0.9111	0.9219
Fold 4	0.9061	0.8971	0.9053
Mean Dice	0.9130	0.9031	0.9118

Resultados

Experimentación

Predicciones sobre el conjunto de datos de validación del desafío. En la columna de la izquierda se visualiza la modalidad FLAIR mientras que en la columna de la derecha se visualizan las predicciones del modelo donde el significado de los colores es el siguiente: violeta - fondo, azul - NCR, turquesa - ED, amarillo - ET.





GRACIAS