

Desarrollo de modelos y software con  
inteligencia artificial y aprendizaje automático  
para el apoyo de decisiones en el diagnóstico y  
tratamiento del cáncer

Grupo de Investigación de Inteligencia  
Artificial y Tecnologías de Asistencia (GI-IATA)

Universidad Politécnica Salesiana (UPS)  
Universidad Católica de Cuenca (UCACUE)  
Instituto del Cáncer SOLCA Cuenca



COMITÉ DE ÉTICA DE INVESTIGACIÓN EN SERES HUMANOS DE LA  
UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA (CEISH-UCACUE).  
EVALUACIÓN EXPEDITA.

FECHA: 11 de junio de 2024

## APROBACIÓN DEFINITIVA

El CEISH-UCACUE, NOTIFICA:

Que, hemos conocido, revisado y evaluado el proyecto de investigación titulado:  
**Desarrollo de modelos y software con inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automático para el apoyo de decisiones en el diagnóstico y tratamiento del cáncer** en el que consta como investigador principal Remigio Ismael Hurtado Ortiz con C.C: 0104621388, estableciendo que cumple con los criterios para ser aprobado sin modificaciones a realizar. El período de aprobación del estudio es de un año. En el caso de enmiendas, estas deben ser notificadas al Comité para la aprobación, previo su ejecución.

Atentamente;



Ing. Juan Carlos Ortega Castro  
Evaluador (a)



Dra. Susana Peña Cordero. PHD  
Evaluador (a)

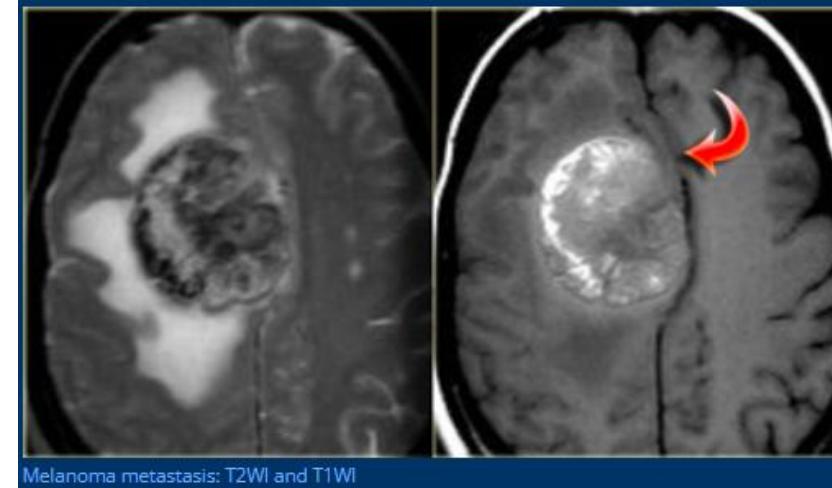
# INVESTIGADORES ANTE EL COMITÉ DE ÉTICA DE INVESTIGACIÓN EN SERES HUMANOS DE LA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA (CEISH-UCACUE)

- Remigio Ismael Hurtado Ortiz
- Pablo Andrés Salamea Cordero
- José Antonio Baculima Suárez
- María de Lourdes Loaiza Martínez
- Rodolfo Xavier Bojorque Chasi
- Vladimir Espartaco Robles Bykbaev
- Leonardo Andrés Crespo Sarango
- Carlos Fernando Saico Guartán  
Juan Diego Tapia Vásquez
- Verónica Piedad Sibre Llirisaca
- Pablo Gerardo Peña Tapia
- Rosario Elizabeth Pineda Alvarez
- David Esteban Ulloa Alvarez
- Víctor Marcelo Mendieta Marín
- David Fernando Alvarado Orellana
- Paúl Mateo Sigua Calle
- Jeison Fabián Pañora Uruchima

## Tabla de Contenidos

- 1 Introducción
- 2 Fundamentos
- 3 Objetivos del proyecto
- 4 Método desarrollado
- 5 Conclusiones

# 1. Introducción

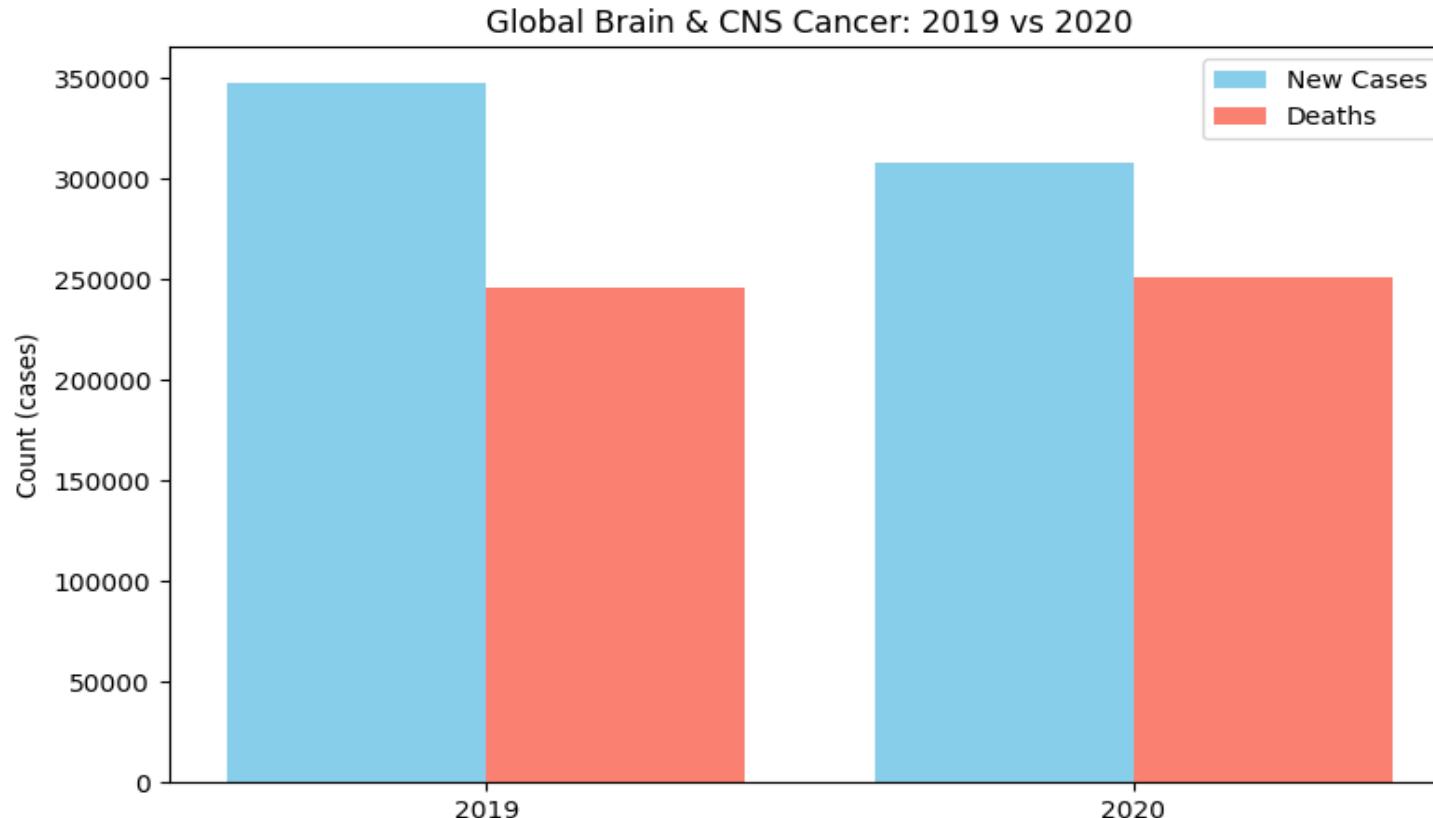


- ***El cáncer cerebral:***
  - El cáncer cerebral es una enfermedad grave que causa un número significativo de muertes en todo el mundo.
  - Se diagnostica en etapas avanzadas debido a la naturaleza insidiosa de síntomas: dolores de cabeza persistentes, cambios en la visión o la audición, problemas de equilibrio y coordinación, convulsiones, y cambios en la personalidad o la cognición.
- Para el diagnóstico: técnicas de exploración como la Tomografía Computarizada (CT), la Tomografía por Emisión de Positrones (PET) y Resonancia Magnética (RM). Se visualiza el cerebro y detecta la presencia de tumores, así como se evalúa su tamaño, ubicación y extensión.
- A pesar de los avances en el tratamiento, el cáncer cerebral sigue siendo un desafío médico importante, y la investigación continua es fundamental para desarrollar nuevas terapias y mejorar los resultados para los pacientes afectados.

# 1. Introducción - Cifras

Una detección precisa requiere múltiples estudios complementarios, lo que genera una sobrecarga física, emocional y económica para los pacientes.

El cáncer cerebral está en aumento en todo el mundo y en Ecuador, a pesar de su baja incidencia, presenta una alta mortalidad, lo que pone de manifiesto la necesidad de mejorar el diagnóstico.



# 1. Introducción - Cifras Global Cancer Observatory

## Datos Nivel Global - 2022

### Incidencias

Rank  
19

Casos  
321 732

### Mortalidad

Rank  
12

Muertes  
248 500

## Datos en el Ecuador

### Nuevos casos

30 888

### Muertes

16 158

### Casos Prevalentes (5 años)

78 878

# 1. Introducción

## Características

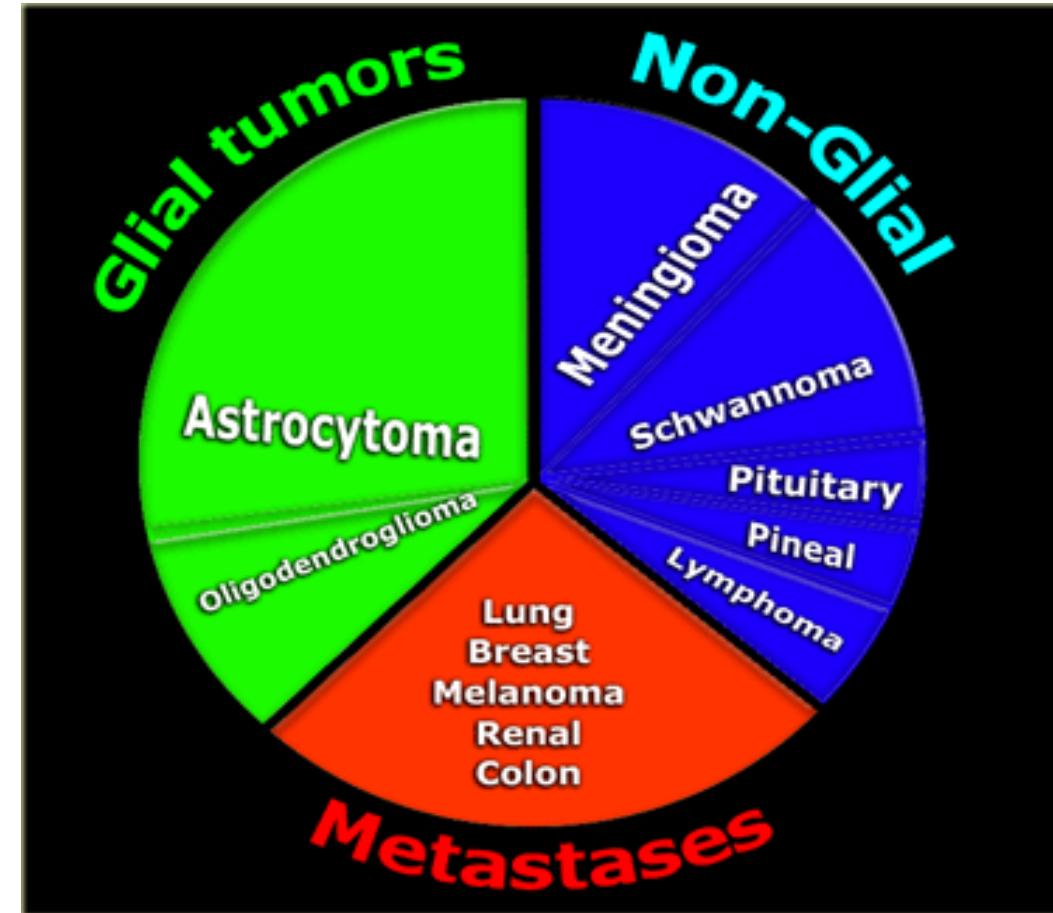
**Analysis of a Potential Brain Tumor**

- Age of the patient
- Localization
  - Intra- vs Extra-axial
  - What Compartment
  - Midline crossing
- CT and MR Characteristics
  - Calcification, Fat, Cystic
  - T1, T2, DWI
- Contrast Enhancement
- Effect on surrounding structures
  - Mass effect - Edema
- Solitary - Multiple
- Pseudotumor ?



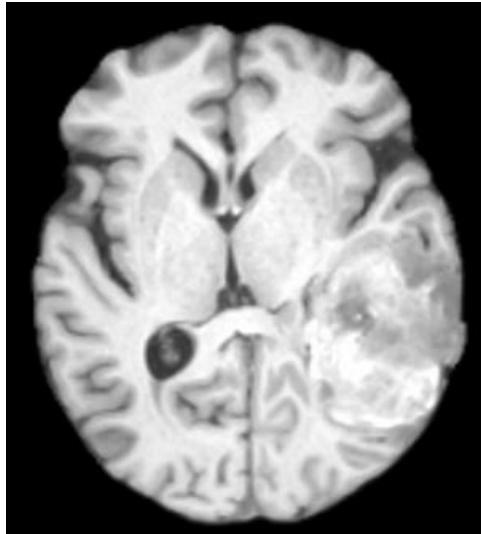
RS

## Tipos de tumores

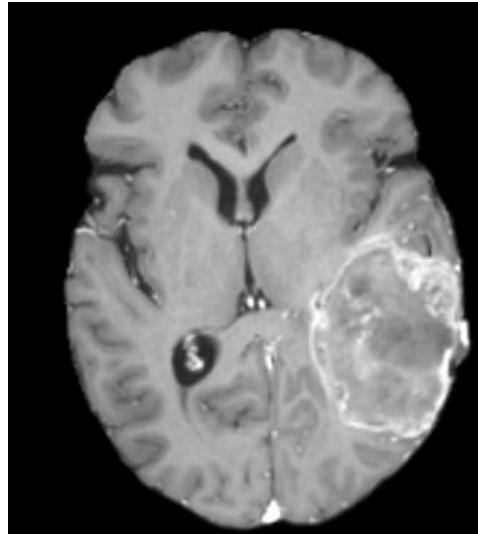


## 2. Fundamentos: Modalidades

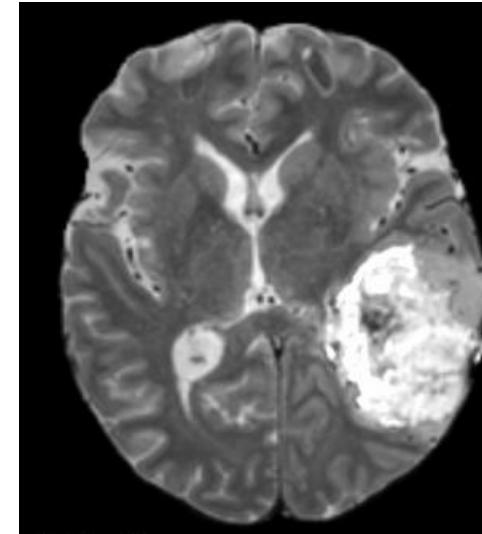
T1



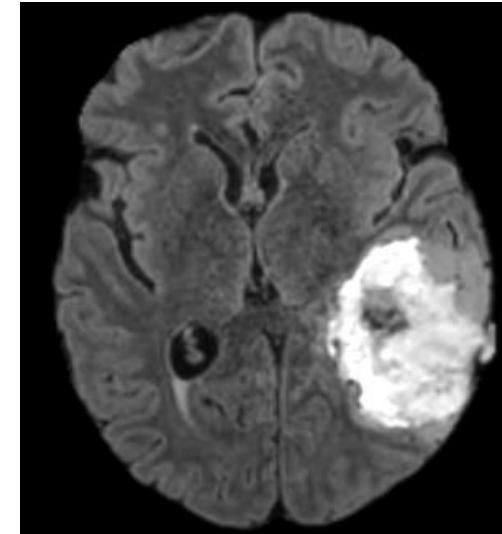
T1c



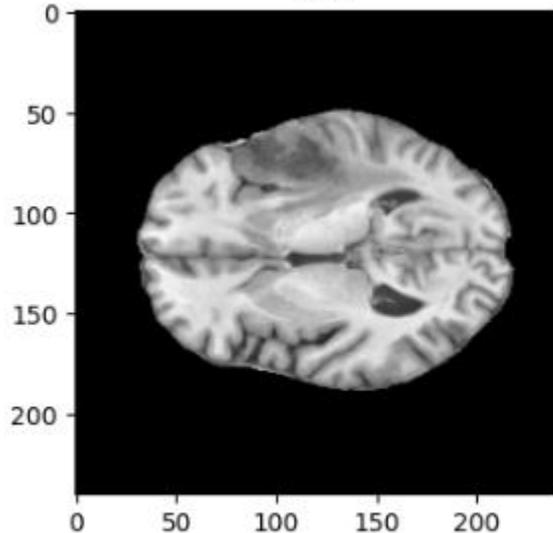
T2



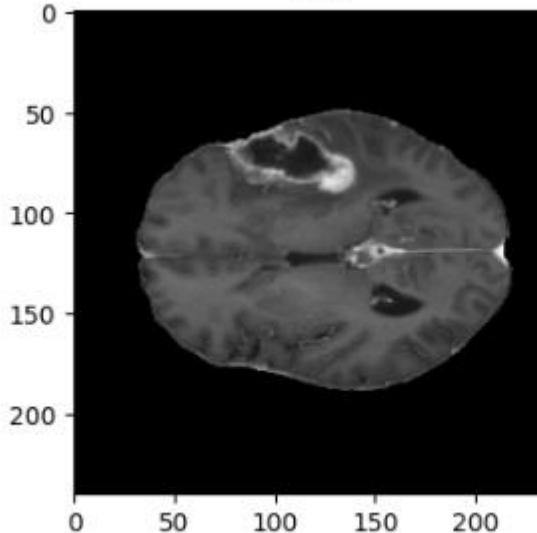
FLAIR



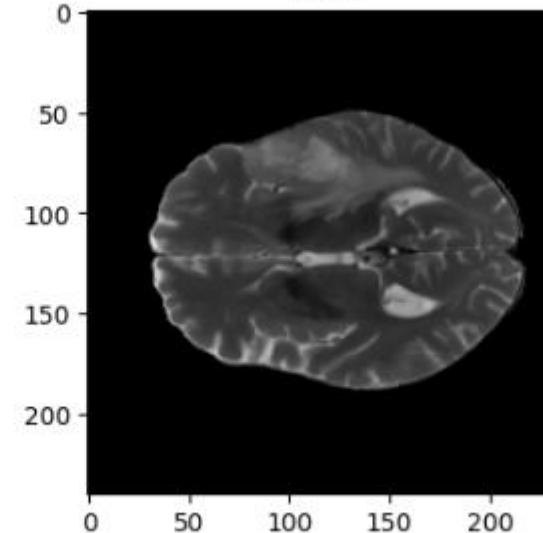
T1N



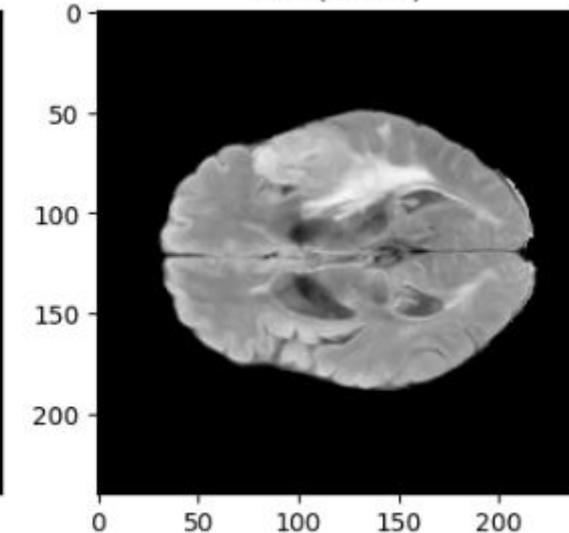
T1C



T2W



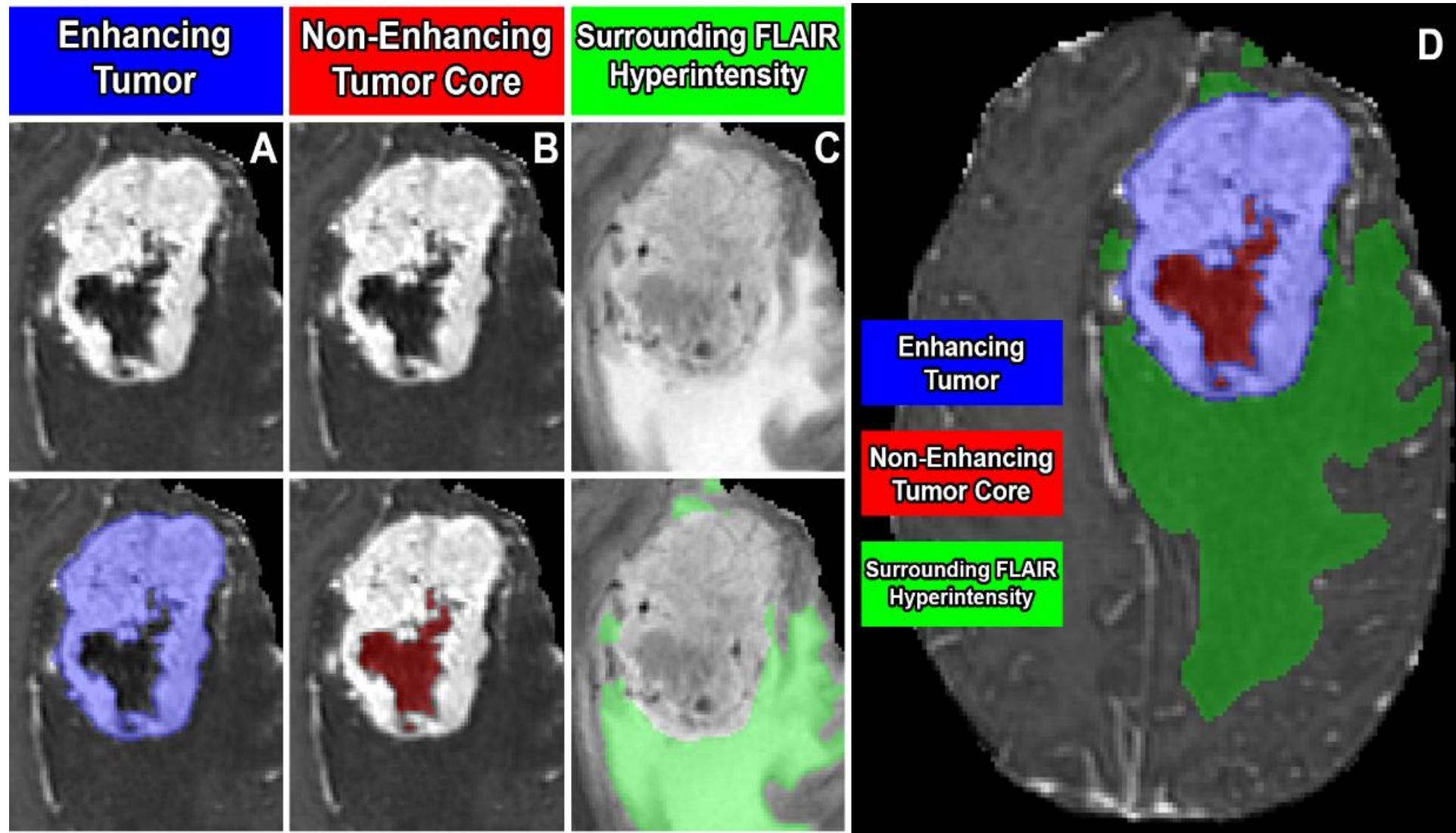
T2F (FLAIR)



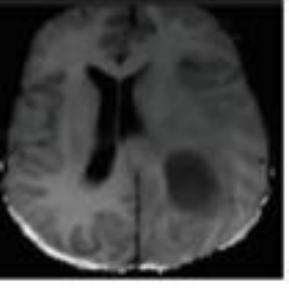
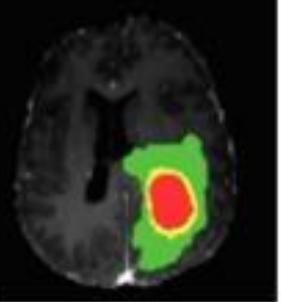
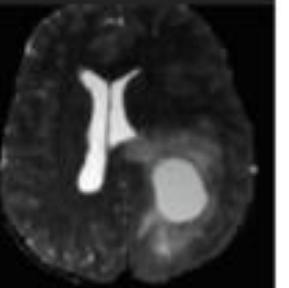
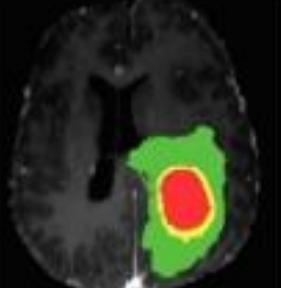
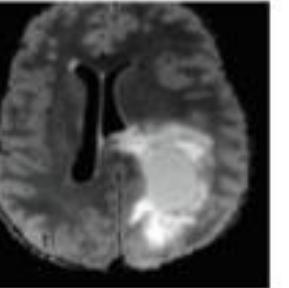
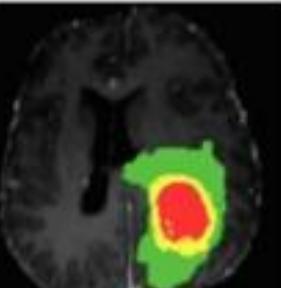
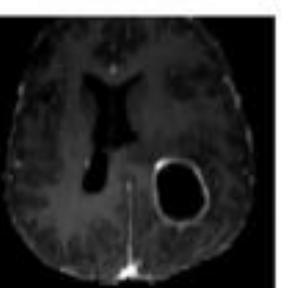
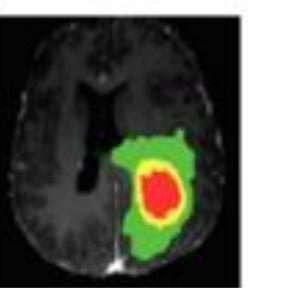
## 2. Fundamentos: Modalidades

Modalidad	Permite visualizar
T1	<ul style="list-style-type: none"><li>Anatomía general del cerebro</li><li>Grasa y estructuras internas</li><li>Núcleo tumoral (puede aparecer, pero no distingue bien regiones específicas)</li></ul>
T1C	<ul style="list-style-type: none"><li>Realce del tumor (zona activa o vascularizada)</li><li>Vasos sanguíneos y lesiones con contraste</li><li>Diferencia entre edema (hipointenso) y tumor realzado</li></ul>
T2	<ul style="list-style-type: none"><li>Líquido (LCR) y contenido hídrico</li><li>Edema cerebral</li><li>Lesiones isquémicas o tumorales con contenido líquido</li></ul>
FLAIR	<ul style="list-style-type: none"><li>Lesiones cercanas al LCR</li><li>Edema peritumoral</li><li>Zonas de alta hidratación excluyendo líquido libre (suprime el LCR)</li></ul>

## 2. Fundamentos: Regiones Tumorales



## 2. Fundamentos: Regiones Tumorales

Modalities	Input	Method	Segmented Output
T1		3D CNN[28]	
T2		CNN[52]	
Flair		FCN[49]	
T1c		Proposed	

## 2. Fundamentos: Planos

### Axial (Z-axis)

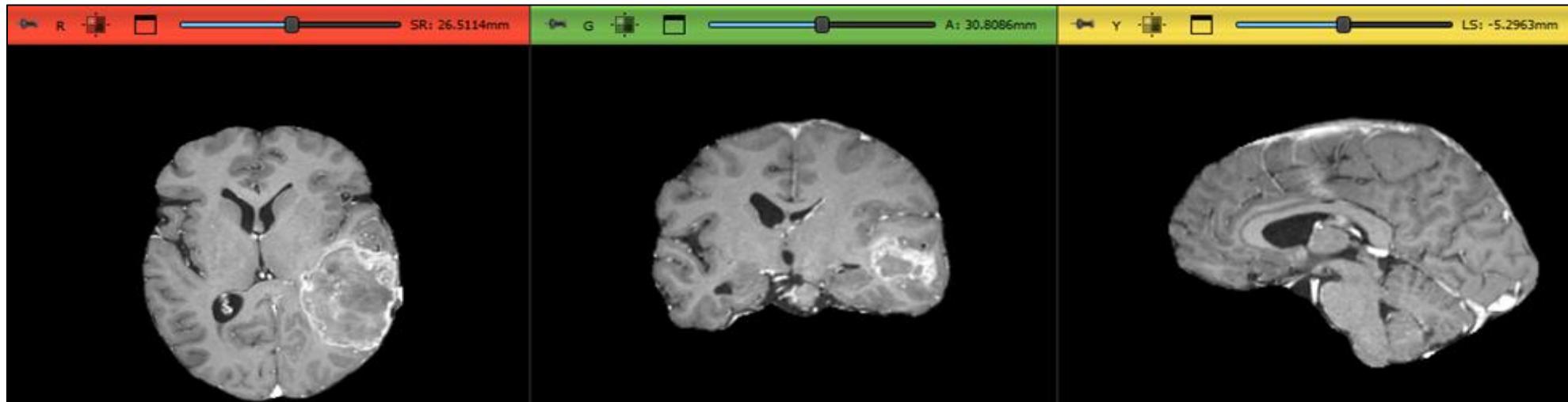
(Corte horizontal,  
desde arriba: vista  
superior o inferior)

### Coronal (Y-axis)

(Corte frontal, divide  
en parte anterior y  
posterior)

### Sagital (X-axis)

(Corte lateral, de lado,  
divide el cerebro en  
lado izquierdo y  
derecho.)



## 2. Fundamentos: Estructura de Datasets

Tipos de Formatos (MRI):

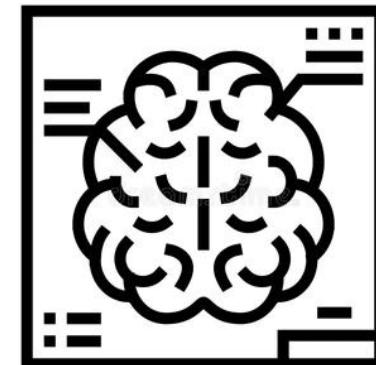
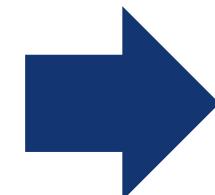
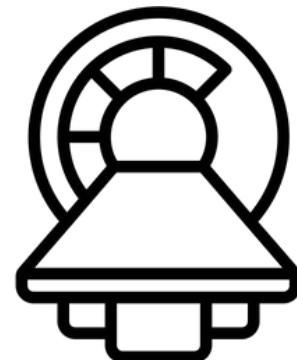
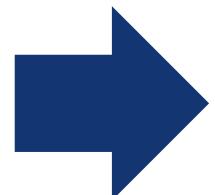
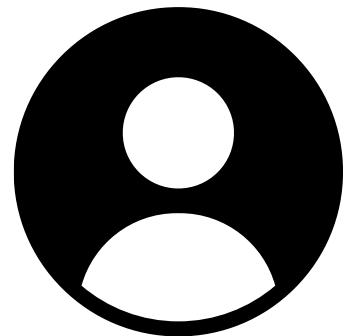
DICOM

NIfTI

Pacientes

Sesiones

Series



## 2. Fundamentos: Deep Learning

Rama de la inteligencia artificial basada en el uso de redes neuronales artificiales multicapa para aprender patrones complejos a partir de grandes cantidades de datos.

- **Análisis de imágenes médicas:**

- Análisis de RM y CT en busca de calcificaciones, grasa, componentes quísticos y realce con contraste
- Diferenciación entre tumores y lesiones no tumorales

- **Diagnóstico diferencial:**

- Distinción entre diferentes tipos de tumores cerebrales y lesiones intracraneales
- Apoyo en diagnósticos más precisos y en planificación de tratamientos adecuados

- **Predicción de pronóstico:**

- Identificar a los pacientes con mayor riesgo de recurrencia o progresión del tumor
- Personalizar el tratamiento y el seguimiento en función del riesgo individual de cada paciente

## 2. Fundamentos: Deep Learning

- **Optimización del tratamiento:**

- Seleccionar los enfoques terapéuticos más efectivos para cada paciente
- Predecir la respuesta de un paciente a tratamientos específicos, como la cirugía, la radioterapia o la quimioterapia
- Ayudar a los médicos a tomar decisiones más informadas sobre el manejo del paciente

*Mejorar significativamente la evaluación, diagnóstico y tratamiento de tumores cerebrales al proporcionar herramientas avanzadas para analizar datos clínicos y radiológicos, y generar observaciones/hallazgos para los médicos. Su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos y reconocer patrones complejos lo hace especialmente prometedor en el campo de la neurooncología.*

### 3. Objetivos del Proyecto

- Construir y preparar un dataset en convenio con SOLCA
- Desarrollar una plataforma intuitiva en la web que permita la utilización de los modelos de IA creados, que facilite a los médicos la carga de imágenes, y presente reportes informados para el apoyo al diagnóstico y tratamiento del cáncer.

## 4. Método: Metodología

Basada en la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining):

**Fase 1:** Construcción de base de conocimiento

**Fase 2:** Adquisición de imágenes

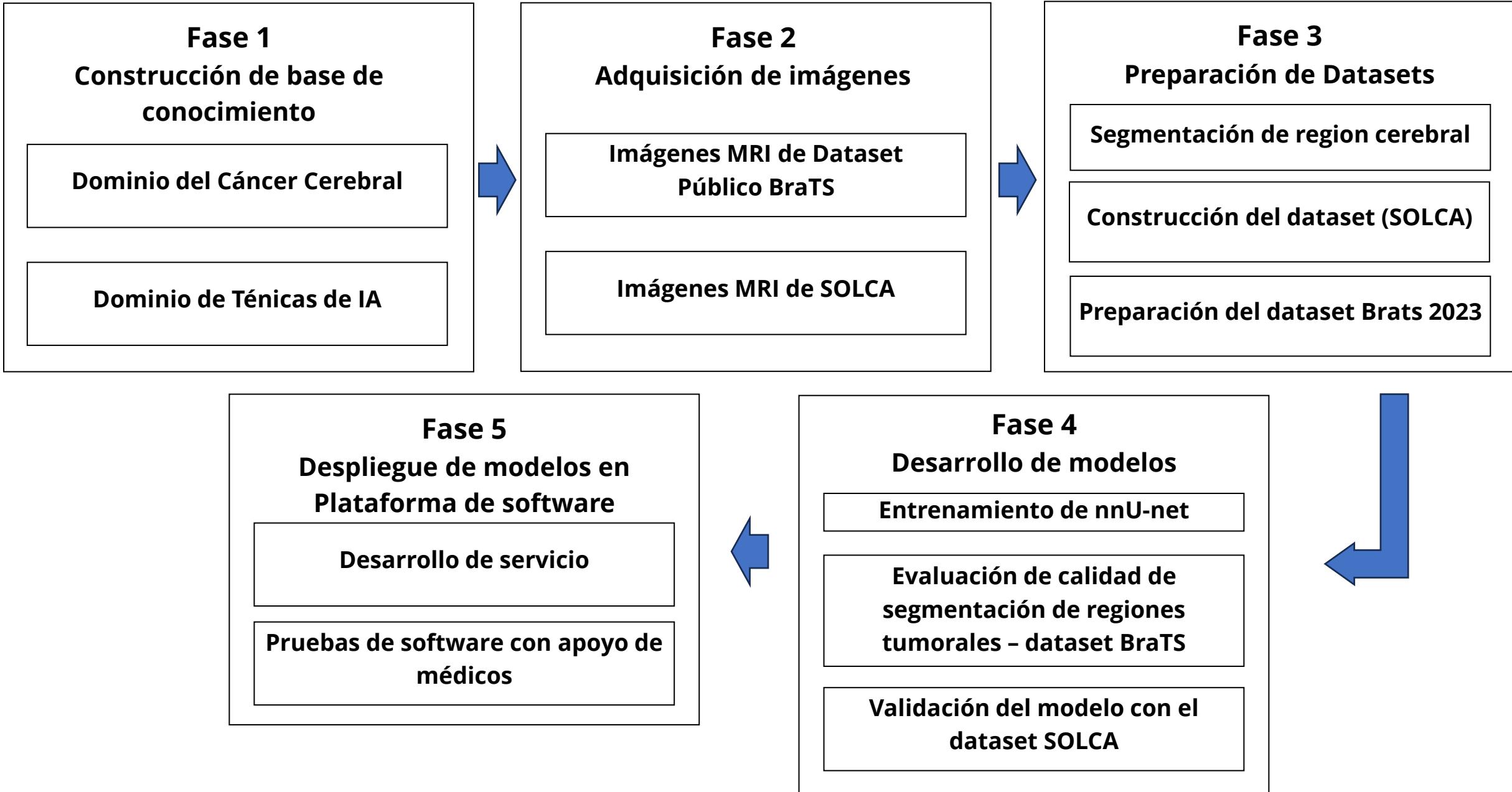
**Fase 3:** Análisis exploratorio y preparación de imágenes

**Fase 4:** Entrenamiento de modelos de segmentación de regiones tumorales y evaluación de modelos:

- Métricas de calidad
- Visualización
- Expertos (médicos)

**Fase 5:** Despliegue de modelos en una plataforma de software

# 4. Método: Fases

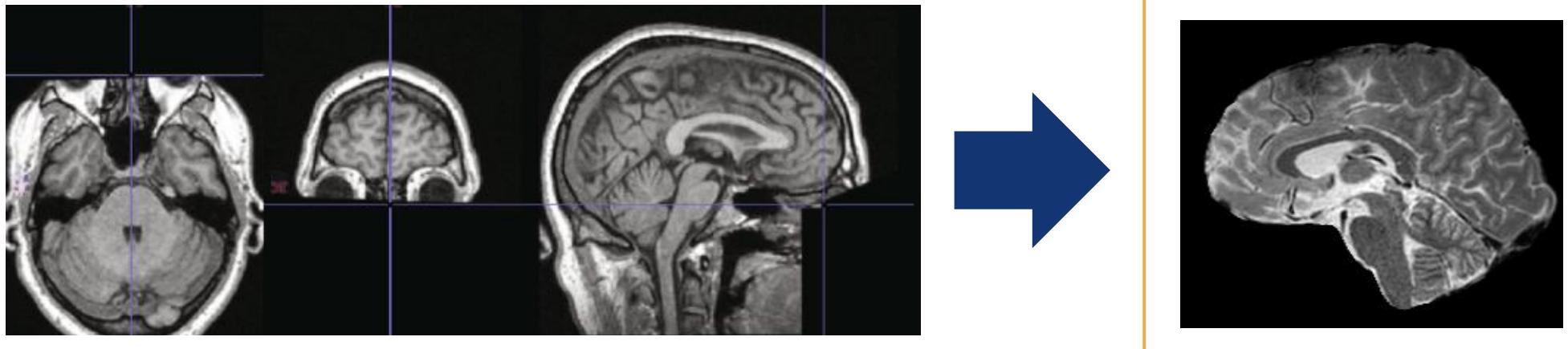


## 4. Método: Fase 2 - Adquisición de imágenes - Datasets

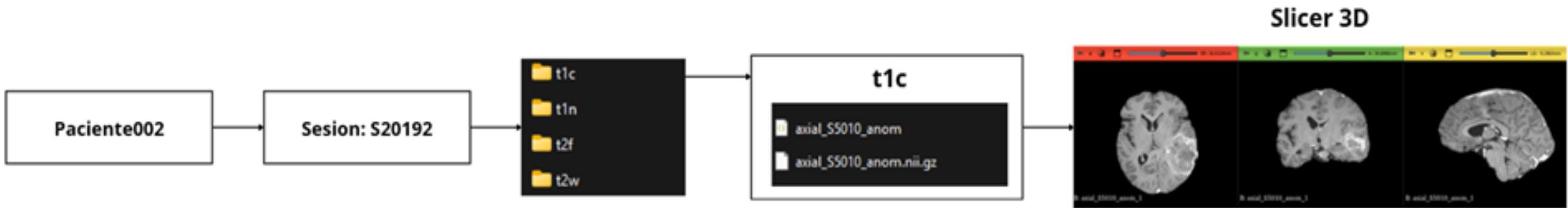
Dataset	Número de muestras	Dimensiones	Clases
<b>BraTS 2023</b> <b>(Brain Tumor Segmentation)</b>	1250	(240,240,155,4)	Whole Tumor (WT) Tumor Core (TC) Enhancing Tumor (ET)
<b>SOLCA-GLIOMA-MRI 2025</b> <b>(A Brain Tumor MRI Dataset of Glioma Patients Collected at SOLCA – Cuenca, Ecuador)</b>	51	(240,240,155,4)	Whole Tumor (WT) Tumor Core (TC) Enhancing Tumor (ET)

## 4. Método: Fase 3 - Preparación

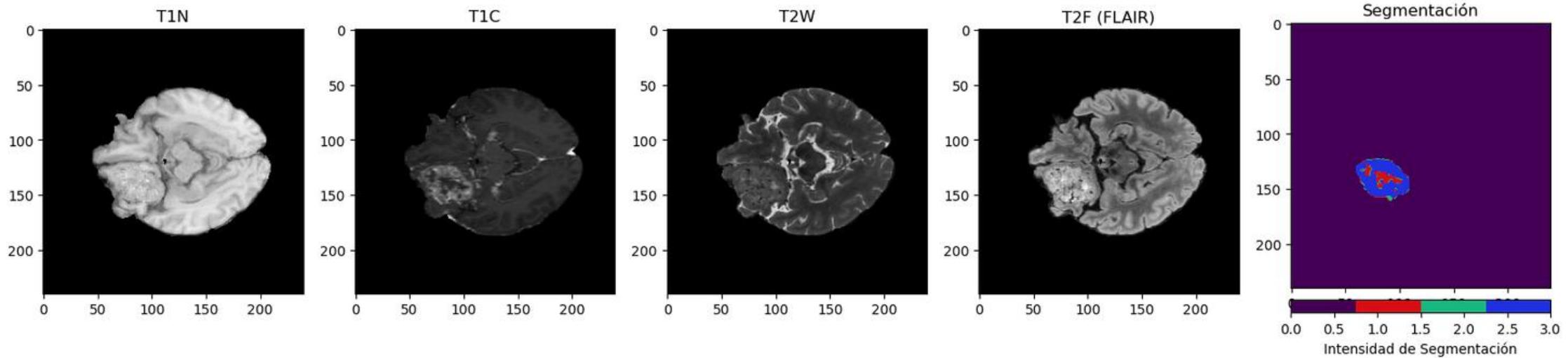
HD-BET (High-Definition Brain Extraction Tool) – Extracción de region del cerebro (brain extraction) en imágenes de resonancia magnética (MRI)



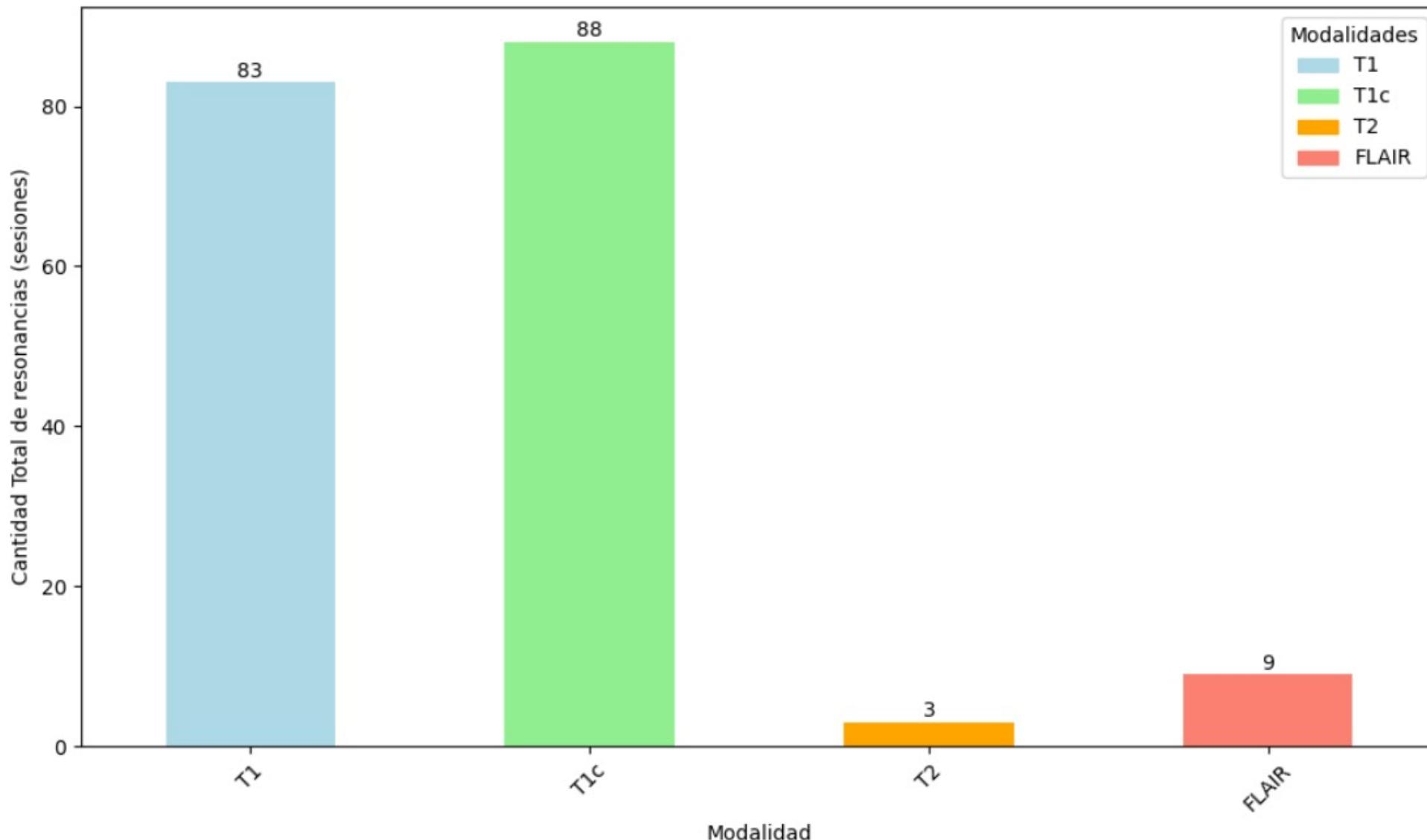
## Construcción del dataset SOLCA



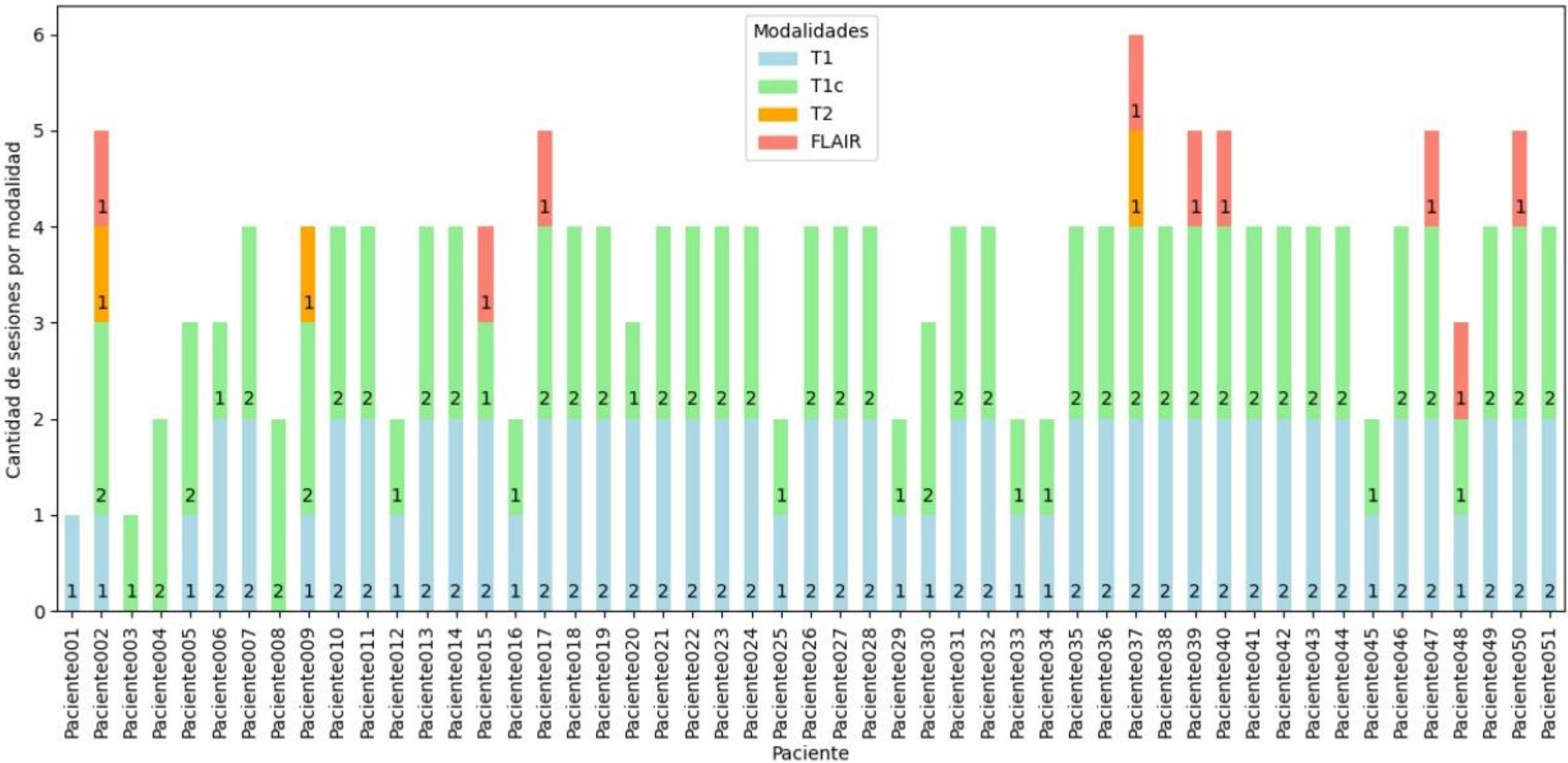
## 4. Método: Fase 3 - Análisis Exploratorio – Dataset BraTS



## 4. Método: Fase 3 - Análisis Exploratorio – Dataset SOLCA

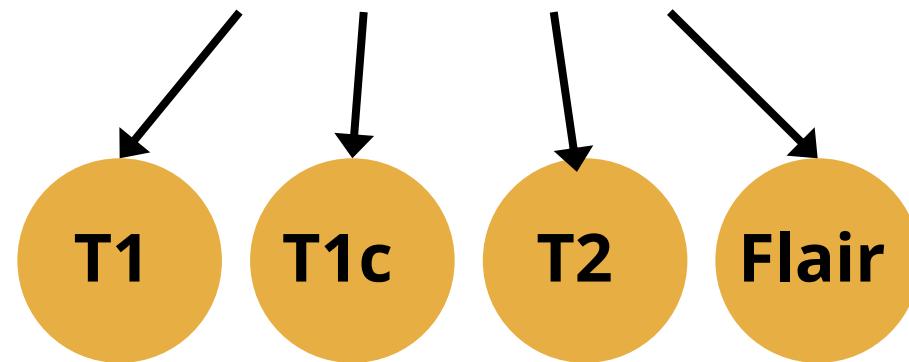
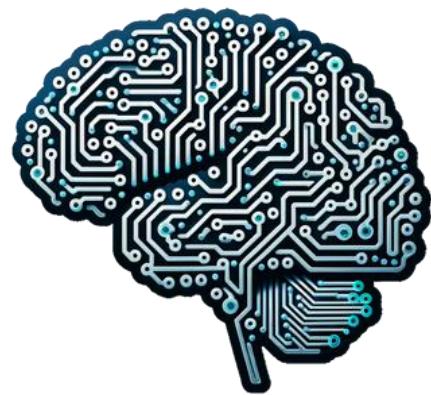


## 4. Método: Fase 3 - Análisis Exploratorio – Dataset SOLCA



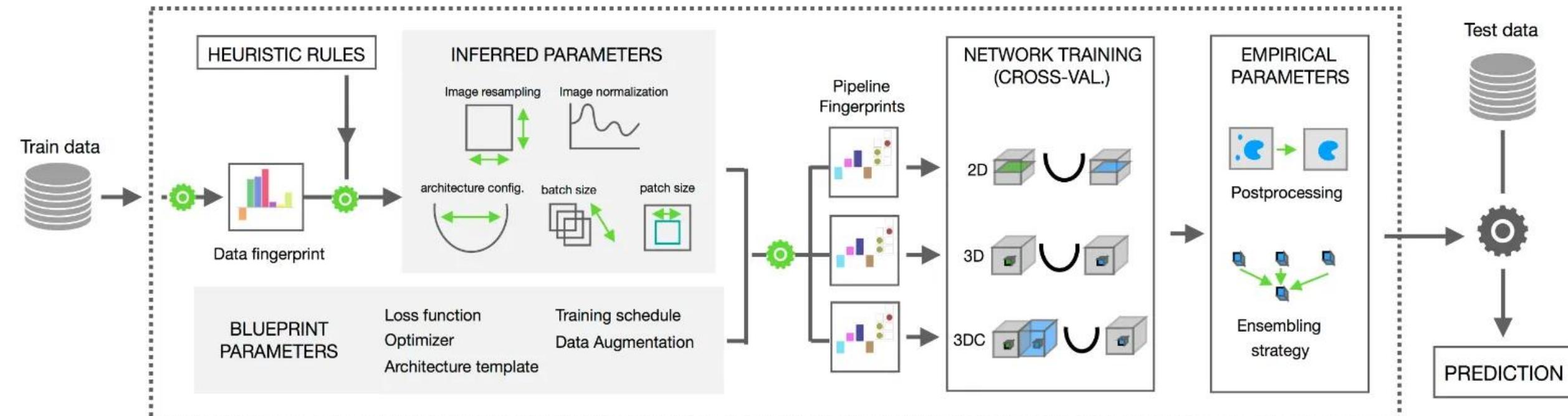
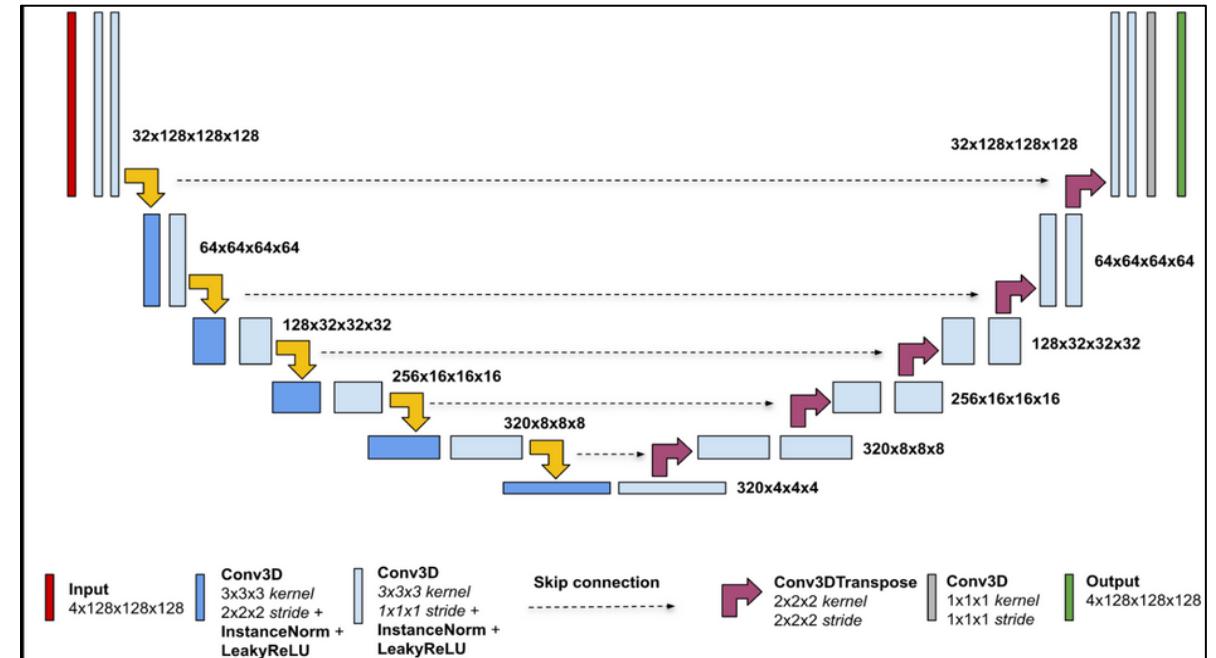
## 4. Método: Fase 4 – Desarrollo de Modelos

### Modelos Multimodales

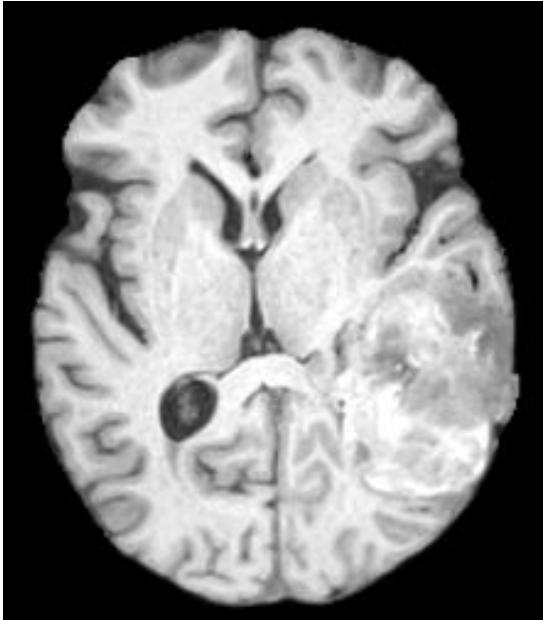


## 4. Método: Fase 4-Modelo de Segmentación nnU-NET

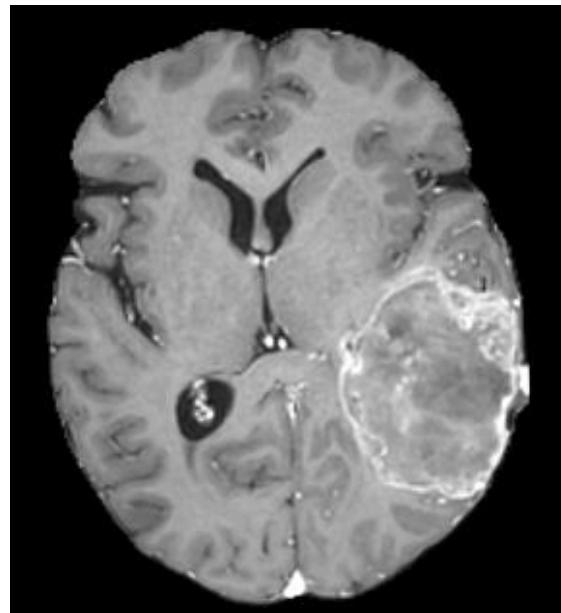
Basada en la arquitectura de U-Net, pero automática y adaptable para diferentes tareas de segmentación médica. Ajusta su estructura a las características del conjunto de datos sin requerir intervención manual.



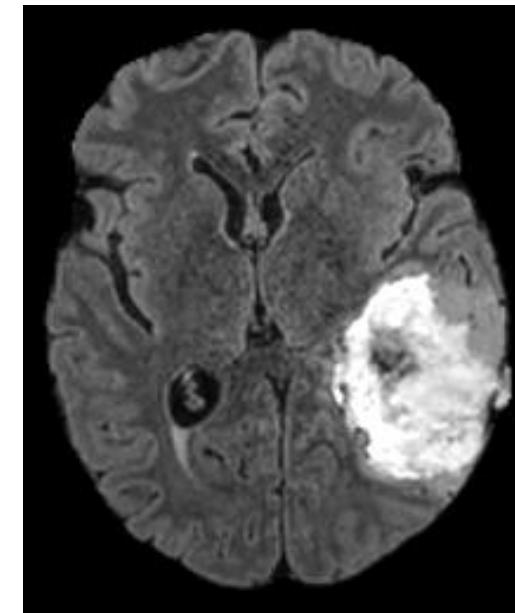
## 4. Método: Fase 4 – Entrenamiento y Evaluación - BraTS



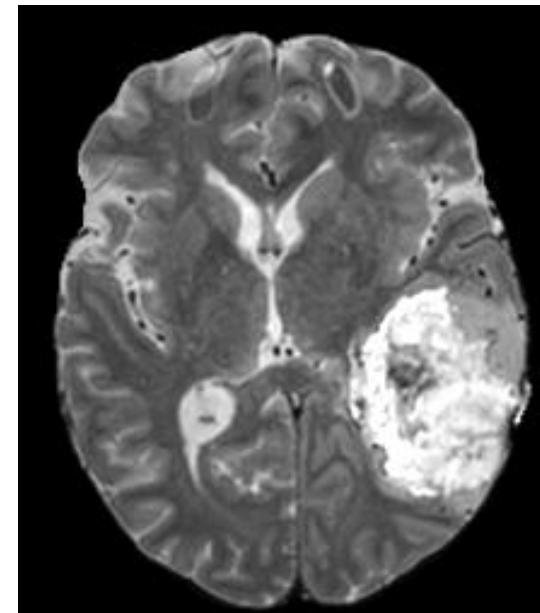
T1



T1c



T2



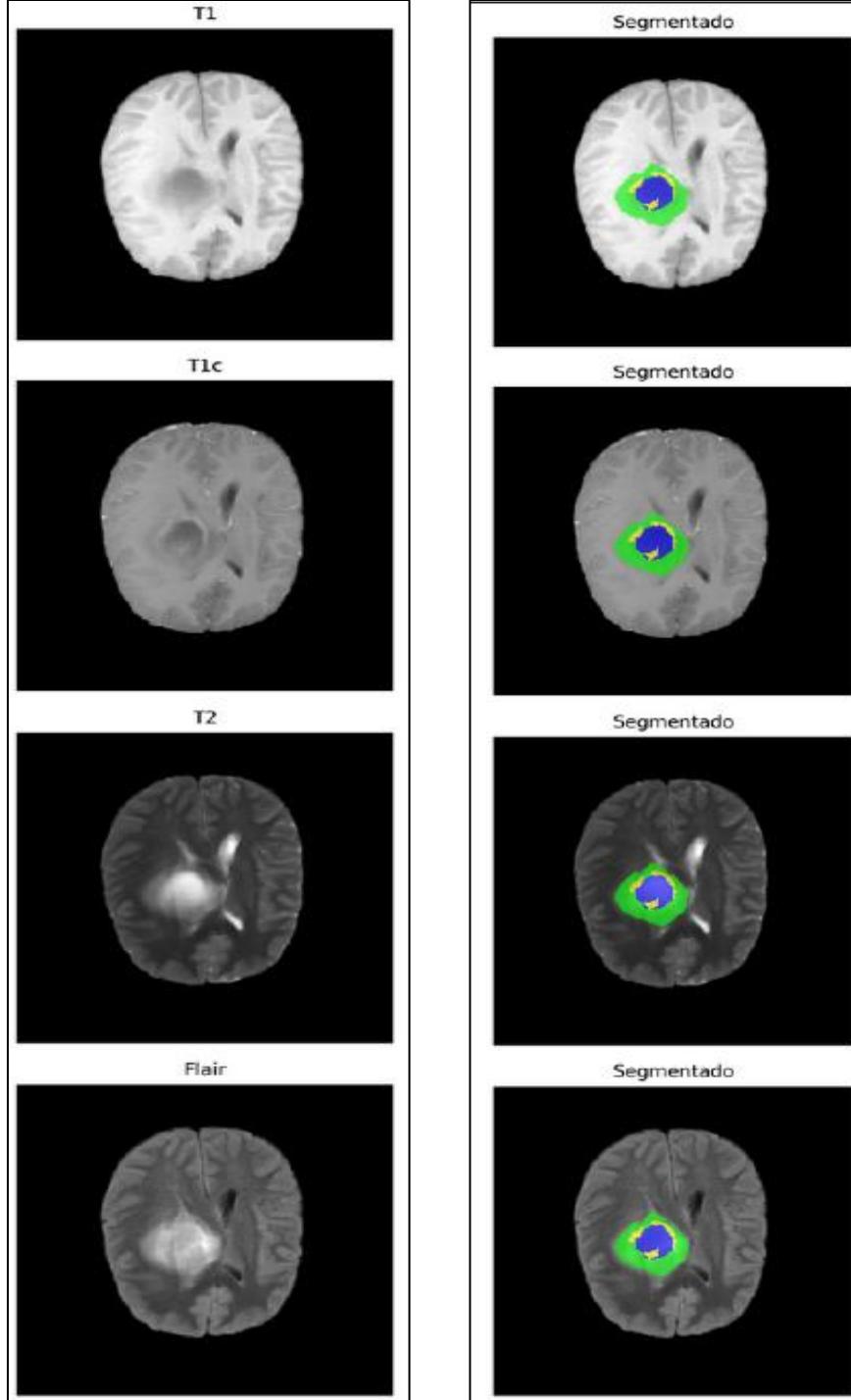
FLAIR

Score Dice por Clase	Resultado
Whole Tumor (WT)	0,9997
Tumor Core (TC)	0,9553
Enhancing Tumor (ET)	0,8564

# 4. Método: Fase 4 - Testing Ejemplo Dataset BraTS 2020

## Score Dice por Clase

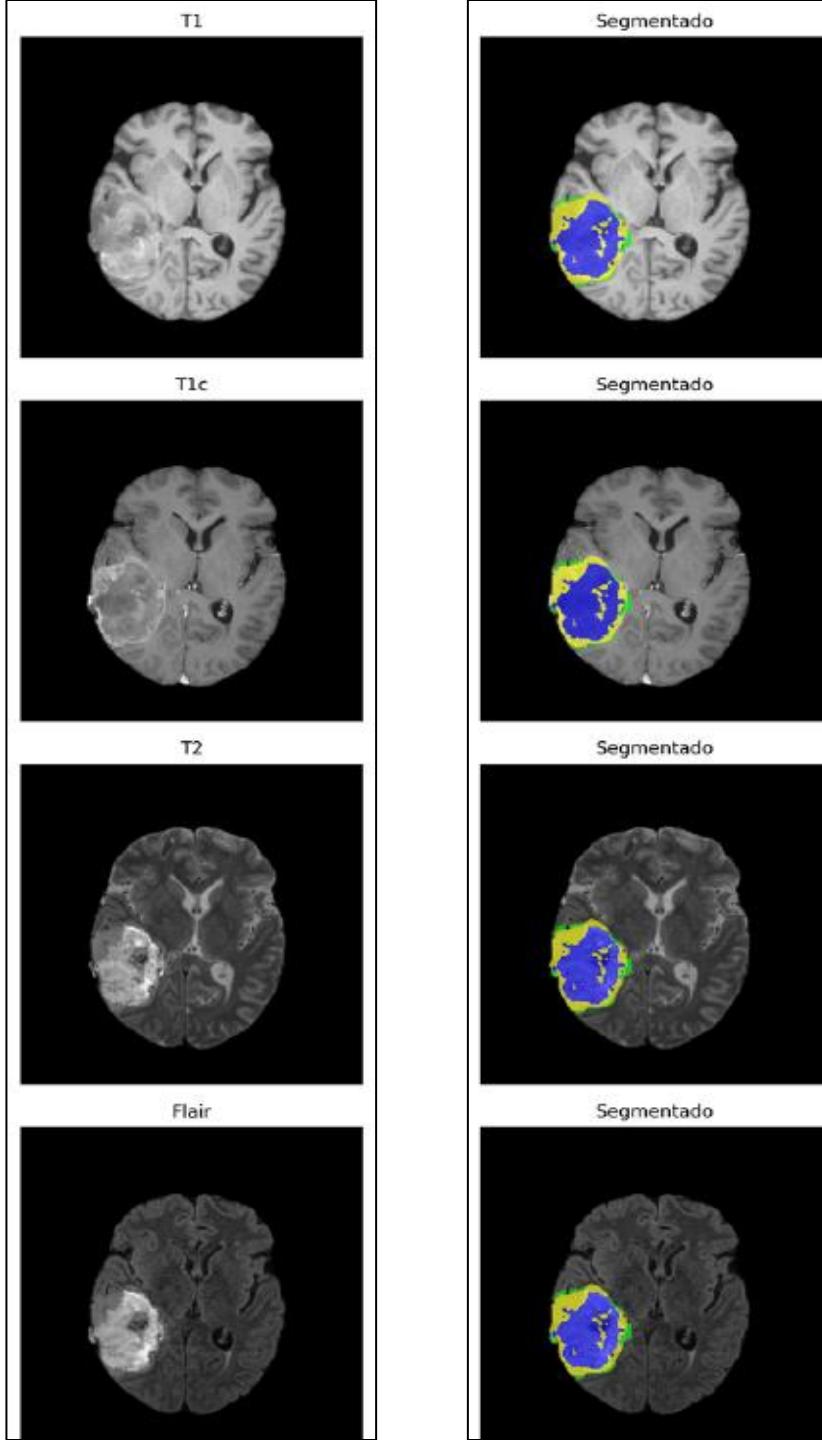
- Whole Tumor (WT): 0.993
- Tumor Core (TC): 0.996
- Enhancing Tumor (ET): 0.993



# 4. Método: Fase 4 - Testing Ejemplo Dataset SOLCA

## Score Dice por Clase

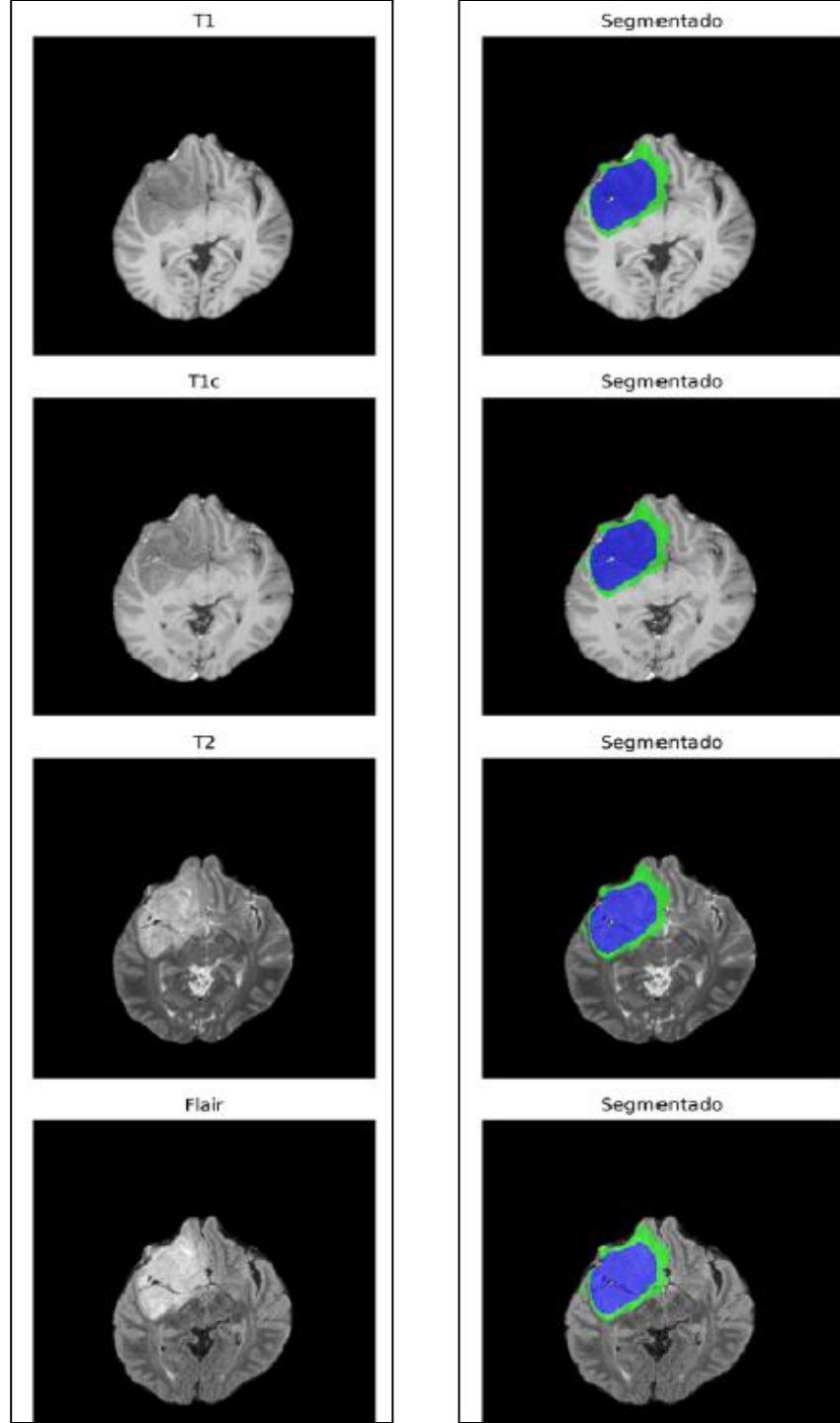
- Whole Tumor (WT): 0.996
- Tumor Core (TC): 0.994
- Enhancing Tumor (ET): 0.995



# 4. Método: Fase 4 - Testing Ejemplo Dataset SOLCA

## Score Dice por Clase

- Whole Tumor (WT): 0.994
- Tumor Core (TC): 0.999
- Enhancing Tumor (ET): 0.994



# 4. Método: Fase 5 - Despliegue en Plataforma Software

## Visualización de Segmentación Tumoral Generada por Inteligencia Artificial

### Exactitud por clase (Score Dice)

- Whole Tumor (WT): 0.993
- Tumor Core (TC): 0.996
- Enhancing Tumor (ET): 0.993

### 🧠 Explicación de la predicción

Los resultados de la segmentación automática del tumor cerebral indican una alta precisión en la identificación y segmentación de las tres clases de tumores: Whole Tumor (WT), Tumor Core (TC) y Enhancing Tumor (ET).

El modelo ha demostrado una precisión del 99.3% para WT, 99.6% para TC y 99.3% para ET. Estos valores indican que el modelo es altamente preciso en la identificación de estas tres clases de tumores. La precisión se mide utilizando el Score Dice, que es una métrica que cuantifica la similitud entre dos conjuntos de datos. En este caso, se utiliza para comparar los resultados de la segmentación del modelo con los resultados de la segmentación manual realizada por expertos.

Estos resultados sugieren que el modelo es altamente confiable para el diagnóstico de tumores cerebrales. La alta precisión en todas las clases indica que el modelo es capaz de identificar y segmentar con precisión los tumores en las imágenes cerebrales, lo que puede ser útil para el diagnóstico y tratamiento de los tumores cerebrales.

Además, estos resultados pueden ser considerados clínicamente útiles. La alta precisión del modelo puede ayudar a los médicos a identificar y segmentar los tumores con precisión, lo que puede mejorar la precisión del diagnóstico y el tratamiento.

En cuanto al pico de activación identificado por Grad-CAM, se encuentra en la ubicación (160, 80, 51). Grad-CAM es una técnica que permite visualizar las regiones de una imagen que el modelo considera importantes para su predicción. En este caso, el pico de activación indica que esta región de la imagen es particularmente importante para la identificación y segmentación del tumor. Esto puede ayudar a los médicos a entender mejor cómo el modelo está tomando sus decisiones y puede proporcionar una visión adicional sobre las características del tumor.

Diagnóstico presuntivo:

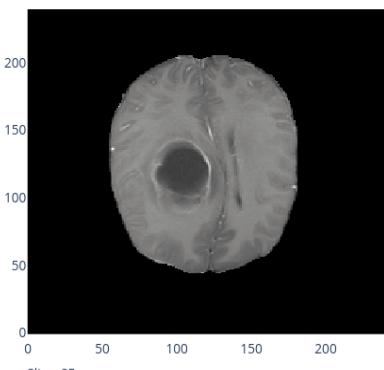
Seleccione un diagnóstico presuntivo

Observaciones:

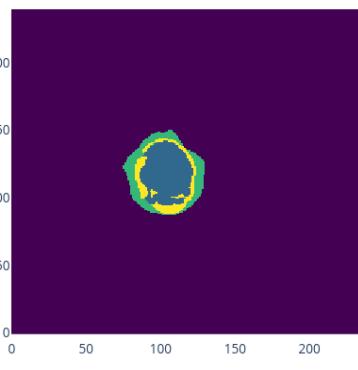
Enviar

Segmentación 3D realizada al paciente 0106764830

MR del Paciente



Predicción



## 5. Conclusiones

- Se validó exitosamente un sistema de apoyo al diagnóstico de cáncer cerebral con IA (nnU-Net v1), obteniendo alta precisión en segmentación para múltiples clases tumorales.
- Se evaluó el sistema en un entorno clínico real (SOLCA Cuenca), bajo un protocolo aprobado por comité de ética, con una evaluación expedita debido al uso exclusivo de imágenes previamente anonimizadas.
- Se apoyó en la definición de un protocolo técnico de anonimización de imágenes MRI, que servirá como base para futuras investigaciones clínicas y colaboraciones.
- La participación activa de médicos permitió validar la usabilidad de la herramienta, identificando fortalezas clínicas y aspectos por mejorar, especialmente en la visualización anatómica y cobertura de clases específicas como el edema.

## 5. Conclusiones

- La herramienta demostró ser útil como una segunda opinión automatizada, mejorando la eficiencia y calidad del prediagnóstico en entornos hospitalarios.
- Se sugiere como línea futura el desarrollo de modelos específicos que trabajen con modalidades seleccionadas (ej. T1 y T1c), de acuerdo con la práctica clínica real y la viabilidad económica para los pacientes.
- Se propone incorporar nuevos datos anonimizados no visuales, como edad y variables clínicas relevantes, para robustecer el modelo y su aplicabilidad a escenarios clínicos diversos.