

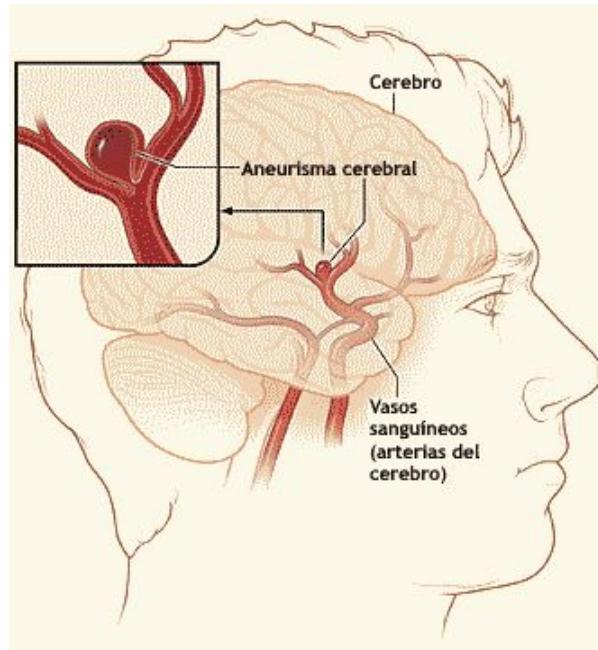
Detección de Aneurismas Intracraneales Usando Aprendizaje Profundo

Dayana Andrea Henao Arbeláez



Aneurismas Intracraneales

Es una protuberancia o abombamiento en un vaso sanguíneo del cerebro. Se forma cuando una zona débil de la pared del vaso se dilata debido a la presión que ejerce la sangre que circula por él.



Justificación del Proyecto

Se estima que los aneurismas intracraneales afectan a alrededor del 3 % de la población mundial. Sin embargo, hasta un 50 % se diagnostican sólo después de su rotura. A nivel mundial, estos aneurismas causan cerca de 500.000 muertes al año, y aproximadamente la mitad de las víctimas son menores de 50 años.

Técnicas de Imagen

Entre las más comunes para detectar aneurismas intracraneales se encuentran la Angiotomografía Computarizada (CTA) y la Angiorresonancia Magnética (MRA)

TAC

- Utiliza radiación ·
- Es rápida de realizar ·
- La máquina es silenciosa ·
- Los equipos para realizarla son más económicos ·
- El paciente puede llevar objetos metálicos ·
- Tiene menor resolución espacial ·

RM

- No utiliza radiación ·
- Es lenta de realizar ·
- La máquina emite un fuerte ruido ·
- Los equipos para realizarla son más caros ·
- El paciente no puede llevar objetos metálicos ·
- Alta resolución espacial ·

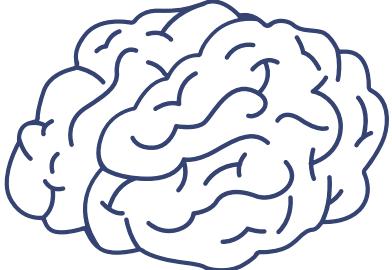
Objetivo del Proyecto

Entrenar un modelo de red neuronal U-Net capaz de detectar y localizar aneurismas intracraneales a partir de imágenes médicas del cerebro obtenidas mediante CTA y MRA.



Metodología

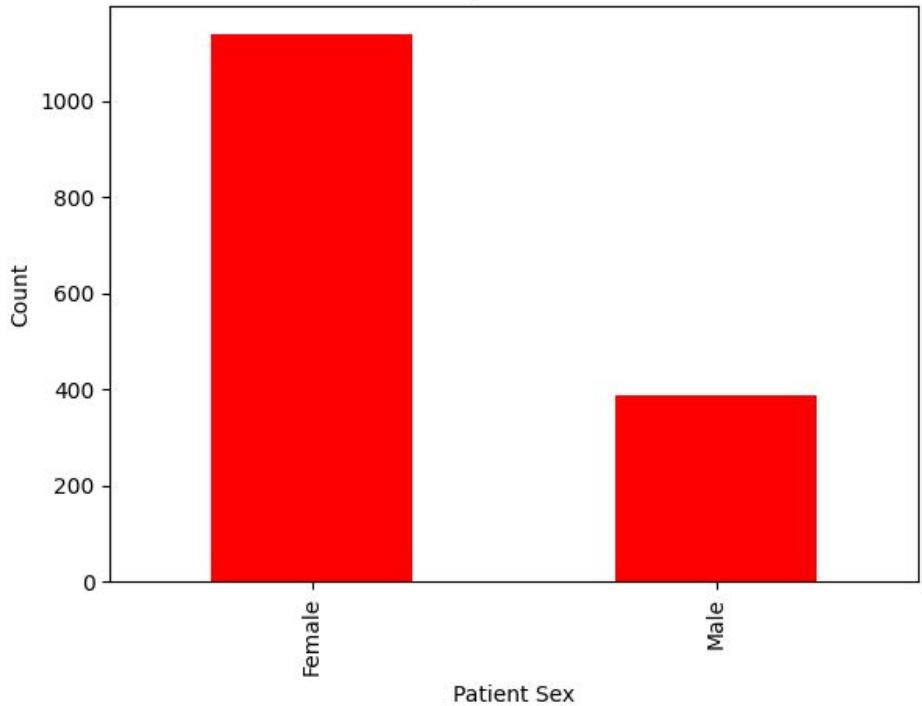
1. Análisis Exploratorio de los datos



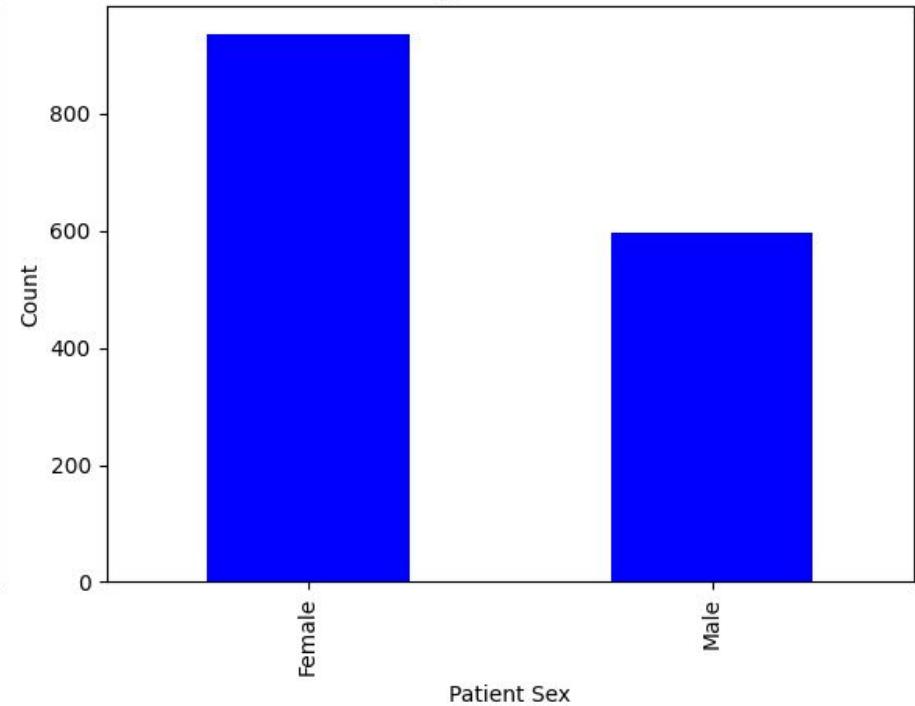
Columna	Descripción
SeriesInstanceUID	Identificador único para cada serie de imágenes (escaneo).
Modality	Tipo o modo de imagen médica (por ejemplo, CTA, MRA, MRI, etc.).
PatientAge	Edad del paciente al momento del estudio.
PatientSex	Sexo del paciente (M/F).
Aneurysm Present	Variable objetivo principal (target): 1 si existe algún aneurisma en cualquier parte del escaneo, 0 si no.

Variable	Descripción
SeriesInstanceUID	Identificador único de la serie de imágenes (conjunto de cortes DICOM que conforman un estudio). Corresponde al mismo campo en train.csv .
SOPInstanceUID	Identificador único de una imagen específica dentro de una serie. Cada valor corresponde a un archivo .dcm .
coordinates	Coordenadas (x, y) cercanas al centro del aneurisma dentro de la imagen, expresadas en píxeles.
location	Descripción textual de la ubicación anatómica del aneurisma.

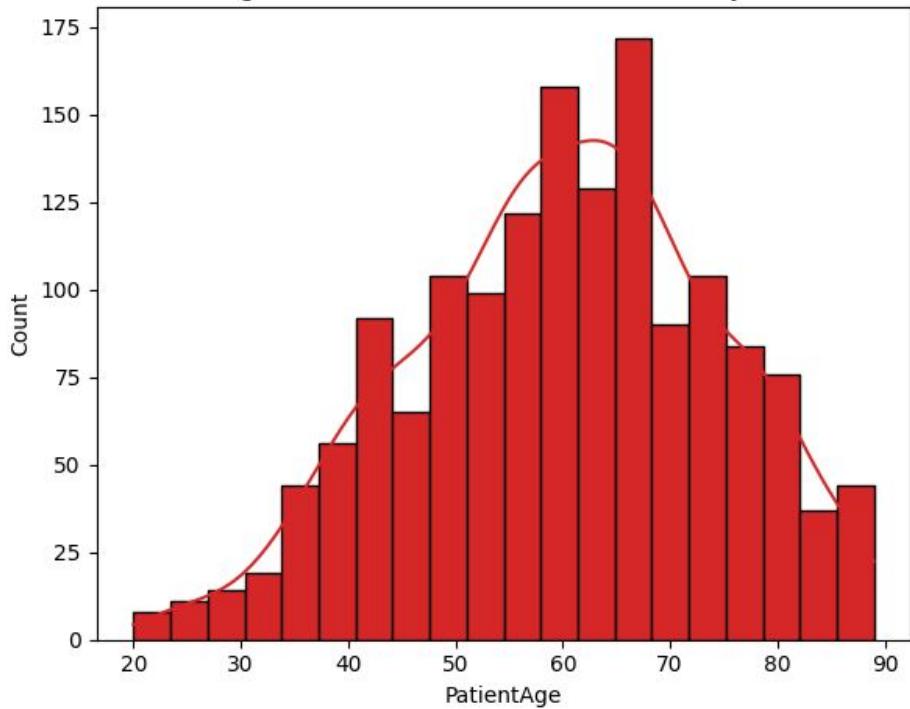
Aneurysm Present



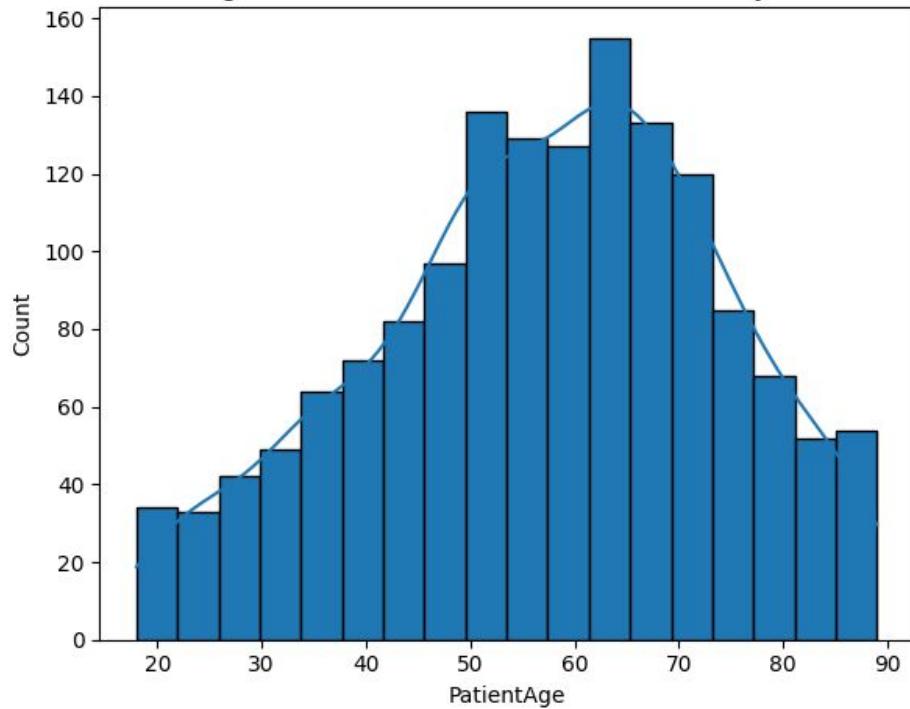
Aneurysm Not Present

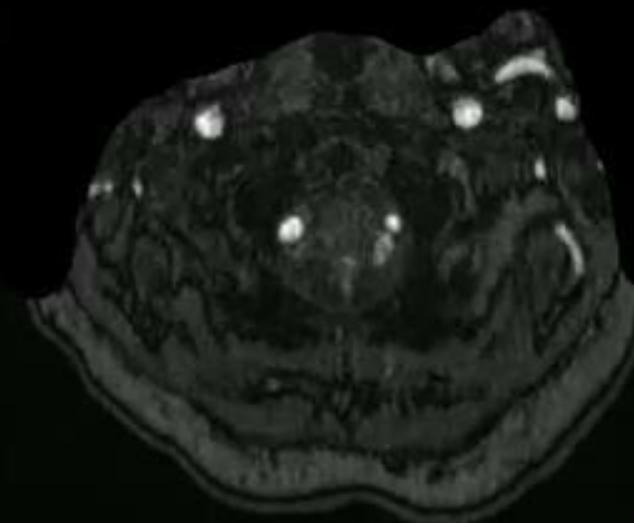
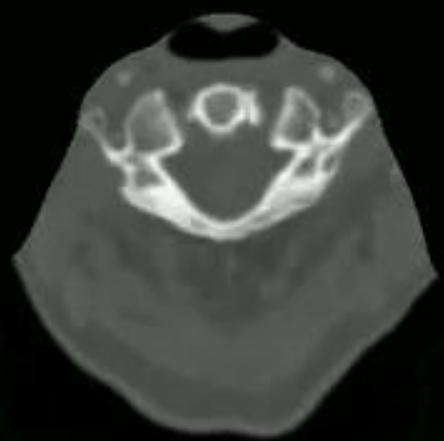


Age Distribution of Patients With Aneurysm



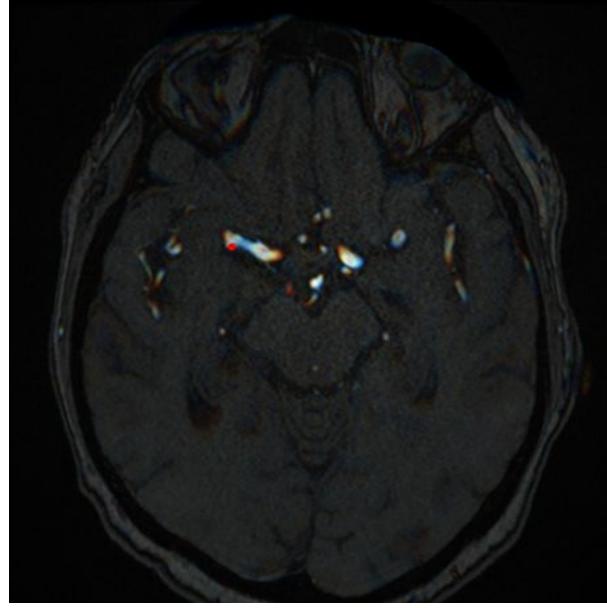
Age Distribution of Patients Without Aneurysm





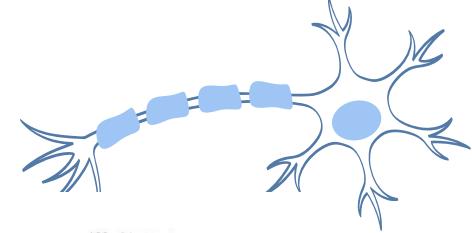


2. Extracción de Imágenes



	SeriesInstanceUID	SOPInstanceUID	npy_path	x	y	label
0	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10004044428023505108...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.66911171872877028453...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.66911171872877028453...	-1.000000	-1.000000	0
1	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10004684224894397679...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10587118170829166010...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10587118170829166010...	-1.000000	-1.000000	0
2	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10014757658335054766...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.76601744454891248086...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.76601744454891248086...	-1.000000	-1.000000	0
3	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10021411248005513321...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.81593405716626656866...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.81593405716626656866...	-1.000000	-1.000000	0
4	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10040419508532196461...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.11401266297286362999...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.11401266297286362999...	-1.000000	-1.000000	0
...
4090	1.2.826.0.1.3680043.8.498.99887675554378211308...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10885430363476327277...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.10885430363476327277...	306.767517	294.566711	1
4091	1.2.826.0.1.3680043.8.498.99887675554378211308...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.75978746530527925899...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.75978746530527925899...	161.547775	323.896423	1
4092	1.2.826.0.1.3680043.8.498.99892390884723813599...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.88559536225248716051...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.88559536225248716051...	348.306488	215.030411	1
4093	1.2.826.0.1.3680043.8.498.99892390884723813599...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.41770479778255354615...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.41770479778255354615...	312.250732	210.714905	1
4094	1.2.826.0.1.3680043.8.498.99985209798463601651...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.65157374409757364881...	1.2.826.0.1.3680043.8.498.65157374409757364881...	182.825760	199.607803	1

3. Entrenamiento del modelo



Total Pacientes: 2334

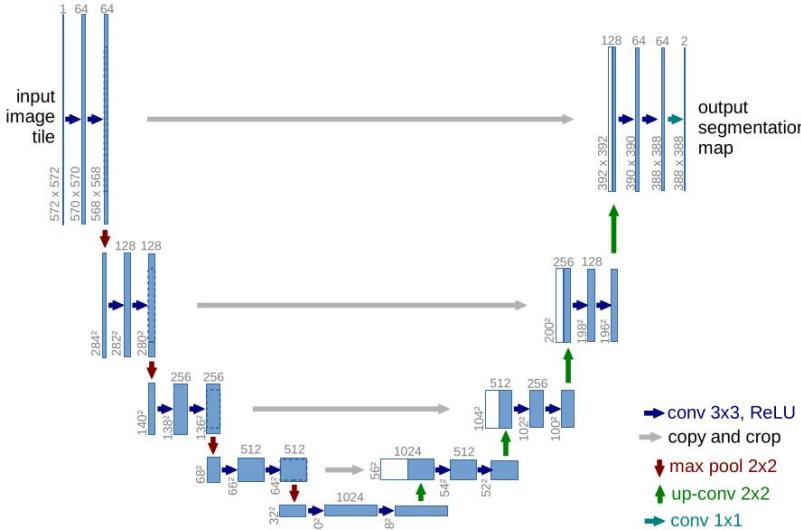
Train: 2095 imágenes (1867 pacientes)

Val: 272 imágenes (233 pacientes)

Test: 255 imágenes (234 pacientes)

```
model = smp.Unet(  
    encoder_name="resnet34",  
    decoder_attention_type='scse',  
    encoder_weights="imagenet",  
    in_channels=3,  
    classes=1,  
    activation=None)
```

```
criterion = smp.losses.TverskyLoss (  
    mode='binary',  
    alpha=0.1,  
    beta=0.9)
```



$$T(\alpha, \beta) = \frac{\sum_{i=1}^N p_0 i g_{0i}}{\sum_{i=1}^N p_0 i g_{0i} + \alpha \sum_{i=1}^N p_0 i g_{1i} + \beta \sum_{i=1}^N p_1 i g_{0i}}$$

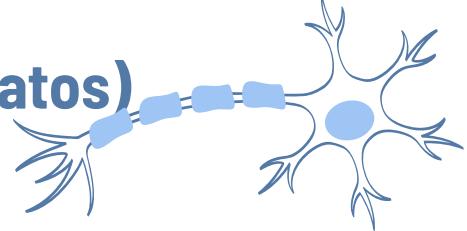
Tversky loss function for image segmentation using 3D fully convolutional deep networks



4. Aumento de Datos

```
transform = A.Compose([
    # Se aplica un volteo horizontal con una probabilidad del 50%.
    A.HorizontalFlip(p=0.5),
    # Se aplica un volteo vertical con una probabilidad del 50%.
    A.VerticalFlip(p=0.5),
    # Se aplican transformaciones afines aleatorias (desplazamiento,
    # escalado y rotación).
    # border_mode=cv2.BORDER_REFLECT rellena los bordes vacíos reflejando la
    # imagen original.
    A.ShiftScaleRotate(
        shift_limit=0.05,    # Límite de desplazamiento
        scale_limit=0.1,    # Límite de zoom
        rotate_limit=10,    # Límite de rotación en grados
        border_mode=cv2.BORDER_REFLECT,
        p=0.7                # Probabilidad de aplicación del 70%
    ),
    # Se altera aleatoriamente el brillo y el contraste para simular
    # diferentes condiciones de adquisición.
    A.RandomBrightnessContrast(p=0.2),
], keypoint_params=A.KeypointParams(format='xy', remove_invisible=True))
```

5. Entrenamiento del modelo (Aumento de datos)



Total Pacientes: 2334

Train: 3271 imágenes (1867 pacientes)

Val: 424 imágenes (233 pacientes)

Test: 400 imágenes (234 pacientes)

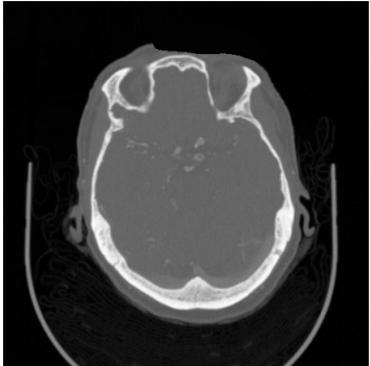
Resultados



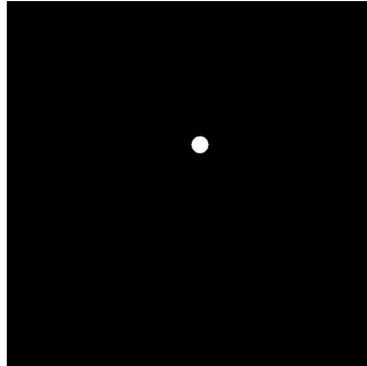


Modelo sin Aumento de datos

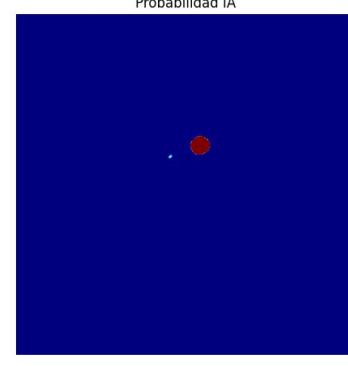
Paciente: 1.2.826....
Tipo: ENFERMO



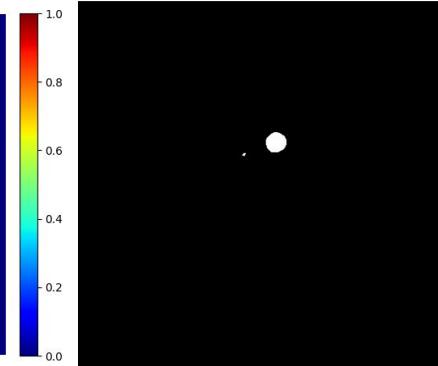
Ground Truth (Real)



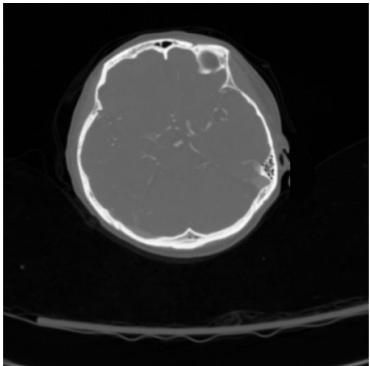
Probabilidad IA



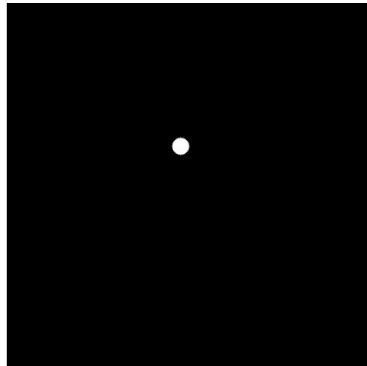
Predicción Final (>0.3)



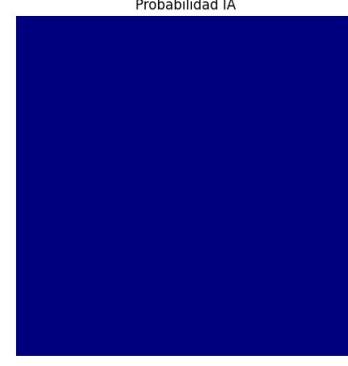
Paciente: 1.2.826....
Tipo: ENFERMO



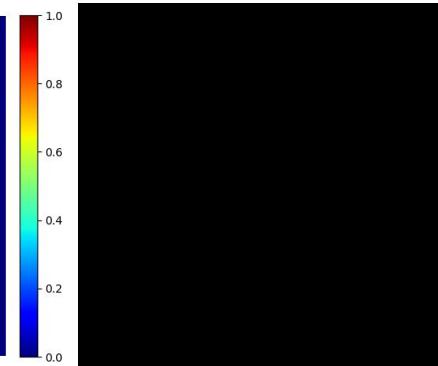
Ground Truth (Real)

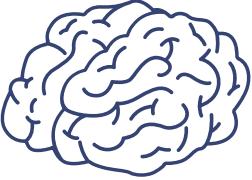


Probabilidad IA



Predicción Final (>0.3)





Matriz de Confusión



Métricas

Sensibilidad: 0.6658 (Capacidad de detectar aneurismas)

Especificidad: 0.9989 (Capacidad de descartar sanos)

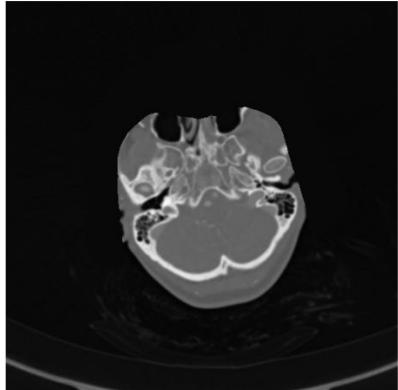
Precisión: 0.3718

F1-Score: 0.4772

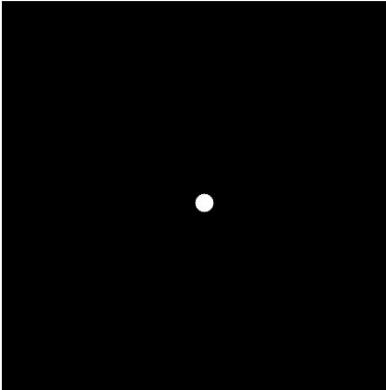


Modelo con Aumento de Datos

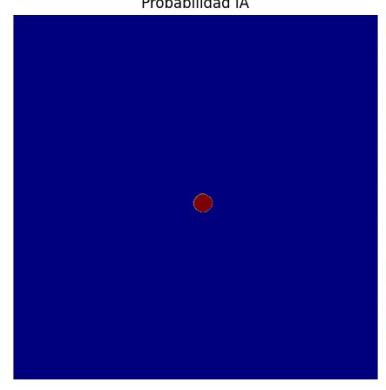
Paciente: 1.2.826....
Tipo: ENFERMO



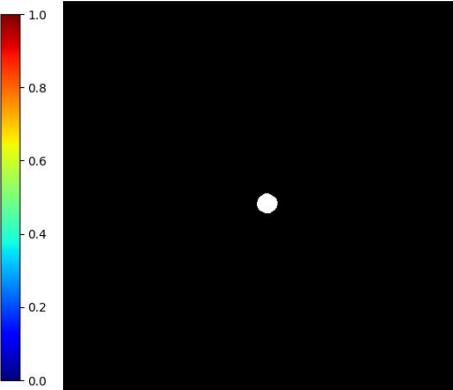
Ground Truth (Real)



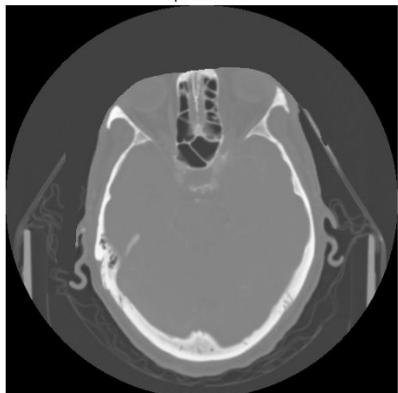
Probabilidad IA



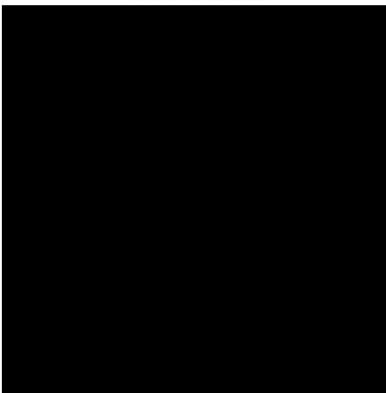
Predicción Final (>0.3)



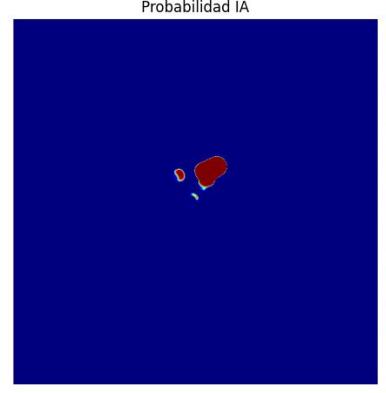
Paciente: 1.2.826....
Tipo: SANO



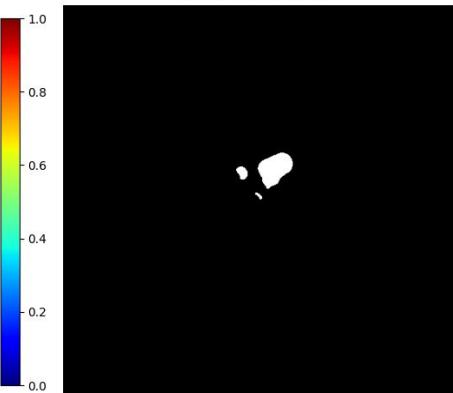
Ground Truth (Real)



Probabilidad IA



Predicción Final (>0.3)





Matriz de Confusión



Métricas

Sensibilidad: 0.8138 (Capacidad de detectar aneurismas)

Especificidad: 0.9977 (Capacidad de descartar sanos)

Precisión: 0.3017

F1-Score: 0.4402

A blue-toned illustration of a doctor wearing a surgical mask and cap, holding a heart-shaped shield. The shield features a small brain icon in its center. The doctor is shown from the waist up, looking towards the right side of the frame.

Trabajo Futuro

- **Usar otros modelos pre entrenados**
- **Usar más imágenes con Data Augmentation**
- **Función de Pérdida Híbrida**
- **Usar las demás técnicas de Imagenología presentes en el dataset**