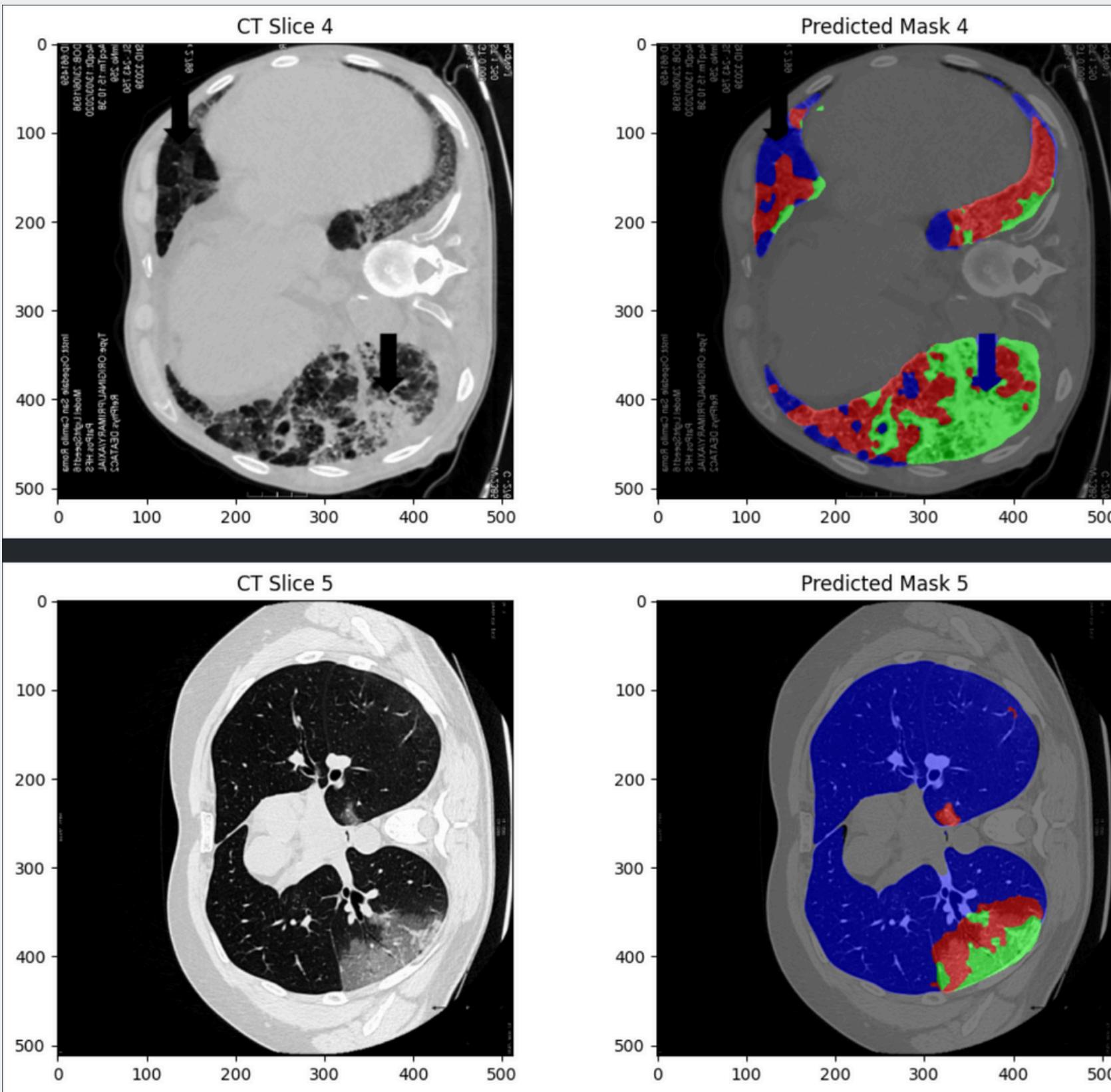


COVID-19 SEGMENTATION



Paul Park A01709885

Julieta Itzel Pichardo Meza A01369630

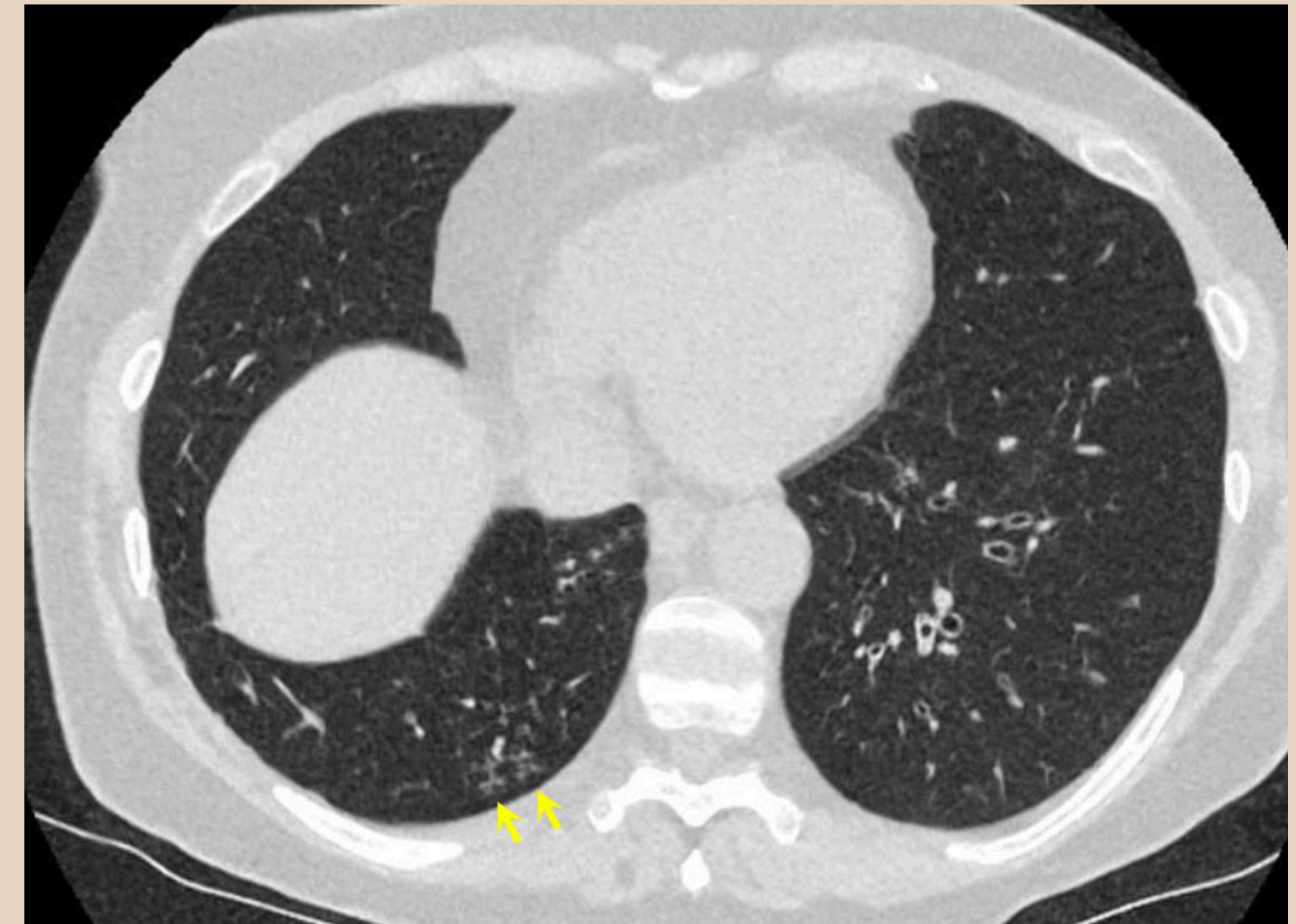
Rodrigo Antonio Benítez De La Portilla A01771433

Carlos Iván Fonseca Mondragón A01771689

18 de septiembre de 2025

INTRODUCCIÓN

- Competencia en Kaggle:
COVID-19 CT Images
Segmentation
- Problema: Segmentar
automáticamente hallazgos
radiológicos en tomografías
de pacientes con COVID-19.
- Relevancia: Reduce tiempo
de diagnóstico y errores
humanos.

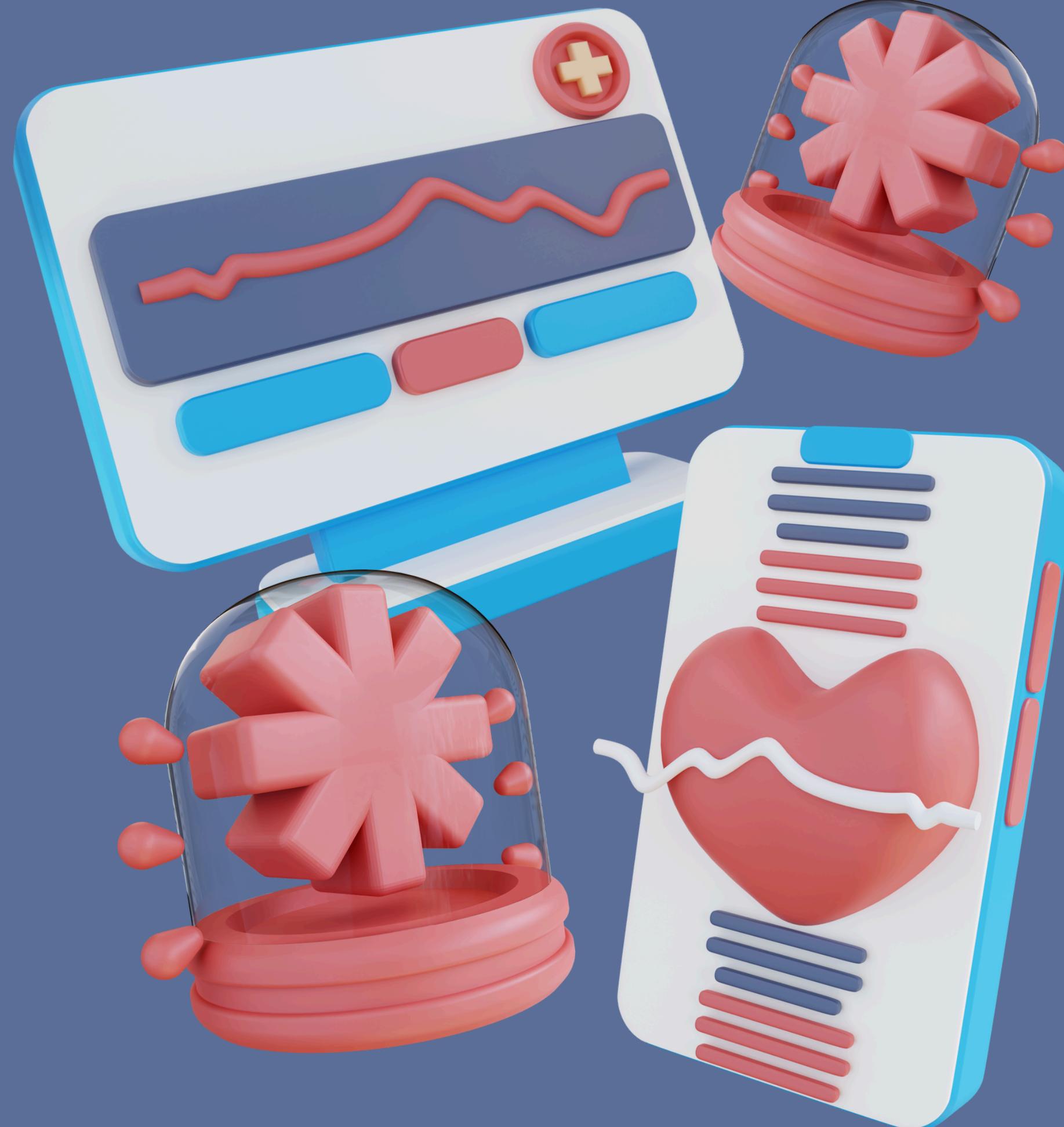


OBJETIVOS

AUTOMATIZAR SEGMENTACIÓN
DE LAS SIGUIENTES CLASES:

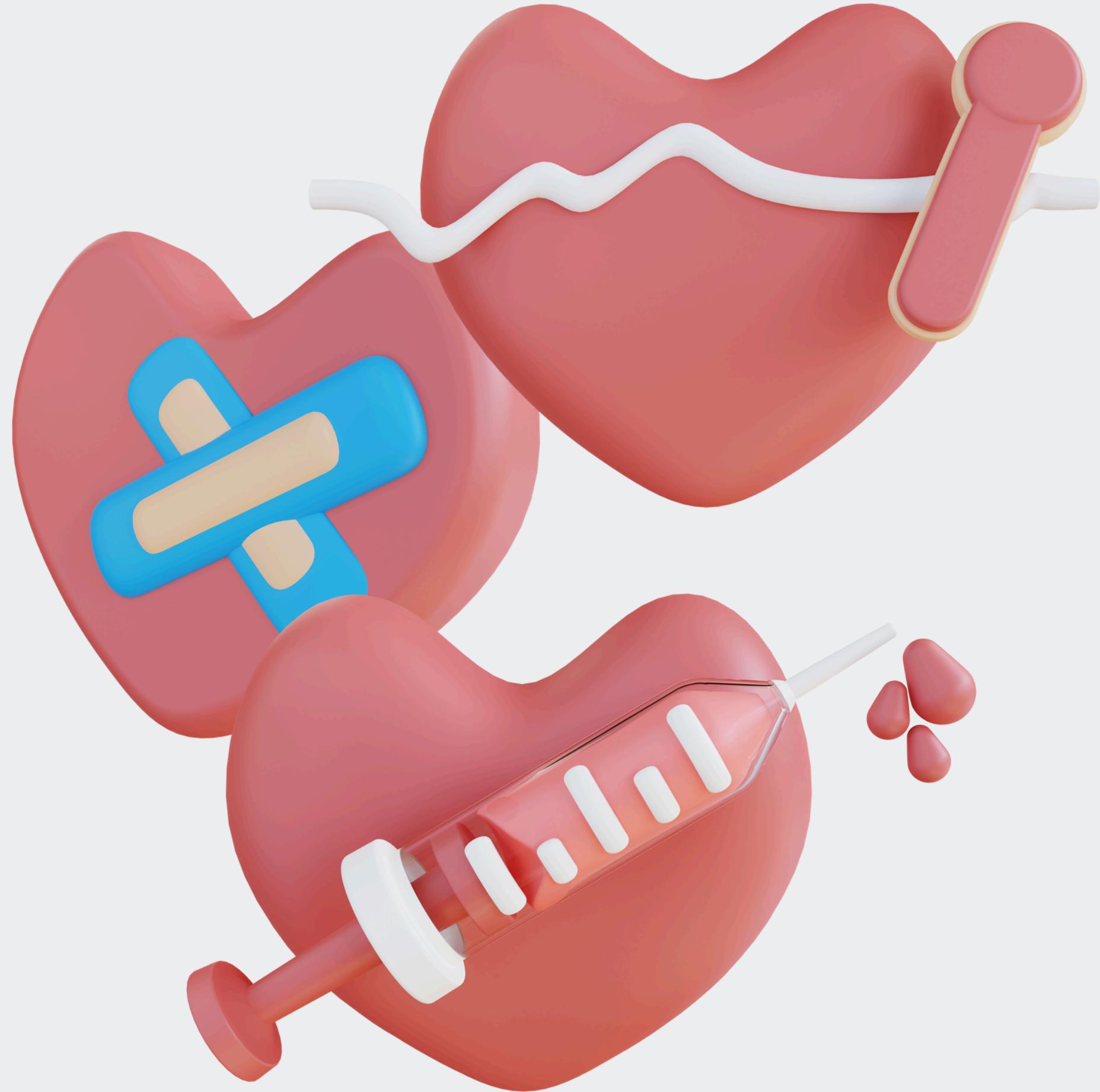
- **Ground-glass/Vidrio Deslustrado**, alveolos dañados.
- **Consolidations/Consolidaciones**, partes sólidas y/o densas de alveolos.
- **Lungs (other, healthy)**
- **Background**

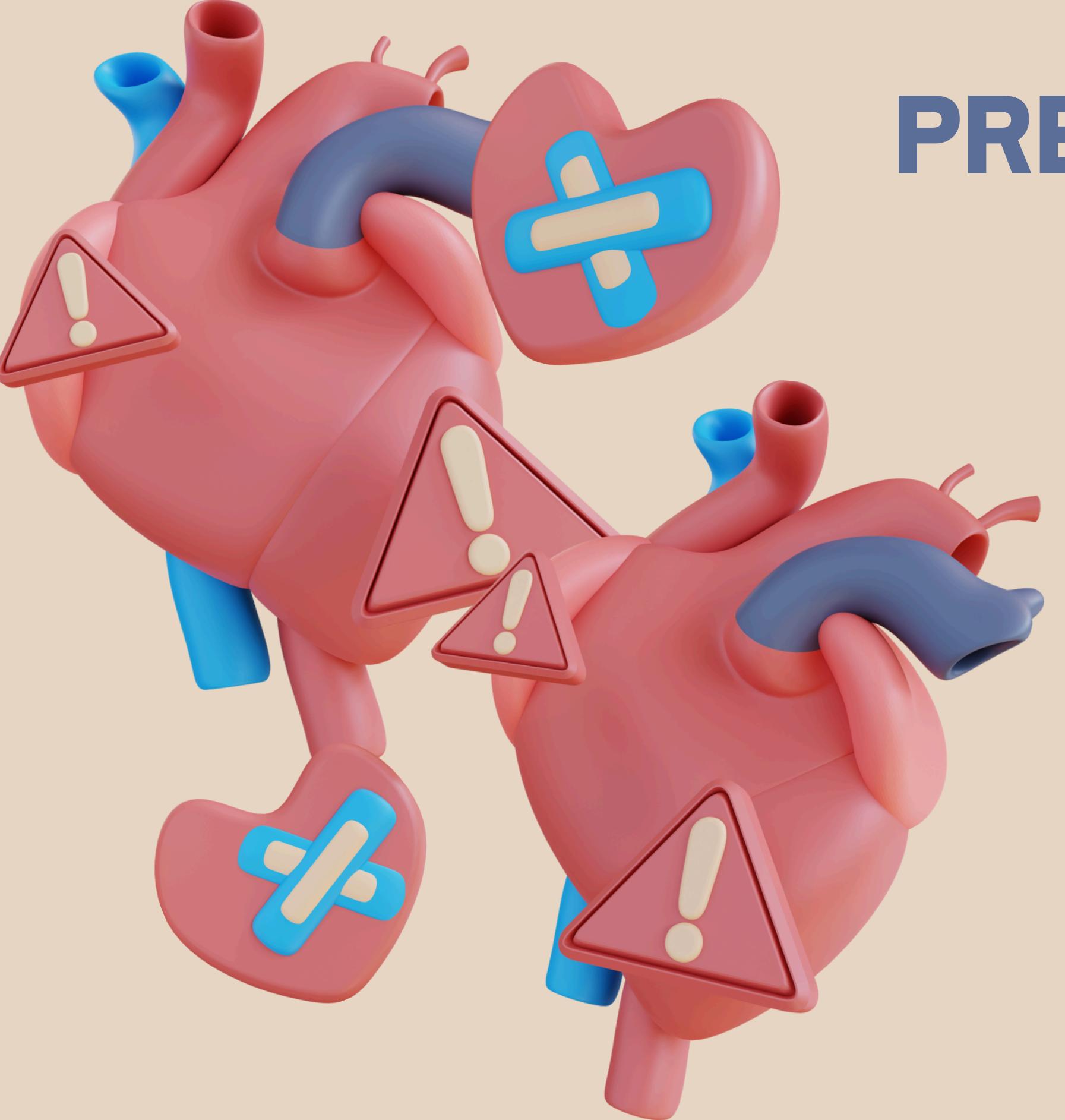
MEJORAR PRECISIÓN Y
EFICIENCIA RESPECTO
A REVISIÓN MANUAL



DATASET

- 100 imágenes de entrenamiento, 10 de prueba.
- Dimensiones: 512×512 píxeles.
- Máscaras segmentadas en 4 clases (0–3).
- División:
 - 80% entrenamiento
 - 20% validación
 - 10 imágenes reservadas para test por la competencia.





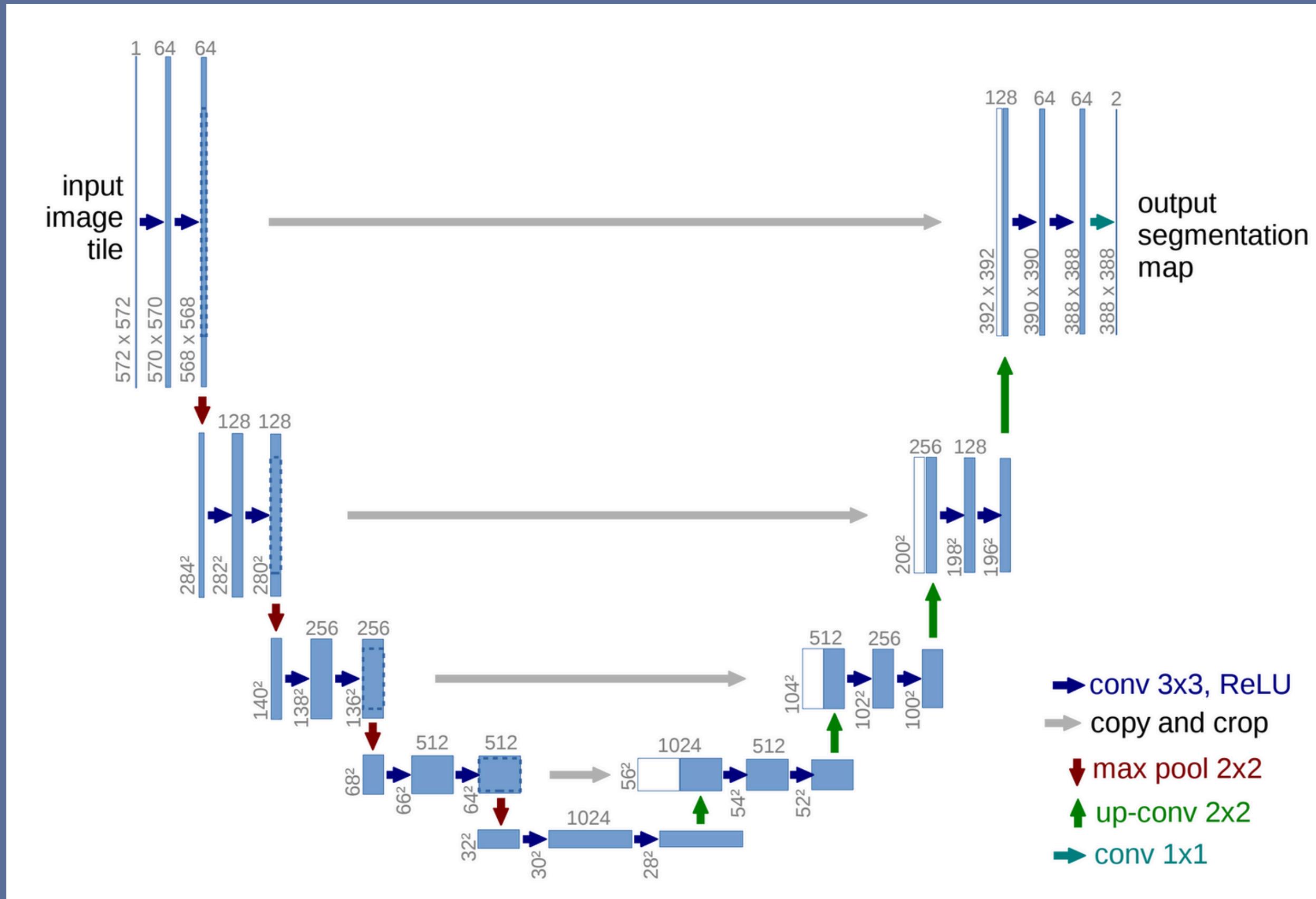
PRE-PROCESAMIENTO

- Normalización de Hounsfield Units desde [-1000, 400] a rango [0,1] usando el método de escala min-max.
- Conversión de máscaras one-hot a clases 0–3.
 - Valor 0: Ground Glass (rojo en visualización)
 - Valor 1: Consolidación (verde en visualización)
 - Valor 2: Tejido Normal (azul en visualización)
 - Valor 3: Background (negro/transparente)
- (Limitación) No se aplicó data augmentation para las imágenes proporcionadas.

A 3D rendering of laboratory glassware against a dark blue background. It includes a large Erlenmeyer flask filled with blue liquid, a graduated cylinder, a test tube, and a syringe. The glassware has white measurement markings.

ARQUITECTURA DEL MODELO

- Modelo elegido: U-Net (Ronneberger et al., 2015).
- Estructura:
 - Encoder → bottleneck → decoder con skip connections.
 - Convoluciones 3×3 , maxpool 2×2 , transposed conv para upsampling.
- Arquitectura estándar en segmentación biomédica.



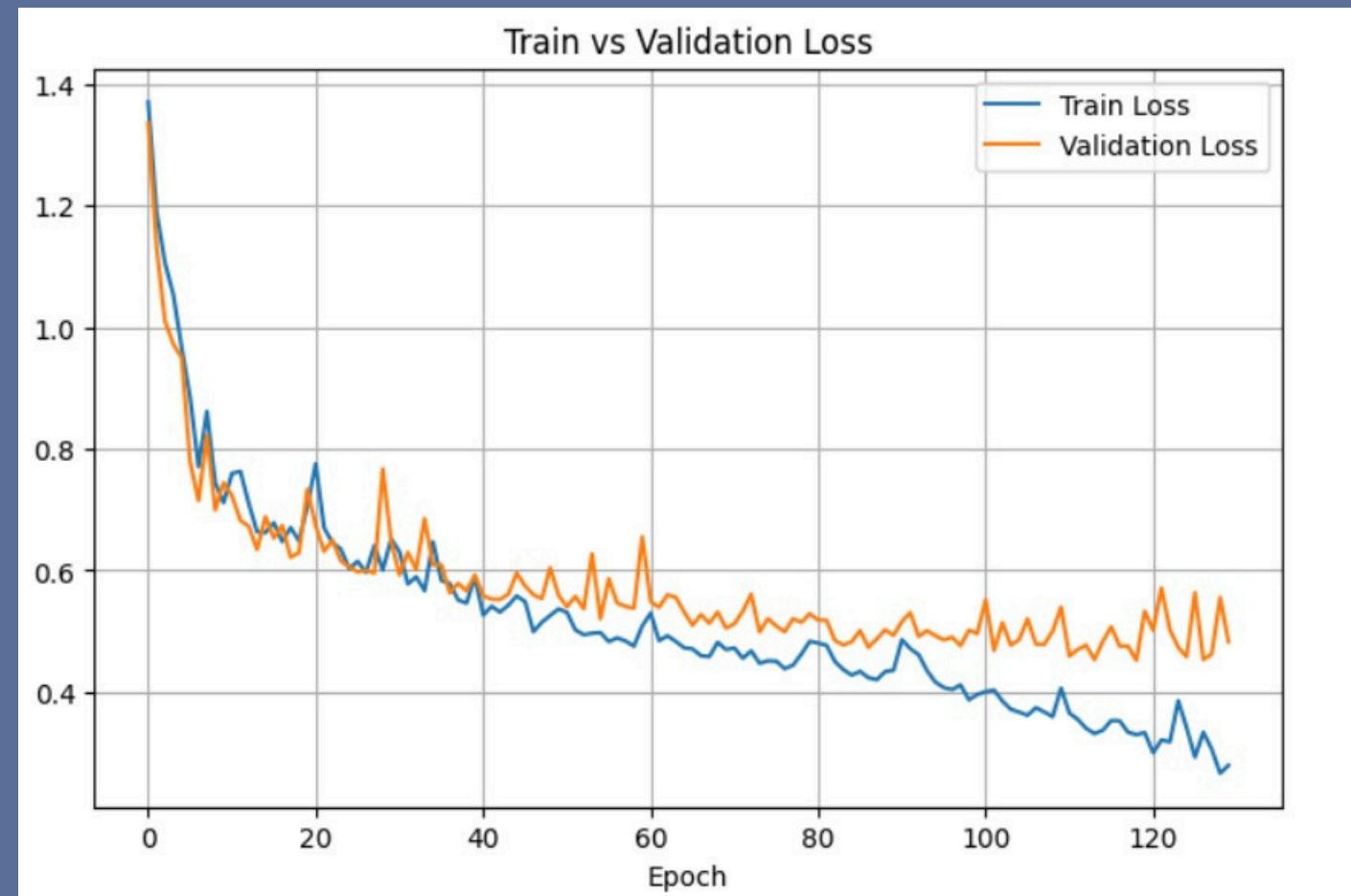
ENTRENAMIENTO

- División: 80/20 (train/val).
- Optimizer: Adam
(Momentum + RMSprop),
LR = $1e-4$.
- Función de pérdida:
CrossEntropy con pesos
por clase.
- Batch size = 2, Epochs =
130.
- Hardware: GPU P100
(Colab/Kaggle).

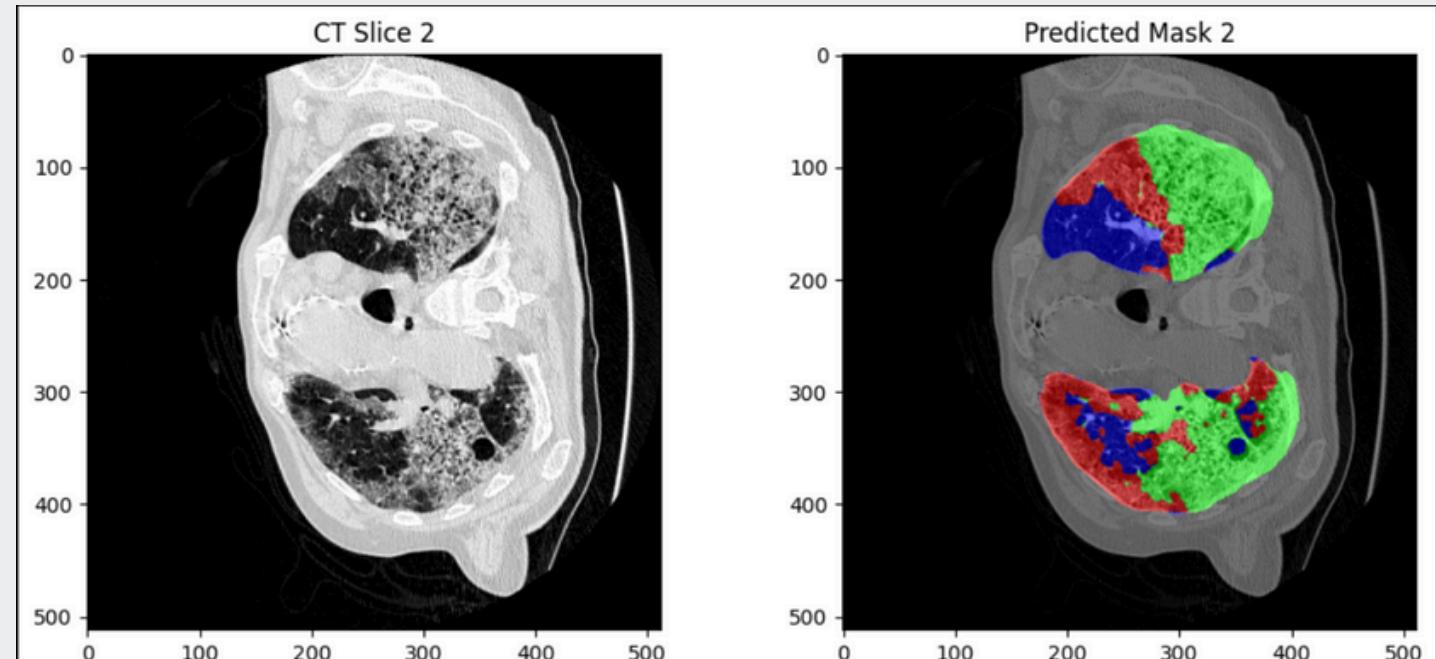
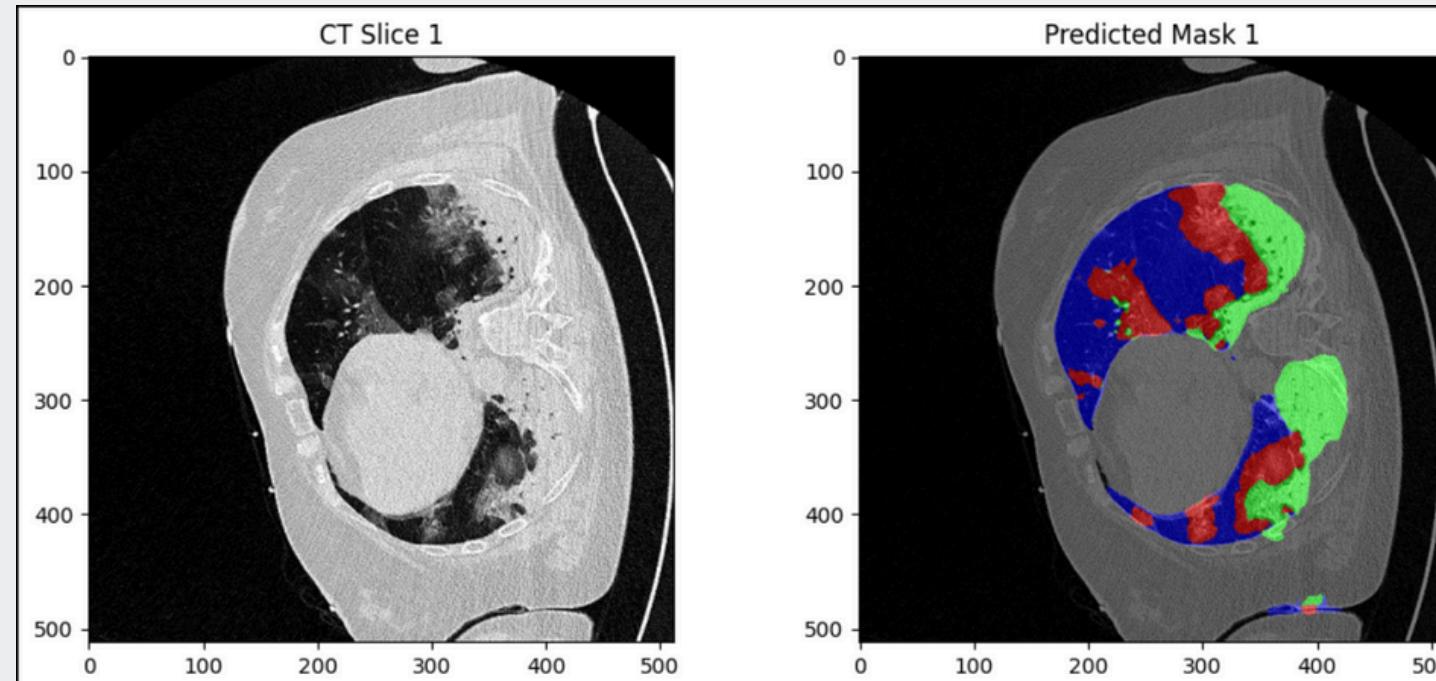
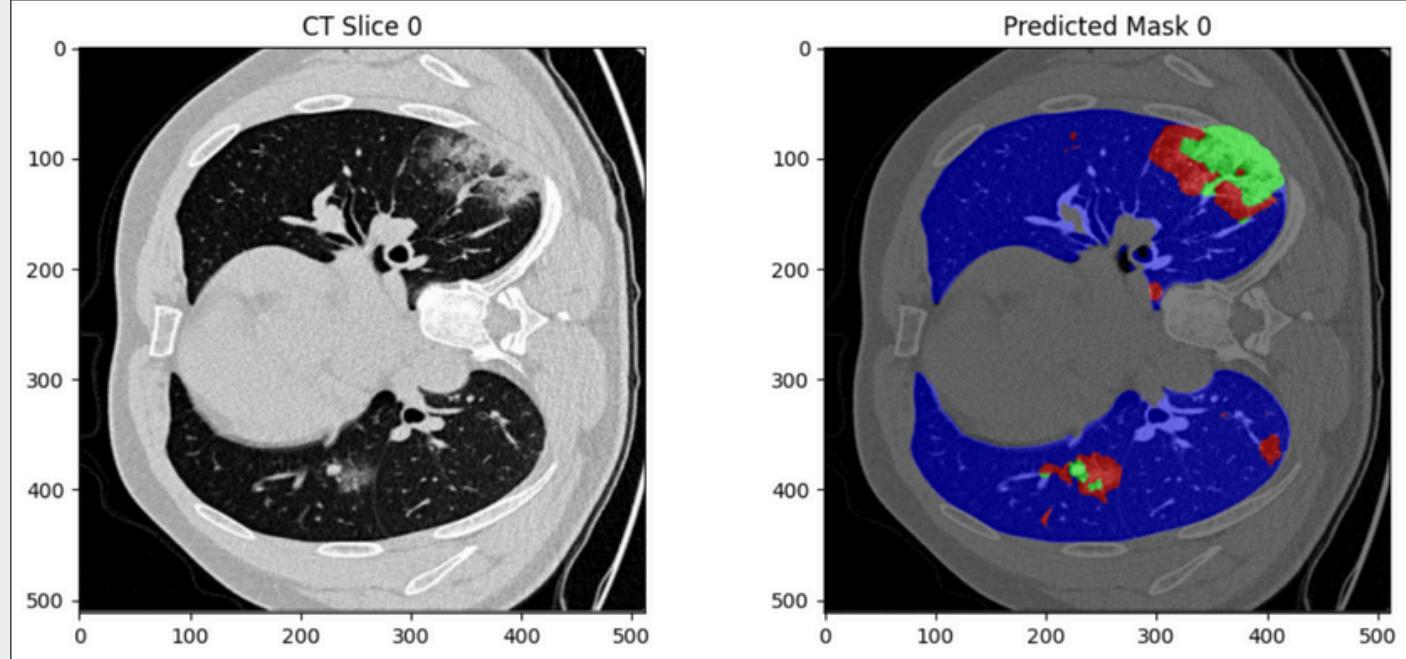


CURVA DE PÉRDIDA

- Pérdida disminuye progresivamente durante el entrenamiento.
- Evidencia de aprendizaje de patrones en las imágenes CT.
- Detectamos que el modelo presenta overfitting



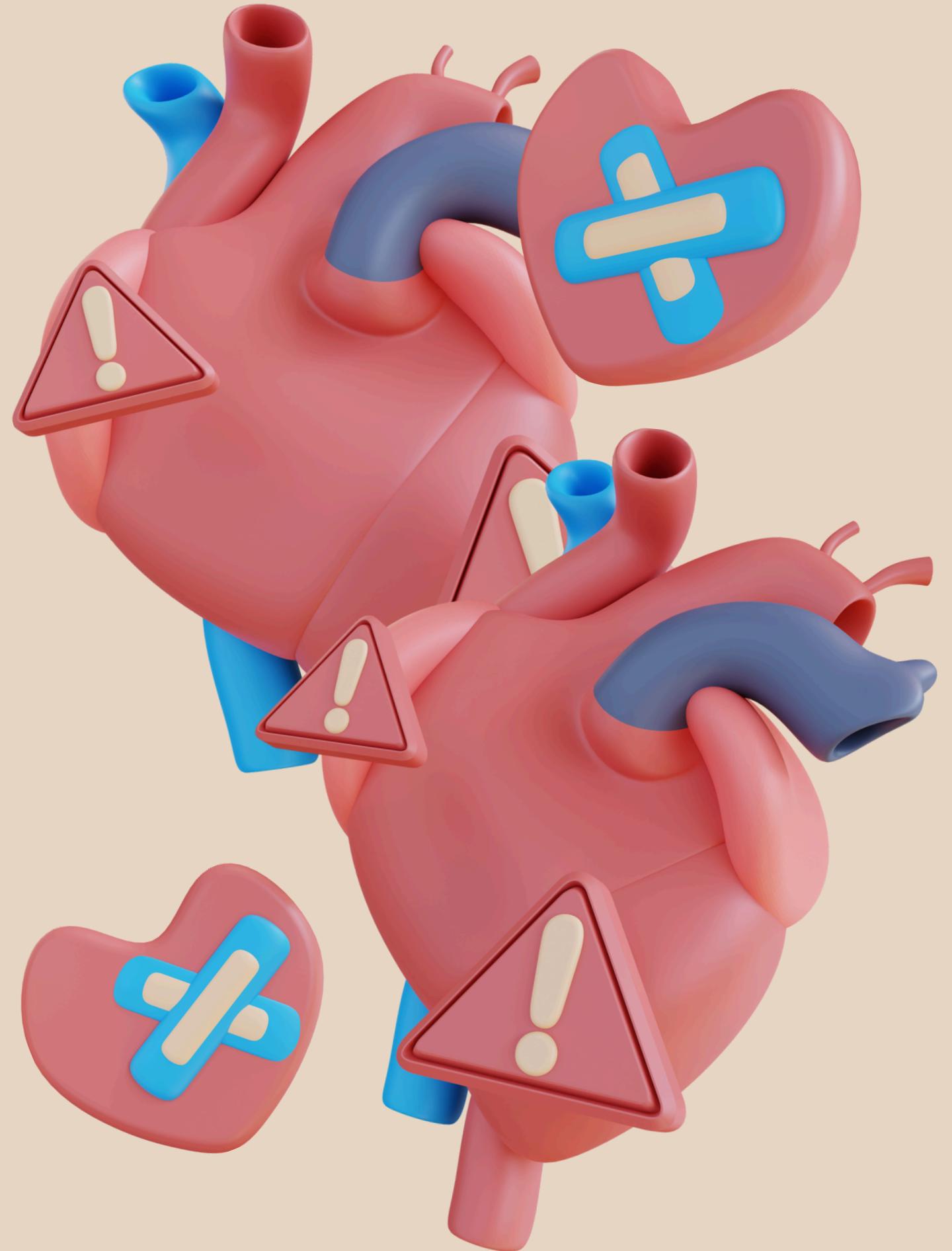
RESULTADOS VISUALES



- El modelo logra identificar estructuras básicas.
- Diferencias notorias en regiones pequeñas o difusas.

**GROUND GLASS, CONSOLIDACIONES,
OTRAS REGIONES PULMONARES.**

RESULTADOS CUANTITATIVOS



- Métrica usada: F1-score (pixel-wise).
- Se promedia entre clases y sobre las 10 imágenes de test.
- Valores muestran aprendizaje básico, pero limitados por dataset pequeño.
- Train loss: 0.27
- Val loss: 0.48

```
... images shape: (100, 512, 512, 1)
masks shape: (100, 512, 512, 4)
Usando dispositivo: cuda
Epoch 0, Train Loss: 1.3708, Val Loss: 1.3359
Epoch 1, Train Loss: 1.1893, Val Loss: 1.1309
Epoch 2, Train Loss: 1.1062, Val Loss: 1.0101
Epoch 3, Train Loss: 1.0538, Val Loss: 0.9724
Epoch 4, Train Loss: 0.9658, Val Loss: 0.9498
Epoch 5, Train Loss: 0.8844, Val Loss: 0.7784
Epoch 6, Train Loss: 0.7706, Val Loss: 0.7150
Epoch 7, Train Loss: 0.8618, Val Loss: 0.8221
Epoch 8, Train Loss: 0.7440, Val Loss: 0.6999
Epoch 9, Train Loss: 0.7118, Val Loss: 0.7442
Epoch 10, Train Loss: 0.7597, Val Loss: 0.7227
Epoch 11, Train Loss: 0.7633, Val Loss: 0.6826
Epoch 12, Train Loss: 0.7102, Val Loss: 0.6726
Epoch 13, Train Loss: 0.6635, Val Loss: 0.6345
Epoch 14, Train Loss: 0.6624, Val Loss: 0.6884
Epoch 15, Train Loss: 0.6784, Val Loss: 0.6531
Epoch 16, Train Loss: 0.6475, Val Loss: 0.6740
Epoch 17, Train Loss: 0.6704, Val Loss: 0.6217
Epoch 18, Train Loss: 0.6489, Val Loss: 0.6293
Epoch 19, Train Loss: 0.7053, Val Loss: 0.7336
Epoch 20, Train Loss: 0.7755, Val Loss: 0.6739
Epoch 21, Train Loss: 0.6701, Val Loss: 0.6314
...
Epoch 126, Train Loss: 0.3336, Val Loss: 0.4533
Epoch 127, Train Loss: 0.3058, Val Loss: 0.4625
Epoch 128, Train Loss: 0.2661, Val Loss: 0.5558
Epoch 129, Train Loss: 0.2794, Val Loss: 0.4826
```

KAGGLE

COVID-19 CT Images Segmentation

Submit Prediction ...

Overview Data Code Models Discussion Leaderboard Rules Team Submissions

Rank	User	Profile	Score	Submissions	Avg. Time
31	Carlos Fonseca M		0.65534	2	8h

 Your Best Entry!
Your most recent submission scored 0.65534, which is an improvement over your previous score of 0.59371. Great job!

- Nuestro ranking dentro de kaggle nos coloca en la posición 31/88
- Esto quiere decir que, si bien tenemos muchas áreas de mejora, nuestra implementación actual ya logra una buena predicción.

CONCLUSIONES



- Fortalezas: El modelo aprende patrones básicos de segmentación, se consideró desbalance de clases en la pérdida.
- Limitaciones: Dataset pequeño, no se aplicó data augmentation, no se usó transferencia de aprendizaje.
- Mejoras futuras: Transfer learning, aumentación de datos, optimización de hiperparámetros.

REFERENCIAS

- Kaggle: COVID-19 CT Images Segmentation (2020).
- Ronneberger et al., “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”, MICCAI 2015.
- The Radiology Assistant – COVID-19 CORADS Classification.