



**UNIVERSIDAD
DE GRANADA**

ETSIIT
Escuela Técnica Superior
de Ingenierías Informática
y de Telecomunicación



TRABAJO FIN DE MASTER

Desarrollo de una aplicación
para clasificación de imágenes
histológicas

Fernando Palomino Cobo

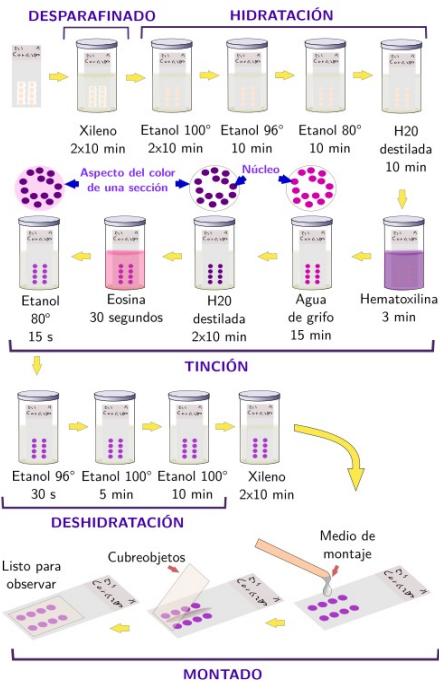
DNI: 76066820R
Fecha: 15/9/23

Creación de las imágenes

Muestra de biopsia



Tratamientos previos



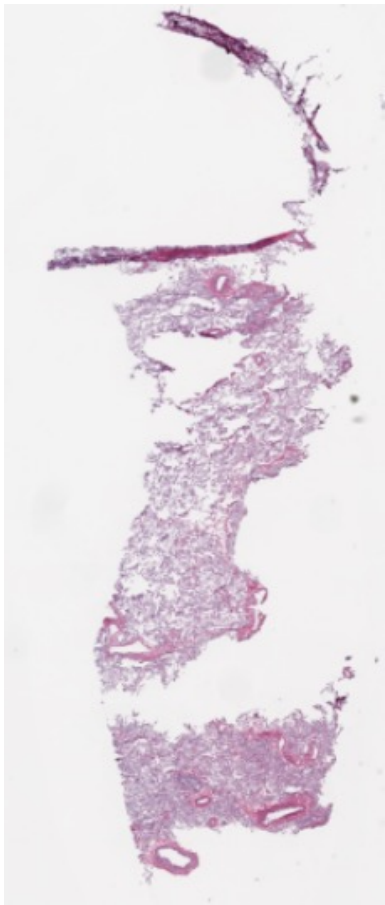
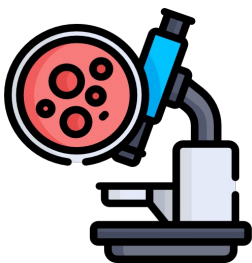
Hematoxilina
Colorante básico

Núcleos
celulares

Eosina
Colorante ácido

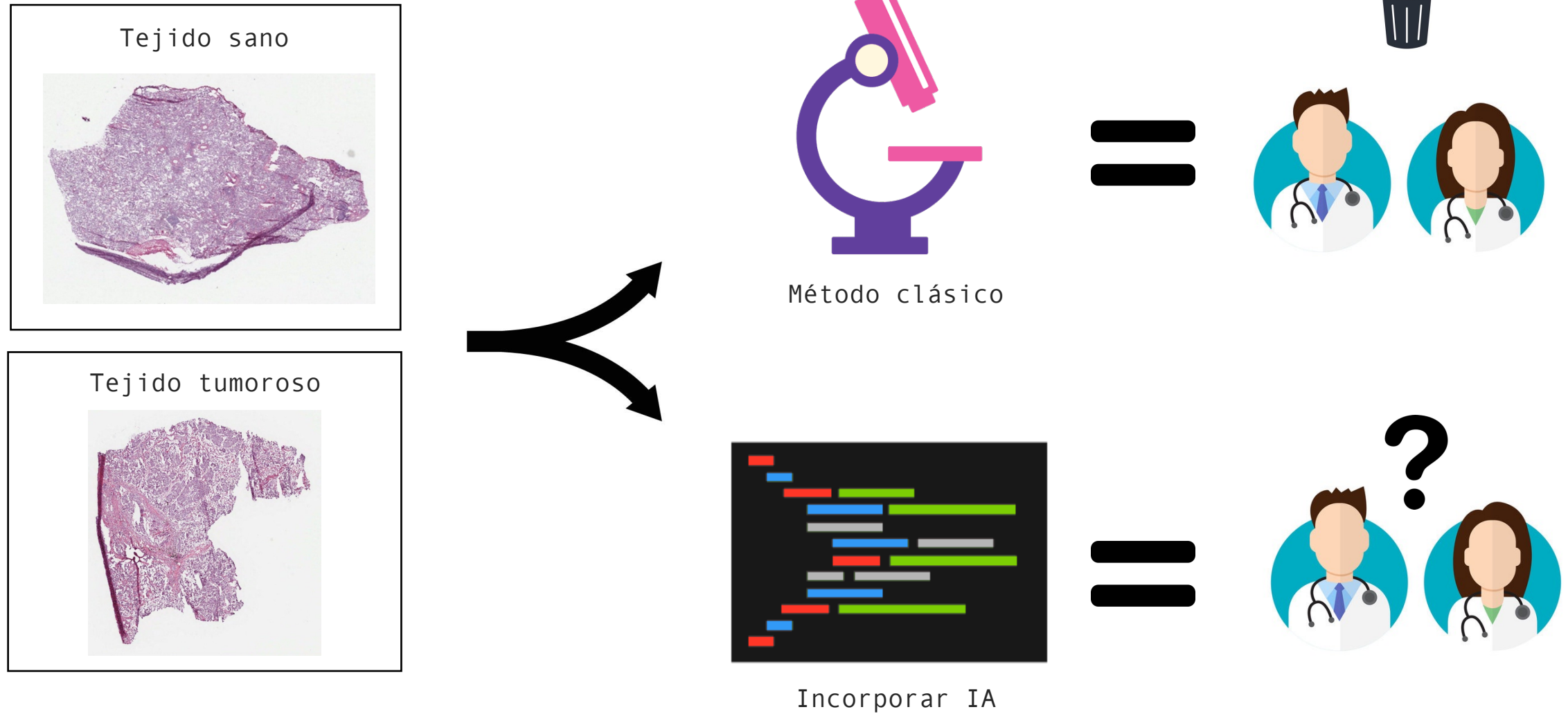
Citoplasmas

Digitalizar imagen



Whole Slide Image (WSI)

Problema: unión de la IA con análisis de imágenes histopatológicas

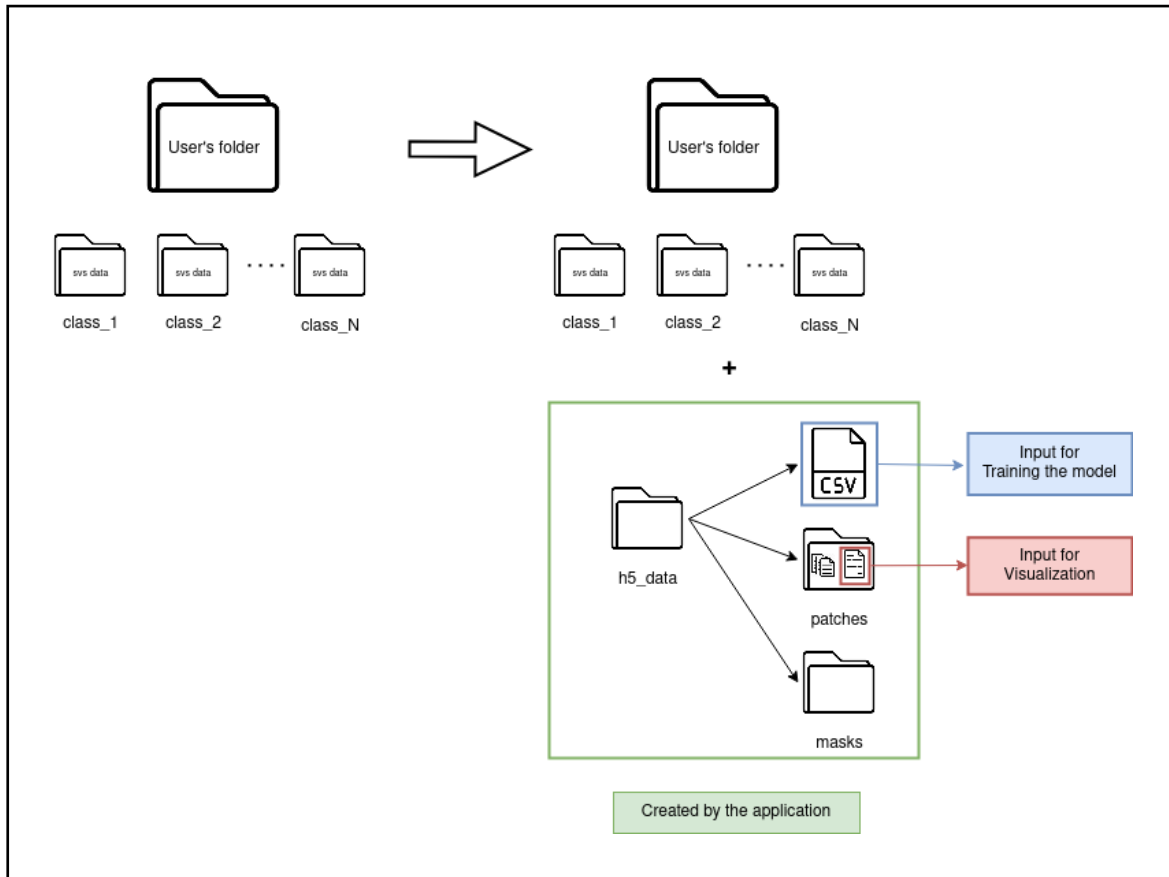




Friendly Pathology application
for Artificial Intelligence



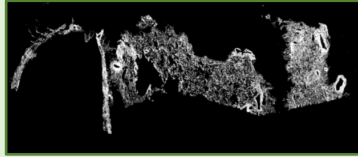
<https://github.com/FernandoPC25/FPathai>



Lo único que tiene que hacer el usuario es agrupar los datos en carpetas y usar los elementos creados por la aplicación.

Método de Otsu

- Diferenciar imagen y fondo
- Maximizar varianza entre las clases

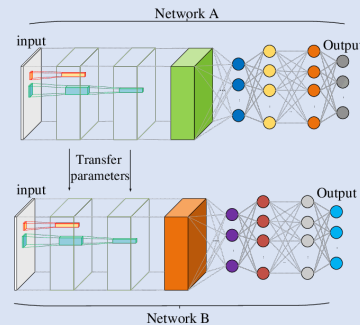


Crear patches

- Si se supera un umbral

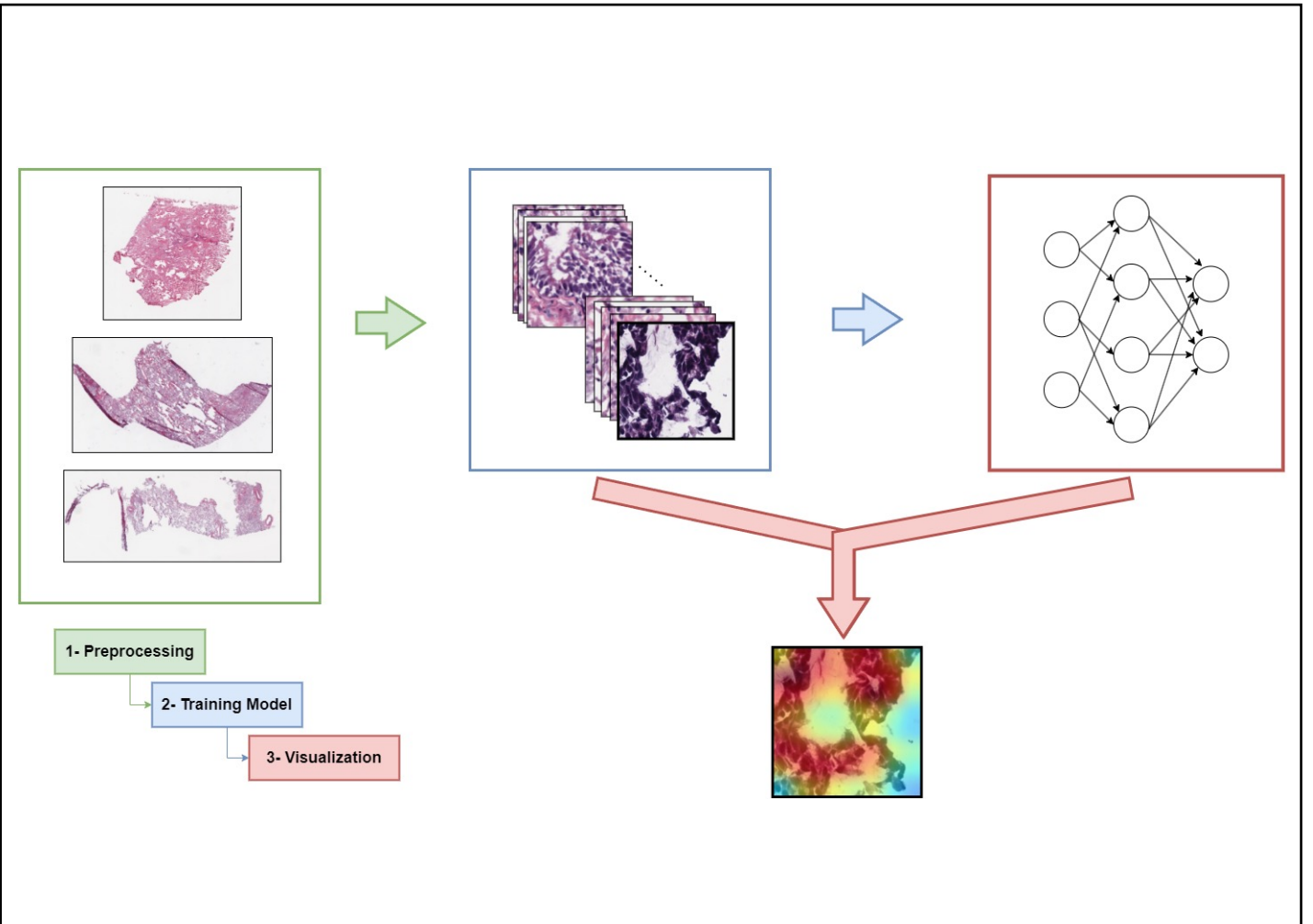
Transfer Learning

- Diferentes modelos
- Todas las capas congeladas excepto las dos últimas
- Se añade:
 - Capa batch normalization
 - Capa densa de 128 neuronas
 - Dropout de 0.1
 - Softmax
- Selección de hiperparámetros



Grad-CAM

- Red convolucional ya entrenada
- Se obtienen predicciones de una imagen
- Se hace backpropagation
- Calcular gradientes última capa convolucional
- Los gradientes se ponderan según su importancia
- Se crea mapa de activación



Vamos a probar dos experimentos directamente desde



Pathai

Caso binario: Cáncer de mama

Dataset utilizado

1976.svs imágenes descargadas de



Seleccionadas de forma aleatoria

100 control

100 tumor

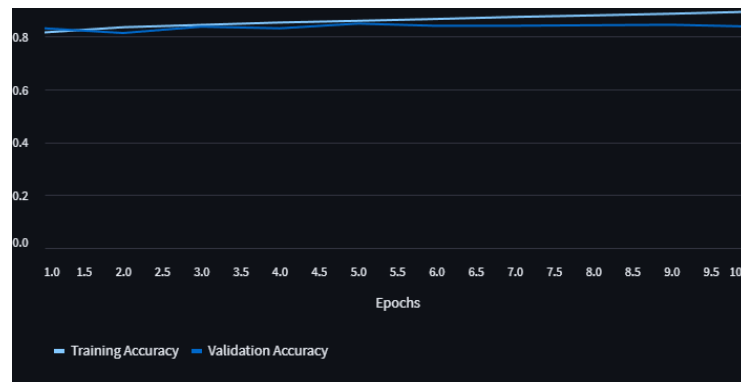
Patch size	64
Patches generados por imagen	1000
Patches aleatorios usados por imagen	500

Train	64000
Validation	16000
Test	20000

Configuración del modelo

Model	VGG16
Batch size	32
Epochs	10
Optimizer	Adam
Learning rate	0.001

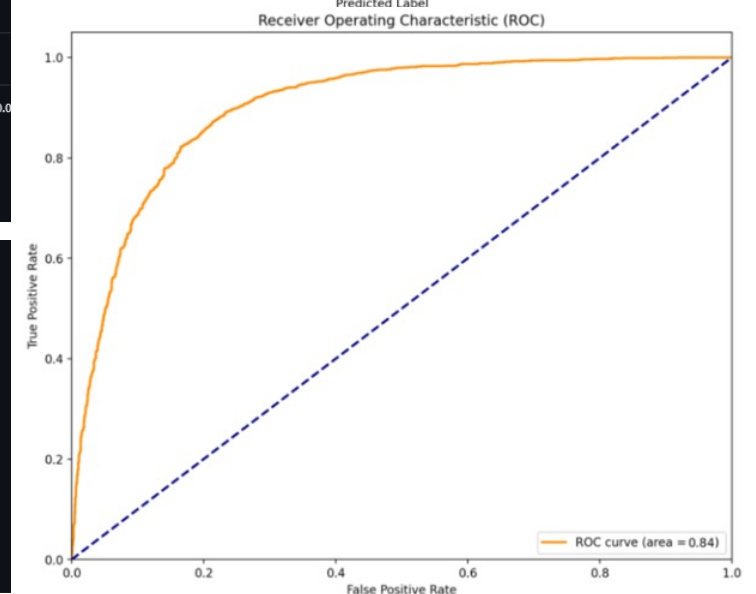
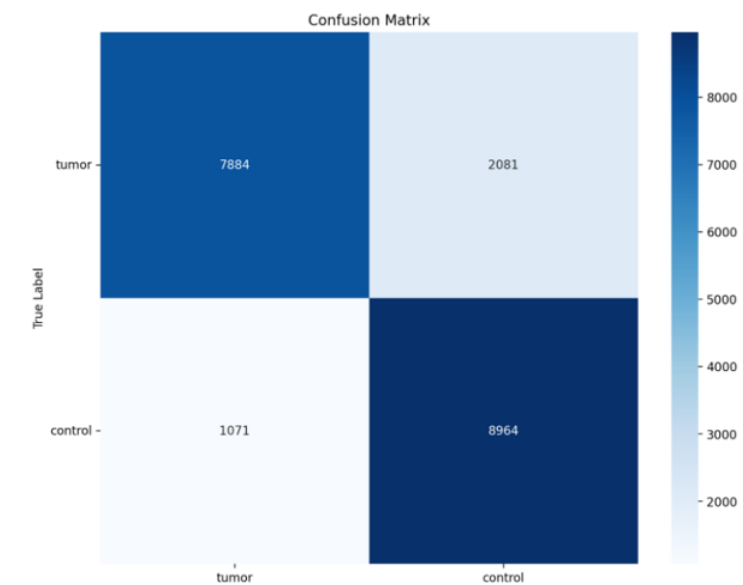
Resultados



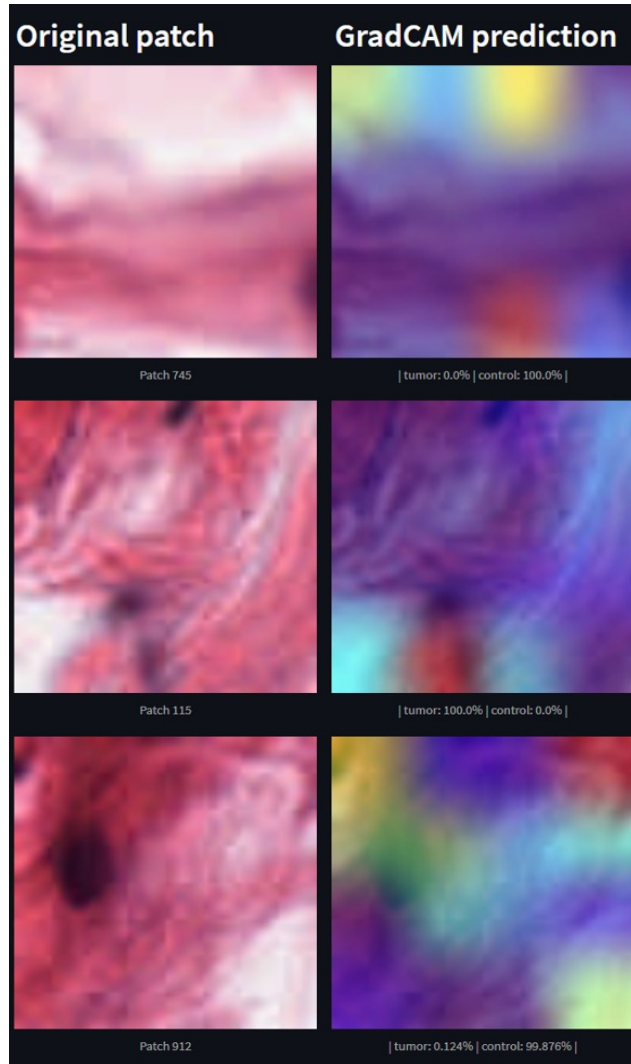
Classification Metrics

Metric	Value
Loss	0.3922
Accuracy	0.8424
F1-Score	0.8428
Precision	0.8476
Recall	0.8424
AUC	0.8422

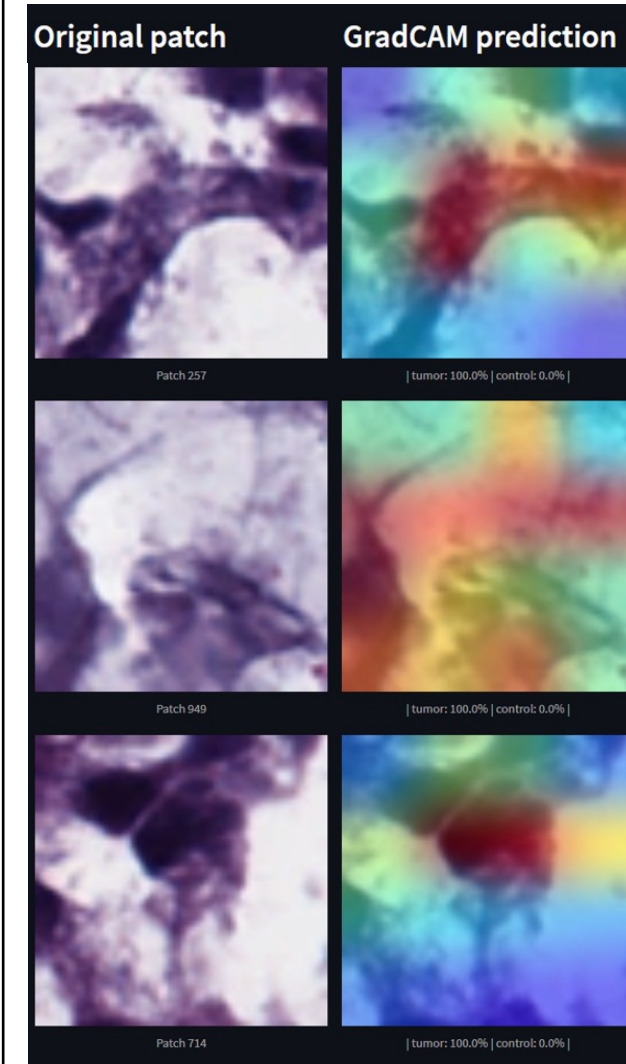
Training finished in 89.87 min



control



tumor



Caso multi-clasificación: Cáncer de pulmón

Dataset utilizado

2167.svs imágenes descargadas de



Seleccionadas de forma aleatoria

100 control

100 LUAD - adenocarcinoma

100 LUSC - carcinoma células escamosas

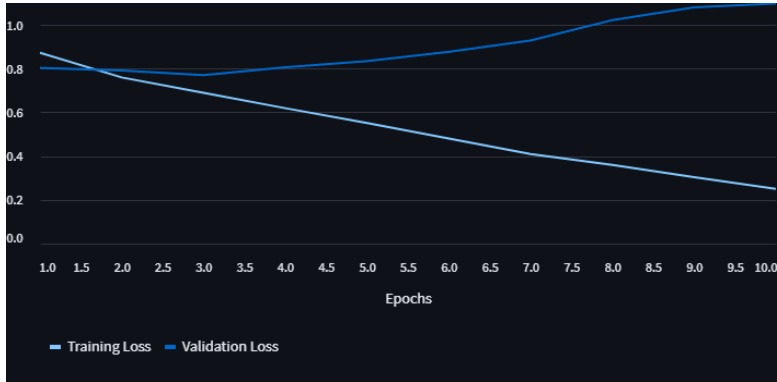
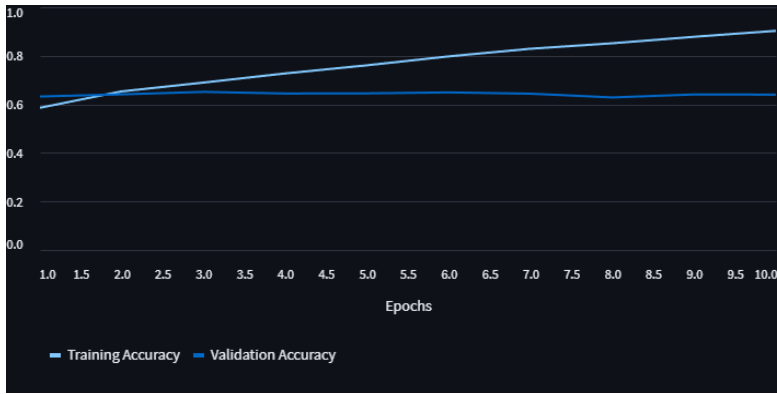
Patch size	128
Patches generados por imagen	500
Patches aleatorios usados por imagen	300

Train	57600
Validation	14400
Test	18000

Configuración del modelo

Model	VGG16
Batch size	64
Epochs	10
Optimizer	SGD
Learning rate	0.0003

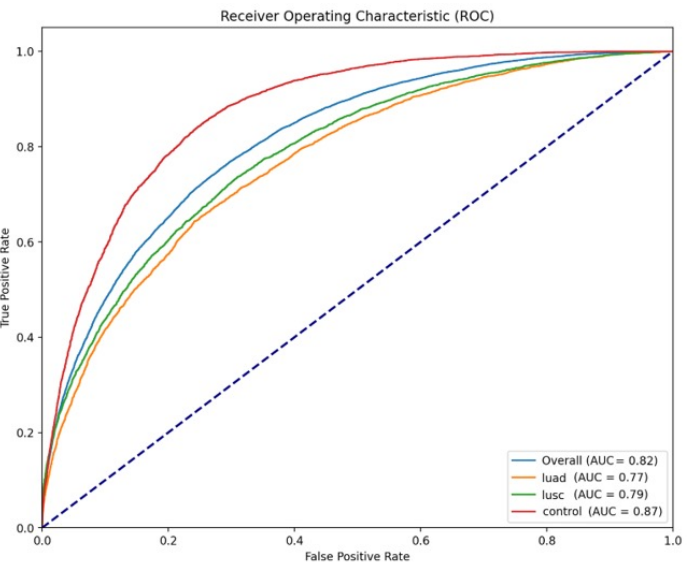
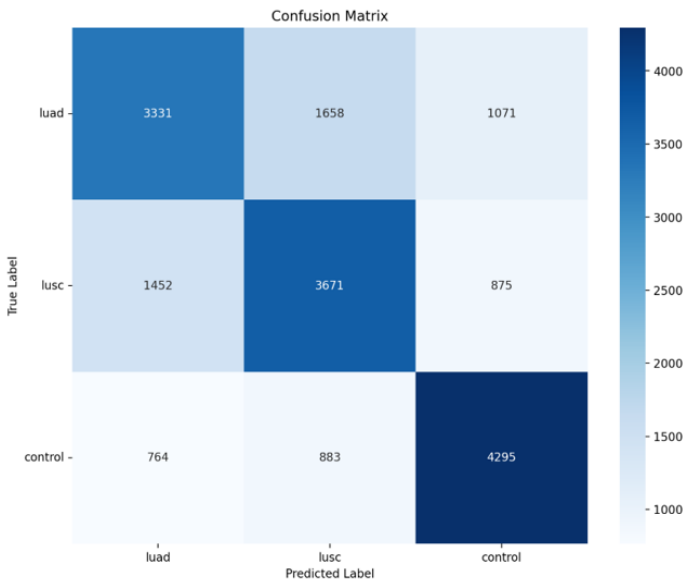
Resultados



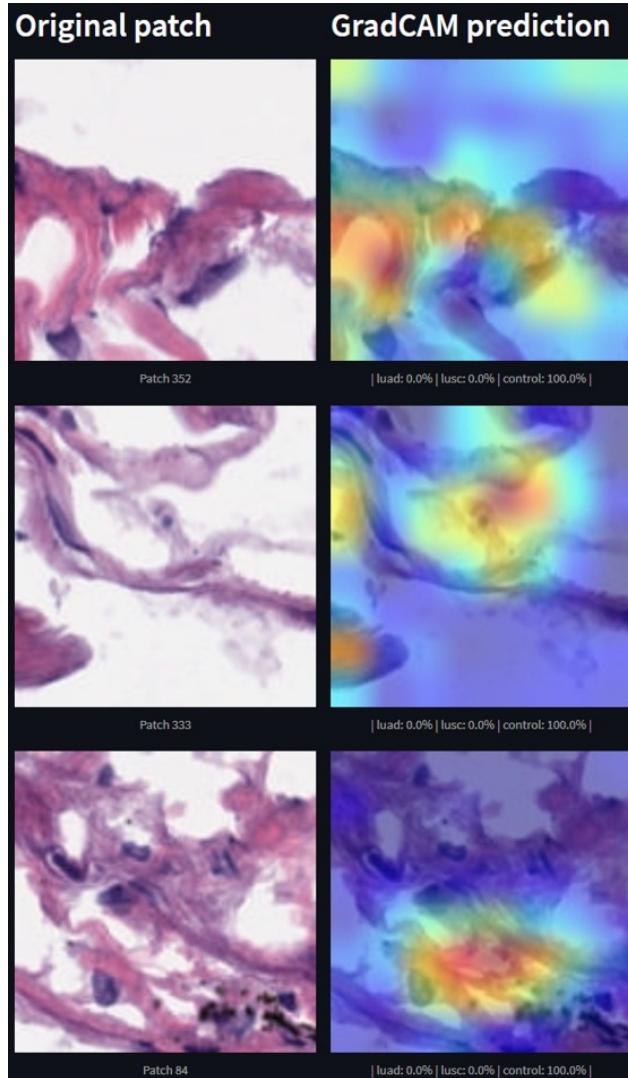
Classification Metrics

	Value
Loss	1.0818
Accuracy	0.6276
F1-Score	0.6289
Precision	0.6312
Recall	0.6276
AUC	0.8152

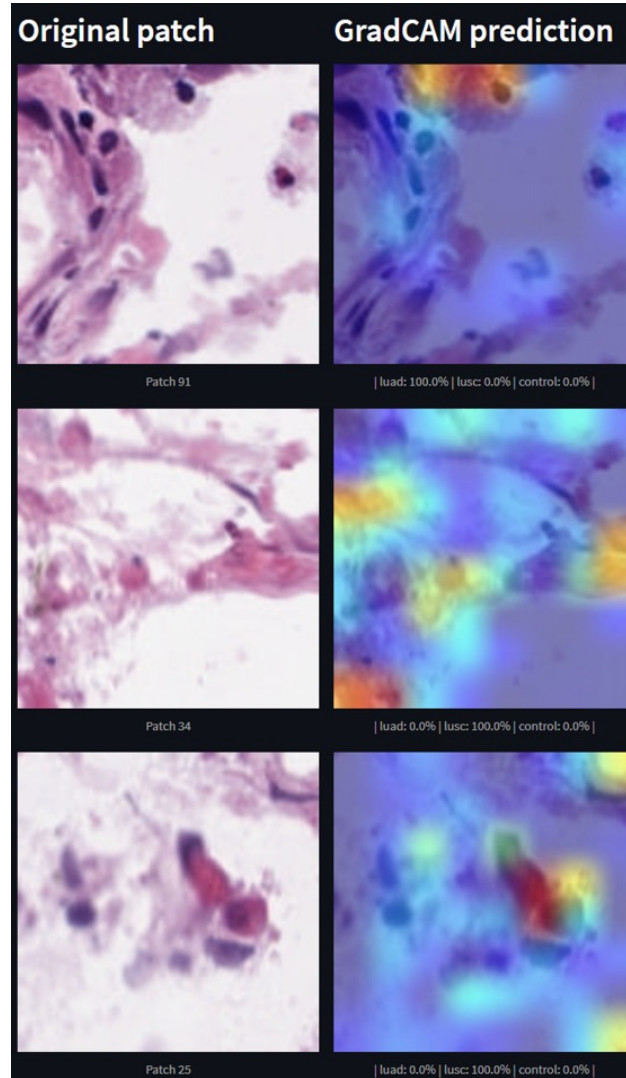
Training finished in 318.71 min



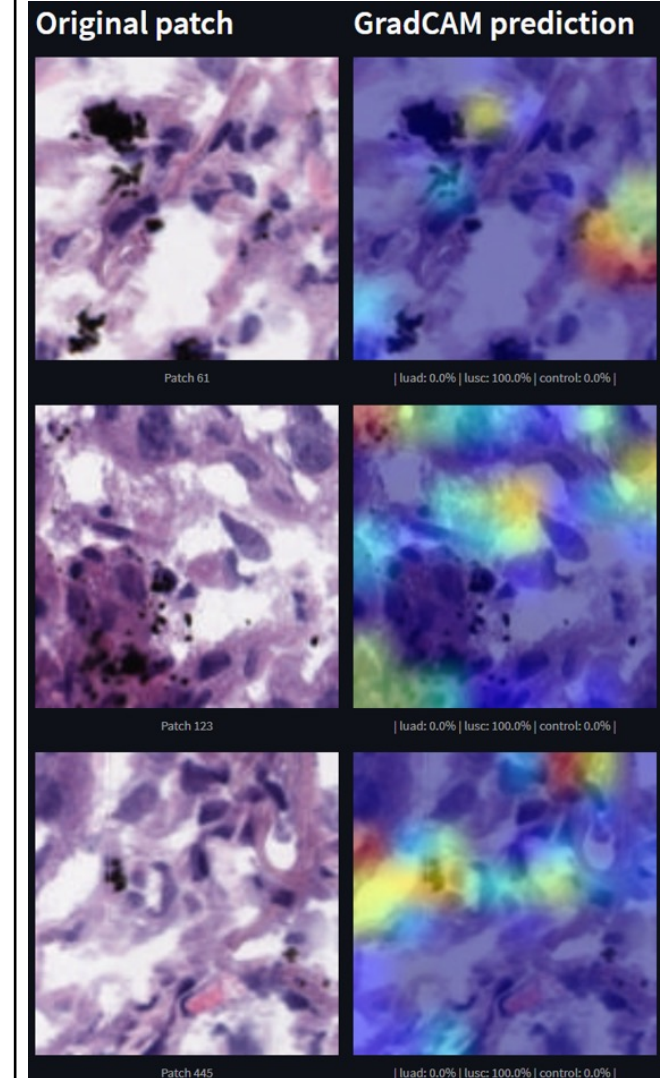
control



LUAD



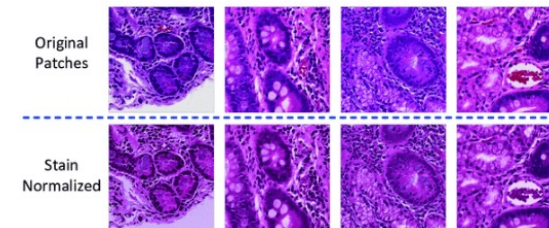
LUSC



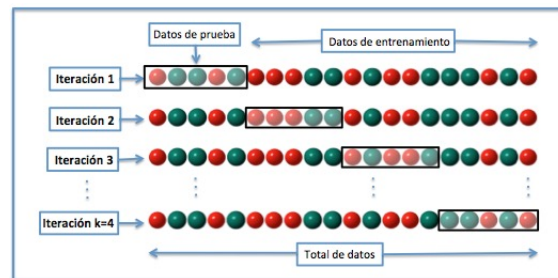
Añadir diferentes formatos de WSI

.tif	.tiff	.dcm
.ndpi	.vms	.vmu
.csn	.lif	...

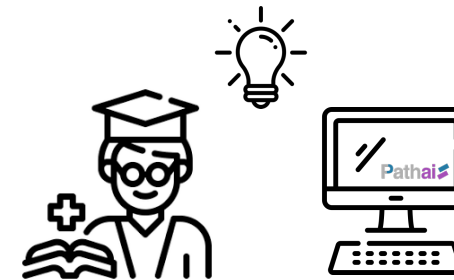
*Técnicas de normalización de tintado
(stain normalization)*



Extender metodologías de validación



Estudiantes de medicina como usuarios de prueba



*La inteligencia artificial no
reemplazará a los **patólogos**, pero
los que sepan incorporar la inteligencia
artificial sí que reemplazarán a los que
no sepan usarla.*





¡Muchas gracias por su atención!