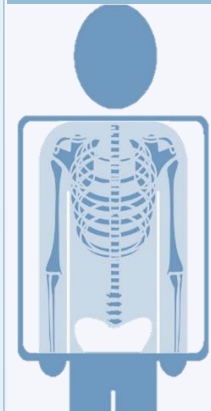


INTRODUCCIÓN



- La **radiografía de tórax** es una de las pruebas más solicitadas en los departamentos de urgencias y atención primaria debido a su **rápida adquisición**, **coste asequible** y **baja dosis de radiación**.
- Estas presentan una gran **complejidad en su interpretación**, sobre todo para médicos no especialistas.
- El desarrollo de algoritmos automatizados basados en técnicas de **aprendizaje profundo** podría proporcionar un **apoyo en el análisis** de estas imágenes.

OBJETIVOS

- Desarrollo de **modelos de aprendizaje profundo** para la detección de las patologías torácicas más comunes.
- Validar los resultados** obtenidos.
- Construir un **entorno software** que permita al usuario hacer uso de los modelos entrenados.
- Implementar técnicas que permitan **interpretar las predicciones**.

METODOLOGÍA

1. Selección de los datos y preprocesado



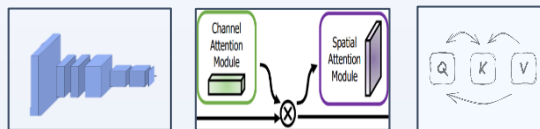
Base de datos pública PadChest

Redimensionado + normalización + aumento de datos + CLAHE + operaciones morfológicas

2. Entrenamiento de los modelos

Tarea 2.1
Clasificación binaria normal/patológica

Comparación de 3 arquitecturas:



CNN (ResNet-18) CNN + CBAM ViT

Tarea 2.2
Clasificación multi-etiqueta en 17 patologías

Comparación de 2 CNN:
ResNet-50 y Densenet-121

3. Validación de los resultados

Matriz de confusión



Curva ROC



Métricas de rendimiento:
Sensibilidad, F1-Score, AUC...



4. Diseño de la app de escritorio

Integración de los modelos en un módulo de 3D Slicer

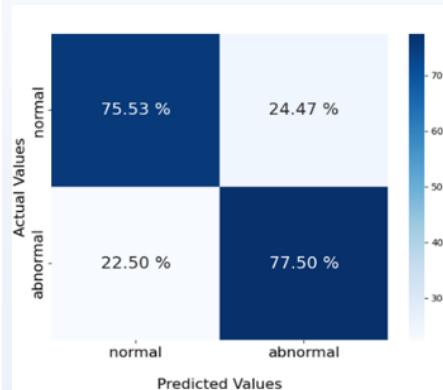
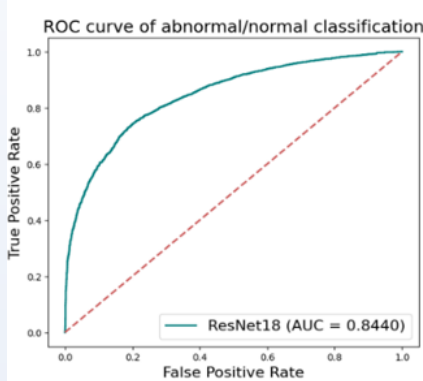
Predicciones



Mapas de activación

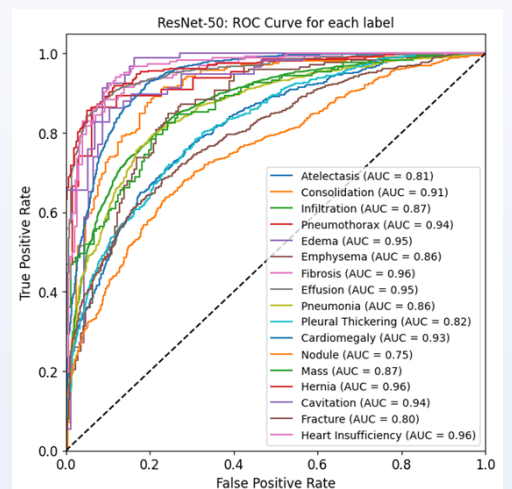
RESULTADOS

Clasificación normal/patológica con el modelo ResNet-18



Clasificación de las 17 patologías con el modelo ResNet-50 entrenado desde cero

Patología	AUC	F1-Score
Atelectasia	0.8133	0.7402
Cavitación	0.9423	0.8649
Consolidación	0.9088	0.8190
Edema	0.9458	0.8995
Enfisema	0.8587	0.7720
Fibrosis	0.9560	0.8825
Infiltraciones	0.8714	0.7873
Masas	0.8662	0.7900
Neumonía	0.8591	0.7877
Nódulos	0.7534	0.6326
Hernia	0.9617	0.8924
Fractura	0.7969	0.7139
Cardiomegalia	0.9349	0.8665
Insuficiencia cardíaca	0.9631	0.8889
Derrame pleural	0.9549	0.8950
Engrosamiento pleural	0.8173	0.7442
Neumotórax	0.9408	0.8618



CONCLUSIONES

- La red ResNet-18, con un AUC de 0.844 y sensibilidad de 0.775, ha demostrado un rendimiento superior en la identificación de radiografías anormales frente a las arquitecturas basadas en *Transformers*. Los mecanismos de atención no han supuesto mejoras significativas en los resultados obtenidos.
- En la clasificación multi-etiqueta, la red ResNet-50 ha presentado un AUC medio de 0.89, siendo superior al resultado de Densenet-121, donde se obtuvo un AUC medio de 0.87. Los resultados son comparables a los encontrados en el estado del arte.
- Los mapas de activación demuestran la capacidad de localización precisa de las diferentes alteraciones.

REFERENCIAS

- [1] A. Rehman, A. Khan, G. Fatima, S. Naz, and I. Razzak, "Review on chest pathologies detection systems using deep learning techniques," *Artif Intell Rev*, pp. 1–47, 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10457-9.
- [2] I. M. Baltuschat, H. Nickisch, M. Grass, T. Knopp, and A. Saalbach, "Comparison of Deep Learning Approaches for Multi-Label Chest X-Ray Classification," *Sci Rep*, vol. 9, no. 1, p. 6381, 2019, doi: 10.1038/s41598-019-42294-8.