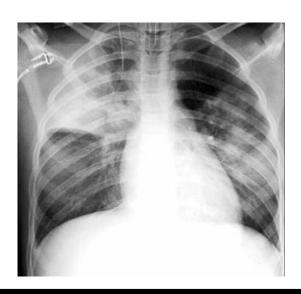
#### "Detección de Neumonía, a través de las imágenes de radiografías con CNN"

Autora: Daniela Rojas Poblete





#### Fuente de datos

### kaggle

Este proyecto está basado en un dataset extraído de la plataforma Kaggle, la cual, es una plataforma abierta que cuenta con múltiples data sets públicos.

El dataset se trata de 3 carpetas cargadas con radiografías normales y radiografías con Neumonía, corresponde a pacientes pediátricas de 1 a 5 años, son radiografías reales.

| Chest X-Ray Images (Pneumonia)<br>5,863 images, 2 categories   |   |
|--|---|
| Data Card Code (3170) Discussion (65) Suggestions (0)  |   |
| About Dataset  | Usability <sup>©</sup> 7.50                       |
| Context  | License   |
| http://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674(18)30154-5  | Other (specified in description)                  |
| Normal Bacterial Presumonia Viral Presumonia   | Expected update frequency<br>Not specified        |
|  | Tags  |
|  | Health Biology                                    |
|  | Online Communities                                |
|  | [mage ] [Medicine                                 |
| Figure 56. Illustrative Examples of Chest X-Rays in Patients with Pneumonia, Related to Figure<br>the normal chest X-ray (left panel) depicts clear lungs without any areas of abnormal opacific<br>placed lyability at least olivar consolidation, in this case in the right upper lobe (white arrows)<br>the consolidation of the consol | eation in the image. Bacterial pneumonia (middle) |

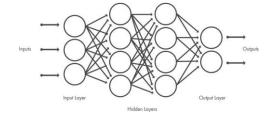


#### Detalles generales del proyecto

Para el desarrollo del proyecto se implementó una red neuronal convolucional (CNN), de clasificación binaria, utilizando Keras con TensorFlow, aplicando técnicas como data aumentation, early stopping y ajuste de umbral basado en la curva de ROC para mejorar el rendimiento en el conjunto de test. También se realizo Tuning y Ensamble.









DEEP LEARNING



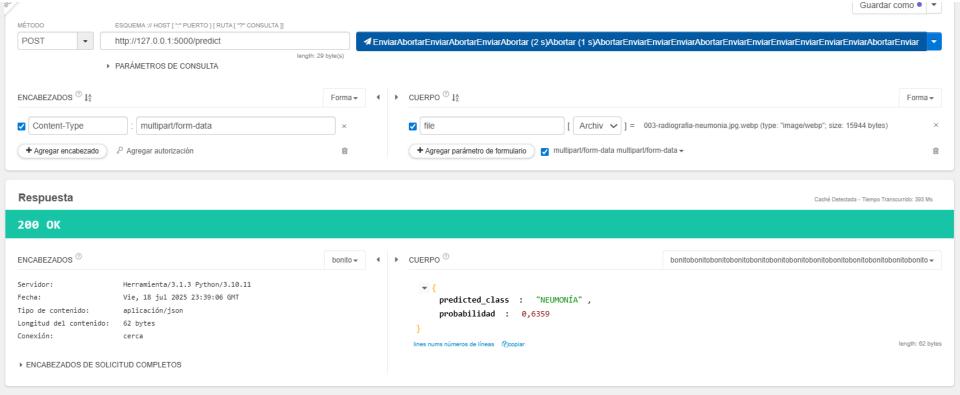


### EDA Análisis exploratorio de datos

El dataset utilizado, estaba estructurado en tres carpetas: train, test y val. Durante el análisis exploratorio de datos (EDA), se construyó un dataframe para examinar las etiquetas o nombre de las radiografías. Se observó que existían múltiples imágenes correspondientes a una misma persona diagnosticada con Neumonía, e incluso casos en los que una misma persona que tenía Neumonía tanto de origen viral como bacteriano. Para evitar sesgos en el entrenamiento del modelo y garantizar la independencia entre observaciones, se optó por conservar una sola imagen por persona. En los casos donde un paciente presentaba ambos tipos de neumonía (viral y bacteriana), se mantuvo una imagen de cada tipo. Esta estrategia permitió reducir la redundancia de los datos y alcanzar un conjunto más equilibrado y representativo, clave para un entrenamiento robusto y una evaluación objetiva del modelo, y posteriormente se dejaron los datos balanceados, proceso clave en el EDA.



Caso 1: Se cargo una foto pediátrica, sacada de internet, con Neumonía, y se pone a prueba la app, da una respuesta correcta que se puede visualizar en la imagen que se ve a continuación.





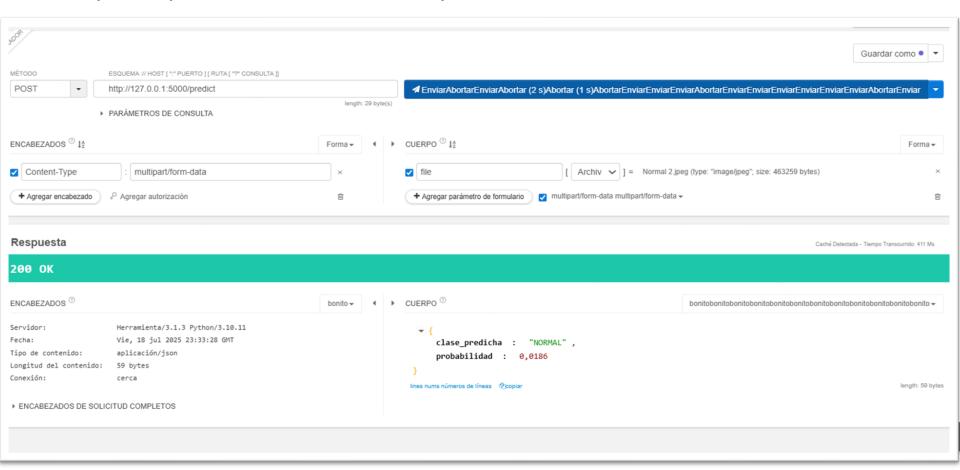
Se replica el ejercicio en Google colab, dando la misma respuesta (se comparte foto de la predicción.

```
1 # === Cargar los modelos entrenados ===
 2 from tensorflow.keras.models import load_model
3 import numpy as np
 4 from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
5 from PIL import Image
 6 import matplotlib.pyplot as plt
7 import io
9 # Cargar modelos guardados
10 modelo1 = load model("modelo afinado tuning.keras")
11 modelo2 = load_model("modelo_2_ensamble.keras")
13 # === Función de ensamble con probabilidad ===
14 def predict_ensemble(model1, model2, image_array, threshold=0.5):
pred1 = model1.predict(image_array)[0][0]
16 pred2 = model2.predict(image_array)[0][0]
17   avg pred = (pred1 + pred2) / 2
18 class_label = 'PNEUMONIA' if avg_pred > threshold else 'NORMAL'
19 return class label, avg pred
21 # === Probar con una imagen ===
22 # Ruta de una imagen de prueba
23 image_path = "/content/003-radiografia-neumonia.jpg.webp" # Cambia por la ruta de tu imagen
25 # Cargar y preprocesar imagen
26 image = Image.open(image_path).convert("L")
27 image = image.resize((256, 256))
28 img_array = img_to_array(image) / 255.0
29 img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)
31 # Predicción con ensamble
32 class_label, prob = predict_ensemble(modelo1, modelo2, img_array)
34 # Mostrar resultado
35 print(f"Diagnóstico: {class_label} ({prob * 100:.2f}% de certeza)")
36 plt.imshow(image, cmap='gray'
37 plt.title(f"Predicción: {class_label} ({prob * 100:.2f}%)")
38 plt.axis('off')
39 plt.show()
```





Caso 2: Se cargo una imagen de radiografía pediátrica normal sacada de internet, y se pone a prueba en Talent API tester y da Normal.





Se replica el ejercicio en Google colab, dando la misma respuesta (se comparte foto de la predicción.)

```
1 # === Cargar los modelos entrenados ===
 2 from tensorflow.keras.models import load_model
 3 import numpy as np
 4 from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
 5 from PIL import Image
 6 import matplotlib.pyplot as plt
7 import io
9 # Cargar modelos guardados
10 modelo1 = load_model("modelo_afinado_tuning.keras")
11 modelo2 = load_model("modelo_2_ensamble.keras")
13 # === Función de ensamble con probabilidad ===
14 def predict_ensemble(model1, model2, image_array, threshold=0.5):
15 pred1 = model1.predict(image array)[0][0]
16 pred2 = model2.predict(image_array)[0][0]
17 avg_pred = (pred1 + pred2) / 2
18 class label = 'PNEUMONIA' if avg pred > threshold else 'NORMAL'
19 return class_label, avg_pred
21 # === Probar con una imagen ===
22 # Ruta de una imagen de prueba
23 image_path = "/content/Normal 2.jpeg" # Cambia por la ruta de tu imagen
25 # Cargar y preprocesar imagen
26 image = Image.open(image_path).convert("L")
27 image = image.resize((256, 256))
28 img_array = img_to_array(image) / 255.0
29 img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)
31 # Predicción con ensamble
32 class_label, prob = predict_ensemble(modelo1, modelo2, img_array)
33
34 # Mostrar resultado
35 print(f"Diagnóstico: {class_label} ({prob * 100:.2f}% de certeza)")
36 plt.imshow(image, cmap='gray')
37 plt.title(f"Predicción: {class_label} ({prob * 100:.2f}%)")
38 plt.axis('off')
39 plt.show()
```

```
1/1 _______ 1s 790ms/step
1/1 _______ 1s 521ms/step
Diagnóstico: NORMAL (1.86% de certeza)

Predicción: NORMAL (1.86%)

R
```

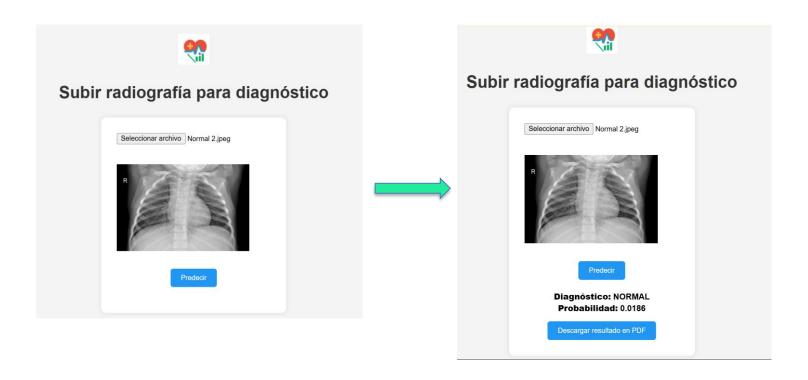


Una forma adecuada y práctica de presentar un trabajo de predicción es mediante el desarrollo de una API, la cual puede integrarse con una interfaz web construida en HTML. De esta manera, se facilita la interacción con el modelo, permitiendo subir imágenes y obtener diagnóstico.

A continuación, se muestra un ejemplo funcional de la solución implementada.









# Desafíos y proyección

- Este proyecto se trabajó con baja capacidad computacional, pero se solucionó utilizando colores grises e imágenes con el tamaño de 256 x 256 pixeles
- A futuro se sugiere incorporar imágenes de mayor resolución que incluyan descripciones más detalladas del diagnóstico. Asimismo, sería valioso el aplicar el modelo en otras poblaciones, por ejemplo, en adultos, para evaluar su desempeño en diferentes contextos clínicos.
- Además se propone ampliar este proyecto mediante la incorporación de técnicas de segmentación semántica, específicamente mediante redes U-Net, dada su alta efectividad en tareas clínicas de análisis de imágenes médicas.



#### Conclusión

Las herramientas basadas en Deep Learning, ofrecen un gran potencial para la interpretación de exámenes imagenológicos, constituyendo un primer paso hacia el desarrollo de múltiples soluciones innovadoras en el ámbito de la salud y servir en la toma de decisiones médicas.

