

# “Predicción Automatizada de Neumonía a Partir de Imágenes de Rayos X Utilizando Redes Neuronales Convolucionales (CNN)”

## 1. CONTEXTO DE APLICACIÓN

La neumonía es una infección pulmonar que afecta a millones de personas en el mundo cada año y representa una de las principales causas de hospitalización y mortalidad, especialmente en niños y adultos mayores. En regiones con recursos limitados, el diagnóstico temprano es un desafío debido a la falta de radiólogos y equipos de diagnóstico avanzados.

En este contexto, el uso de técnicas de **aprendizaje profundo (Deep Learning)** aplicadas a imágenes médicas se ha convertido en una herramienta prometedora para apoyar el diagnóstico clínico. En particular, las **redes neuronales convolucionales (CNN)** han mostrado resultados sobresalientes en tareas de clasificación de imágenes radiológicas.

Este proyecto se desarrolla con el propósito de construir un modelo de Deep Learning capaz de **detectar automáticamente casos de neumonía a partir de radiografías de tórax**, utilizando imágenes disponibles en repositorios públicos.

## 2. OBJETIVO DEL PROYECTO

El objetivo de este proyecto es desarrollar un modelo de aprendizaje profundo capaz de detectar neumonía en imágenes de rayos X de tórax, utilizando técnicas de redes neuronales convolucionales (CNN).

En concreto, se busca predecir si una imagen radiográfica corresponde a un paciente con neumonía o a un individuo sano, a partir de las características visuales presentes en las imágenes (como opacidades pulmonares, infiltrados o alteraciones estructurales).

## 3. DESCRIPCIÓN DEL DATASET

Para el desarrollo del proyecto se utilizará el conjunto de datos Chest X-Ray Images (Pneumonia), publicado en el repositorio Kaggle (fuente: <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>).

Este dataset contiene imágenes de rayos X de tórax (en formato JPEG) recopiladas de pacientes pediátricos del Guangzhou Women and Children’s Medical Center (China). Las imágenes fueron clasificadas por radiólogos certificados en dos categorías principales:

- **NORMAL**: pacientes sin evidencia radiológica de neumonía.
- **PNEUMONIA**: pacientes diagnosticados con neumonía, incluyendo casos bacterianos y virales.

El dataset ya se encuentra dividido en los tres subconjuntos:

Subconjunto	Nº de imágenes	Tamaño aproximado	Propósito
Entrenamiento	5216	1.2 GB	Ajuste de pesos del modelo

<b>Validación</b>	16	10 MB	Evaluación durante el entrenamiento
<b>Prueba</b>	624	150 MB	Evaluación final del modelo

En total, el dataset cuenta con aproximadamente 5,856 imágenes, con resoluciones que varían entre 1,024×1,024 y 2,048×2,048 píxeles.

Además, la distribución de clases no es completamente balanceada, ya que para la neumonía se tienen 4273 imágenes que representan el 73% de la data, mientras que para los pacientes normales se tienen 1583 imágenes, las cuales representan el 27%.

## 4. MÉTRICAS DE DESEMPEÑO

### 4.1. Métricas de Machine Learning

Dado que se trata de una **clasificación binaria (neumonía / normal)**, se utilizarán las siguientes métricas:

- **Accuracy:** proporción total de predicciones correctas.
- **Precision:** mide cuántas predicciones de neumonía fueron realmente correctas.
- **Recall (sensibilidad):** mide la capacidad del modelo para detectar todos los casos de neumonía.
- **F1-Score:** balance entre precisión y sensibilidad, útil ante clases desbalanceadas.
- **AUC-ROC:** mide la capacidad global del modelo para distinguir entre ambas clases.

Métricas de impacto clínico

Dado que se trata de una **clasificación binaria (neumonía / normal)**, se utilizarán las siguientes métricas:

- **Accuracy:** proporción total de predicciones correctas.
- **Precision:** mide cuántas predicciones de neumonía fueron realmente correctas.
- **Recall (sensibilidad):** mide la capacidad del modelo para detectar todos los casos de neumonía.
- **F1-Score:** balance entre precisión y sensibilidad, útil ante clases desbalanceadas.
- **AUC-ROC:** mide la capacidad global del modelo para distinguir entre ambas clases.

### 4.2. Métricas de impacto clínico

- Tasa de detección temprana de neumonía.
- Reducción del tiempo diagnóstico del personal médico.
- Minimización de falsos negativos (FN), críticos en salud.
- Tiempo de inferencia para evaluar la aplicabilidad en entornos clínicos.

## 5. REFERENCIAS Y RESULTADOS PREVIOS

Un estudio de **Kermany et al. (2018)**, utilizando el mismo dataset de **Chest X-Ray Pneumonia (Kaggle)**, logró una **precisión del 92.8% y una sensibilidad del 93.2%** mediante un modelo basado

en **transfer learning con InceptionV3**. Otros trabajos recientes han empleado arquitecturas como **ResNet50, DenseNet121 y VGG16**, alcanzando valores de **AUC superiores a 0.95**.

Estos resultados sugieren que los modelos de deep learning pueden convertirse en herramientas de apoyo clínico para **priorizar estudios sospechosos y reducir la carga de trabajo en radiología**, siempre y cuando se mantenga una validación rigurosa y se controlen los posibles sesgos en los datos.

#### **REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS:**

Kermany, D. S., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C. C. S., Liang, H., Baxter, S. L., ... & Zhang, K. (2018). *Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning*. *Cell*, 172(5), 1122–1131.e9. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010>