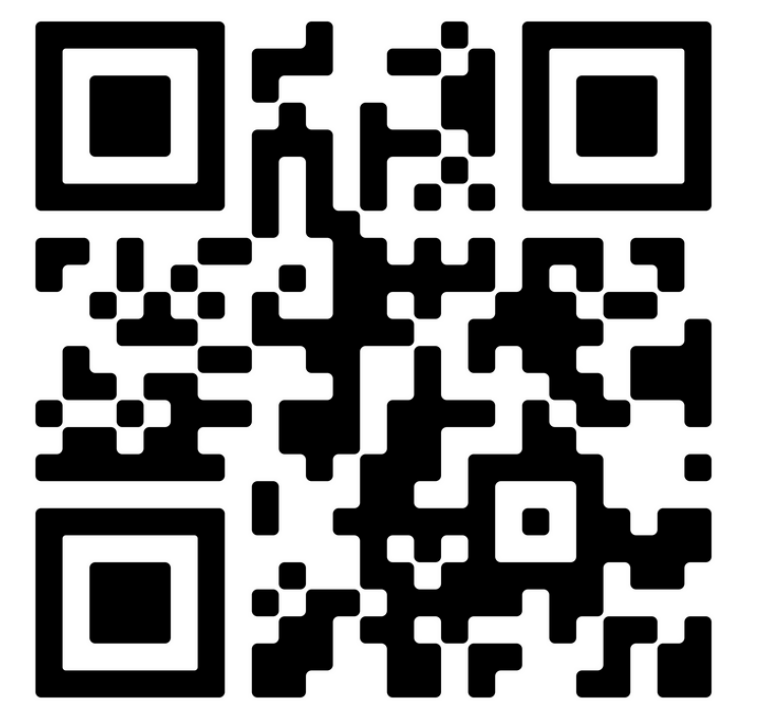


DETECCIÓN DE COVID-19 Y NEUMONÍA

SAMANTHA COLETTE RODAS 20004798 - JOSUÉ DAVID CONTRERAS 20003074 - SANTIAGO MALDONADO BARRIOS 19003827



01. INTRODUCCIÓN

En el siguiente proyecto, empleamos redes neuronales convolucionales y Transfer Learning para mejorar la detección de COVID-19 y neumonía en radiografías de tórax. Nuestro objetivo es desarrollar un sistema automatizado y preciso que brinde apoyo a las personas que se desarrollan dentro del campo de la salud en la identificación temprana de posibles casos de COVID-19 y neumonía. Al aprovechar el poder del aprendizaje profundo, buscamos agilizar el proceso de diagnóstico y aliviar la carga de trabajo de los radiólogos, permitiéndoles priorizar la atención médica necesaria. Al contribuir en la lucha contra dichas enfermedades globales, nuestro proyecto aspira a mejorar la eficacia y la calidad de la atención médica, impulsando así una respuesta más efectiva frente a la crisis sanitaria.

02. DESCRIPCIÓN DEL DATASET

En este proyecto, se cuenta con un conjunto de datos de imágenes médicas (radiografías) que incluye casos de COVID-19, imágenes normales y casos de neumonía. Estas imágenes se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba, que se utilizan para entrenar, ajustar y evaluar el modelo de clasificación.

La exploración de los datos se realizó mediante el análisis visual de las imágenes en dicho conjunto de datos. Se utilizó la biblioteca Matplotlib para mostrar ejemplos de imágenes de cada clase, lo que permitió comprender la distribución y características de los datos. Además, se creó un número total de imágenes por clase y se generó una matriz de confusión para visualizar la distribución de las clases en el conjunto de datos. Esta exploración de datos proporcionó una comprensión inicial de la naturaleza de las imágenes y ayudó a tomar decisiones sobre el preprocesamiento y la modelización adecuada.

03. METODOLOGÍA

En este proyecto, se implementó una metodología que incluyó la adquisición de un conjunto de datos de imágenes relacionadas con COVID-19. Dichos datos fueron descargados y organizados para su posterior procesamiento y análisis. Se realizó el preprocesamiento de las imágenes, que involucró redimensionarlas para una dimensión uniforme y normalizar los valores de píxeles con el objetivo de mejorar el rendimiento del modelo. Luego, se construyó un modelo de clasificación utilizando una red neuronal convolucional (CNN) mediante la API secuencial de Keras, diseñando su arquitectura en concordancia con las necesidades del problema, configurando capas convolucionales, de pooling y completamente conectadas. El modelo fue entrenado utilizando un conjunto de datos específico y se ajustaron los pesos y sesgos para minimizar la función de pérdida y mejorar su capacidad de clasificación. Posteriormente, se evaluó el rendimiento del modelo utilizando un conjunto de datos de prueba y se calcularon métricas, como la precisión y la pérdida, para evaluar su capacidad de clasificación de las imágenes.

Después, se realizó un análisis exhaustivo de los resultados, incluyendo la generación de una matriz de confusión para evaluar la capacidad del modelo de distinguir entre las diferentes clases de imágenes. Y finalmente, se realizó transfer learning de un modelo preentrenado de Tensorflow Hub para comparar el rendimiento de nuestro modelo original con dicho modelo preentrenado cargado al nuestro.

04. RESULTADOS

Matriz de Confusión del modelo CNN

loss: 0.1744 -
accuracy: 0.9394

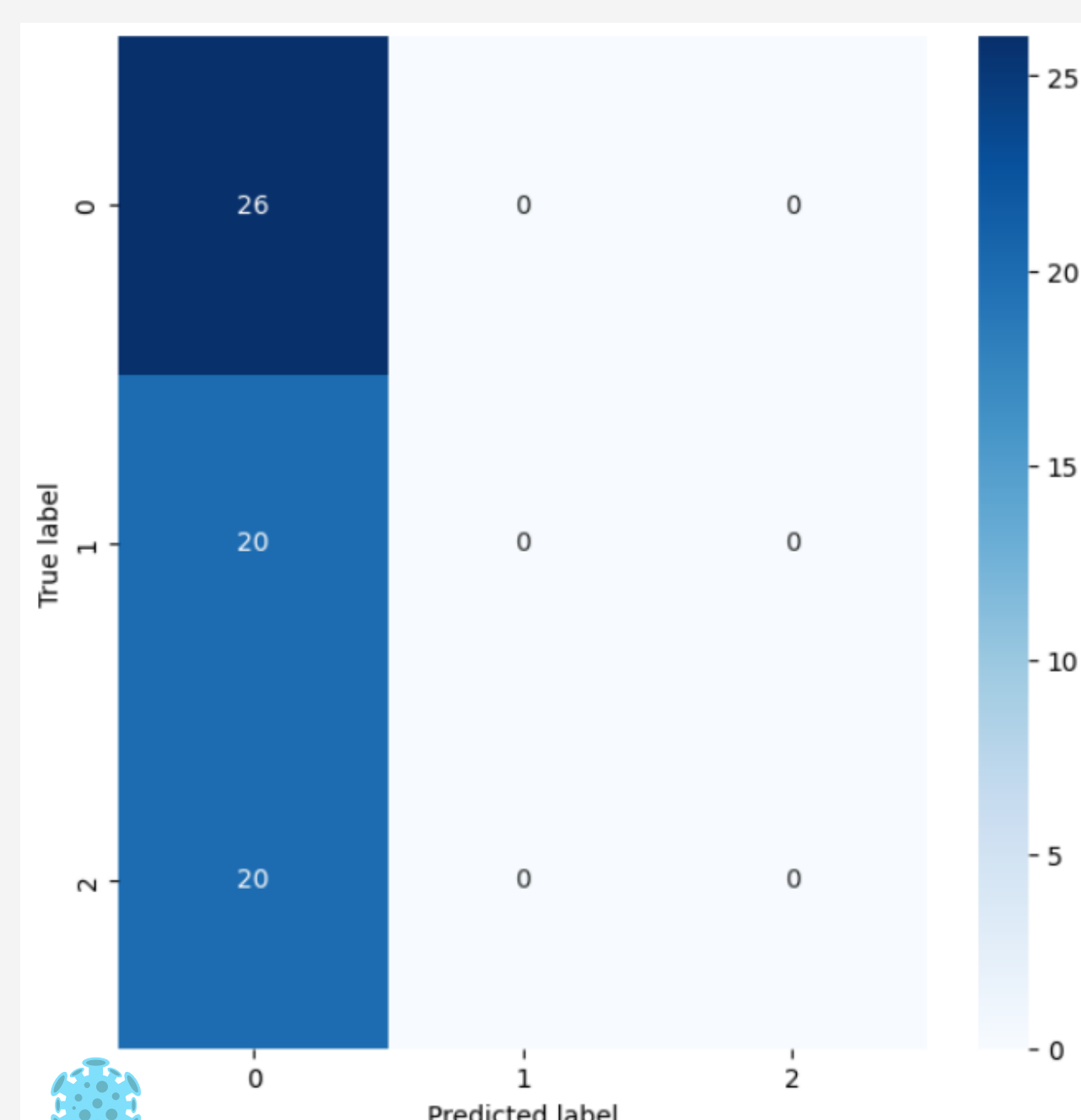
0 → COVID-19
1 → Normal
2 → Neumonía



Matriz de Confusión del modelo de Transfer Learning

loss: 1.0940 -
accuracy: 0.3939

0 → COVID-19
1 → Normal
2 → Neumonía



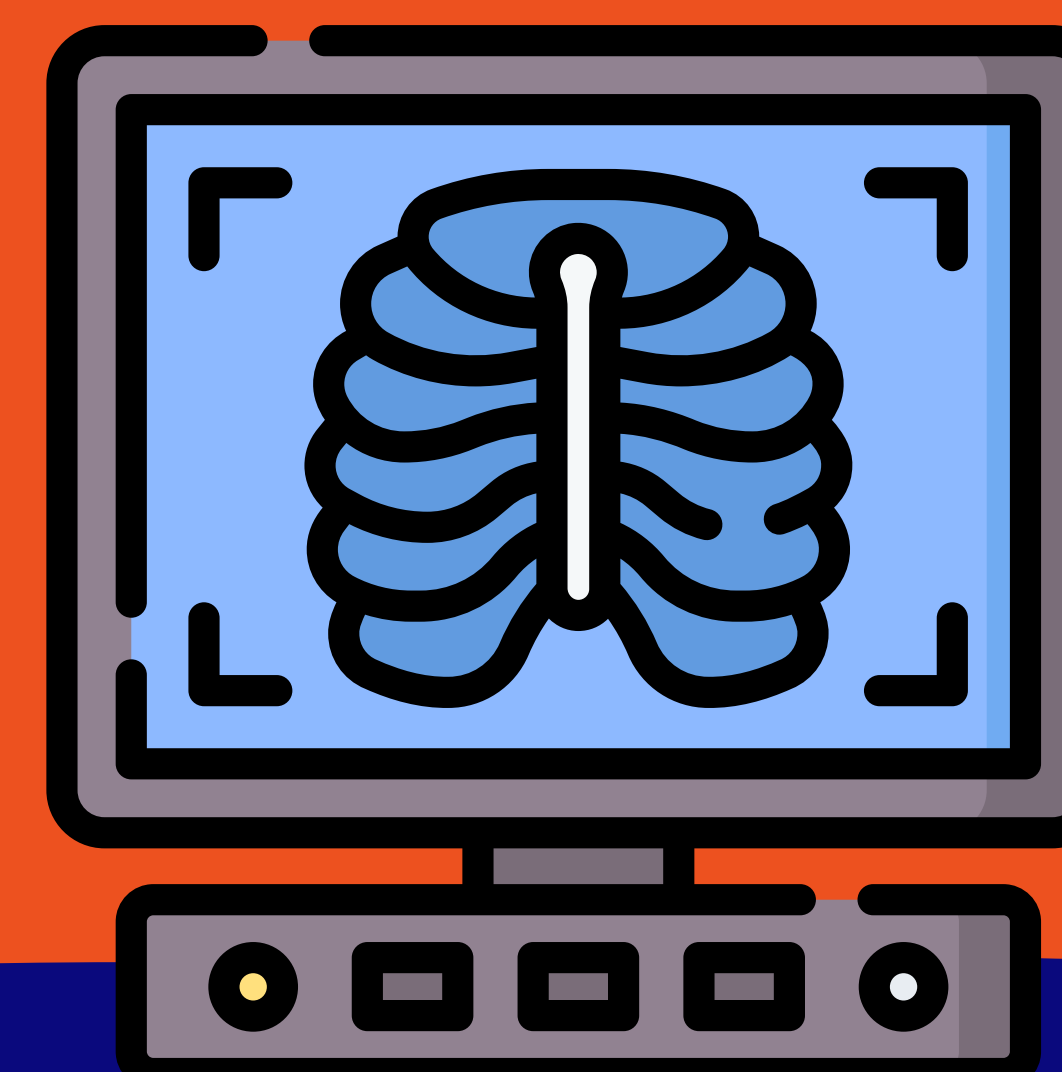
-137 radiografías de COVID-19
-90 radiografías Normales
-90 radiografías Neumonía Viral

05. CONCLUSIONES

Este proyecto demuestra que es posible utilizar técnicas de visión por computadora para la clasificación de imágenes médicas relacionadas con COVID-19, neumonía y casos normales. A través de la implementación de un modelo de clasificación basado en redes neuronales convolucionales, se logró obtener resultados en términos de precisión y rendimiento.

Se observó que el modelo fue capaz de distinguir con bastante precisión entre las diferentes clases de imágenes, lo que demuestra su capacidad para identificar casos de COVID-19 y neumonía en los rayos X de tórax. El rendimiento del modelo se evaluó utilizando diversas métricas las cuales reflejaron un buen desempeño en la tarea de clasificación.

Pudimos comprobar las diferencias que existen entre un modelo de CNN y transfer learning y como pueden desempeñarse de distintas maneras en un mismo problema, así como ver el diferente comportamiento de métricas.



06. MEJORAS A FUTURO

Recopilación de un dataset más grande: Aunque el dataset actual proporciona suficientes imágenes para entrenar y evaluar el modelo, aumentar el tamaño del dataset puede ayudar a mejorar aún más la precisión del modelo y su capacidad para generalizar a nuevos casos.

Implementación de técnicas de aumento de datos: El uso de técnicas de aumento de datos, como la rotación, el cambio de escala y el recorte aleatorio, puede enriquecer aún más el conjunto de datos existente y mejorar la capacidad del modelo para manejar la variabilidad en las imágenes de rayos X.

Exploración de arquitecturas de modelos más avanzadas: Si bien el modelo utilizado en este proyecto ha demostrado ser efectivo, existen arquitecturas más avanzadas, como redes neuronales convolucionales más profundas o modelos pre-entrenados, que podrían considerarse para mejorar aún más el rendimiento del modelo.

Incorporación de técnicas de transferencia de aprendizaje: La transferencia de aprendizaje es una técnica en la que se aprovecha un modelo pre-entrenado en un conjunto de datos relacionado y se ajusta para el nuevo conjunto de datos. Esto puede acelerar el proceso de entrenamiento y mejorar el rendimiento del modelo en casos de datos limitados.