

# Web Service de Diagnóstico de COVID-19 en Imágenes de Rayos X de Tórax basado en Redes Neuronales

V. Alvaro-Torres<sup>1\*</sup>, A. R. Mejía-Rodríguez<sup>1</sup>, D. U. Campos-Delgado<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Facultad de Ciencias, UASLP, San Luis Potosí, México

<sup>2</sup>Instituto de Investigación en Comunicación Óptica, UASLP, San Luis Potosí, México

\*[vero.ni.k11@hotmail.com](mailto:vero.ni.k11@hotmail.com)

**Abstract**— The coronavirus disease 2019 (COVID-19) has spread at an impressive speed throughout the world, infecting thousands of people, causing the current pandemic. Due to this health crisis, governments have been searching to minimize the spread, taking actions such as restrict the citizens mobility and interactions in their communities. The early detection of COVID-19 has been a key point for physicians to restrict the negative consequences of the disease, and it is crucial to develop accurate and fast detection schemes. This idea has motivated many research groups to focus their attention on different options to obtain fast and effective automatic clinical diagnosis tools. In fact, chest X-ray imaging is another accessible tool for clinical diagnosis. For this goal, we propose an automatic diagnosis tool based on neural networks, which was trained and validated with an open-access X-ray imaging database. The proposed approach included an initial processing stage to normalize the intensity magnitudes on the image, followed by a size reshape to improve robustness and processing speed. Next, the neural network was trained and validated by achieving an accuracy above 96% in both stages. As a part of this contribution, a web service was implemented, so that the evaluation of future X-ray images could be done on-line. The proposed web service includes a consistency check of the testing image to avoid misinterpretations.

**Palabras clave**—COVID-19, diagnóstico, red neuronal artificial, web service.

## I. INTRODUCCIÓN

En Diciembre del 2019, se dió a conocer un nuevo brote de graves casos de neumonía, de origen en la ciudad de Wuhan, provincia de Hubei, en China, el cuál tomó el nombre de COVID-19 (del inglés, Coronavirus disease-2019). Esta enfermedad se ha esparcido rápidamente a lo largo de todo el mundo y ha causado estragos en toda la población, afectando principalmente a adultos mayores y a aquellos con enfermedades como hipertensión, diabetes, padecimientos cardiovasculares y cáncer [1].

Esta enfermedad continúa teniendo debastadores efectos en la salud de la población, afectando a las personas desde molestias respiratorias hasta una neumonía grave. Por lo mismo, es de suma importancia un método efectivo de diagnóstico, lo cual se ha buscado por medio de pruebas de antígenos, pruebas PCR (Reacción en Cadena de la Polimerasa, por sus siglas en inglés), e inclusive imágenes radiológicas para poder detectar la presencia de esta

enfermedad. El hecho de que la COVID-19 ataca las células epiteliales que recubren el tracto respiratorio permite investigar el daño en los pulmones de un paciente por medio de la imagenología por rayos X [1, 2].

A pesar de que las imágenes de rayos X permiten una detección temprana de la enfermedad, puede llegar a ser un trabajo difícil para los radiólogos el reconocer la COVID-19 de otras neumonías víricas, ya que puede haber patrones similares o que se pueden comparar con otras enfermedades respiratorias. Esto puede terminar siendo un proceso confuso y por lo tanto, puede conllevar a una pérdida de tiempo valiosa, hasta llegar a un diagnóstico incorrecto, lo que puede poner en riesgo la vida del paciente por una atención tardía o equivocada. Por lo tanto, es importante el desarrollo de un sistema de análisis automatizado para ahorrar a los profesionales tiempo, por lo cual, gracias al avance de la tecnología, varios grupos de investigación han visto la oportunidad para la implementación de modelos de detección basados en diferentes técnicas de inteligencia artificial [2]. Khan et al. [14], desarrollaron un modelo de red neuronal convolucional profunda para la detección automática de COVID-19 a través de imágenes de rayos X, basándose en la arquitectura de *Xception* pre-entrenado en *ImageNet* con dos bases de datos diferentes, pudiendo obtener resultados de cuatro clases diferentes: (i) COVID-19, (ii) neumonía bacteriana, (iii) neumonía viral y (iv) normal. Castro et al. [15] desarrollaron una *web service* gratuita, en la cual se utilizan dos modelos diferentes, uno para diferenciar las imágenes de rayos X de las que no son imágenes de rayos X, basándose en la arquitectura *MobileNet*, y otro modelo para identificar las imágenes con características de COVID-19, basándose en la arquitectura *DenseNet*. De igual forma, la Universidad Nacional Autónoma de México [16] desarrolló un sistema de cómputo auxiliar en el diagnóstico médico de COVID-19, a partir del análisis automatizado de imágenes médicas, el cual es accesible vía *web* y utiliza técnicas de visión computacional e inteligencia artificial para analizar imágenes de tomografía computarizada y radiografía, correspondientes a cortes axiales del tórax obteniendo resultados de forma inmediata, siendo este de uso exclusivo para médicos y se requiere de un registro previo por medio de la misma página.

De esta manera, en este artículo presentamos una estrategia para la detección de la COVID-19 a partir de imágenes de rayos X de tórax al emplear Redes Neuronales

Artificiales (RNA). En la estrategia propuesta se realiza una etapa inicial de pre-procesamiento que acelera el proceso de entrenamiento y permite alcanzar una precisión por arriba del 96%, tanto con las imágenes de entrenamiento y de validación, sin tener que utilizar RNA profundas. Además se generó una aplicación web para poder ingresar y evaluar de forma automática nuevas imágenes de rayos X, así como se implementa un sistema de revisión de consistencia de la imagen evaluada.

## II. MATERIALES Y MÉTODOS

### A. Base de Datos

En este estudio, se usó la base de datos “COVID-19 Radiography Database” compartida por Tawsifur Rahman [3] en *Kaggle*, que consiste en un total de 3886 imágenes de rayos X de tórax, donde para casos positivos de COVID-19 hay 1200 imágenes positivas, 1345 imágenes positivas de neumonía viral y 1341 imágenes normales. Estas imágenes poseían dimensiones de hasta 1024×1024 píxeles. La gran ventaja de esta base de datos, comparada con otras propuestas en la literatura, es que incluye casos tanto de la COVID-19 como de neumonía viral, y aparte cuenta con un buen balance en los casos por clase.

### B. Red Neuronal Artificial

Las RNA o sistemas conexionistas son sistemas de procesamiento de información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas. Consisten en un conjunto de elementos simples de procesamiento llamados nodos o neuronas conectadas entre sí por enlaces que tienen un valor numérico modificable llamado peso [4].

En esta aportación, se usó una red neuronal secuencial [5, 13]. Al trabajar las neuronas de forma secuencial, se actualiza sólo la salida de una neurona en cada iteración. Sin embargo, la salida a la que converge la red puede ser diferente en función del orden de la secuencia de activación de las neuronas [5]. Esta técnica de aprendizaje de máquina es muy robusta y versátil, según se ha reportado en la literatura [11]. Para este estudio, se desarrolló una RNA que constaba de 15 capas con una activación tipo “ReLU”, estas capas fueron: *Conv2D*, *Batch*, *MaxPooling2D*, *Flatten*, *Dense* y *Dropout* [5, 13]. La razón por la cual se decidió utilizar este tipo de capas fue motivado por el desempeño en trabajos previos [9,11]. Es importante mencionar que la implementación de la RNA empleada se hizo completamente en Python, usando las siguientes librerías:

- *Python*: 3.8.5
- *Keras*: 2.4.3
- *Tensorflow*: 2.4.1
- *CV2*: 4.5.1

Para el desarrollo de este modelo es muy importante la biblioteca *Keras*, ya que su curva de aprendizaje es muy

fluida a comparación de otras para poder implementar una RNA. Además, permite la creación de una amplia gama de modelos de aprendizaje profundo utilizando como soporte otras bibliotecas, como *TensorFlow* [6].

### C. Descripción de procesamiento del modelo

Las imágenes de la base de datos fueron cargadas aplicando una reducción de tamaño, a dimensiones de 64×64 píxeles, ya que de esta manera se puede facilitar su lectura, se estandariza su tamaño y se aumenta la rapidez de procesamiento, sin poner en compromiso el desempeño de clasificación. De forma empírica, se estableció que estas dimensiones fueron las más reducidas que permitían todavía una clasificación precisa. Posteriormente se llevó a cabo una normalización de intensidades, lo cual es benéfico para la etapa subsecuente de aprendizaje. Por tal motivo, se necesita eliminar la distorsión de los datos, es decir, no debería haber valores en diferentes escalas. Por lo cual se deben convertir a valores suavizados normalizados para obtener una imagen representada por una matriz con valores entre 0 y 1. Una vez teniendo listas las imágenes, se procedió a realizar un entrenamiento de datos por muestreo estratificado, donde se empleó el 60% como entrenamiento y 40% como validación de la RNA [13].

Para poder utilizar los datos de entrenamiento y los datos de validación en la RNA, fue necesario realizar un ajuste de dimensionamiento de los datos, debido a que el modelo requería de datos con cuatro dimensiones y los datos obtenidos por el muestreo estratificado contaba solo con tres. Por lo cual se agregó una dimensión redundante, para así poder entrenar la red neuronal con los datos.

Debido a que este modelo se utilizaría en varias ocasiones, se guardó como único archivo por medio de la función *model.save*. Al tenerlo guardado, es posible empezar a implementarlo para obtener predicciones teniendo en cuenta que es necesario llevar a cabo el mismo pre-procesamiento de las imágenes a analizar y así probar el modelo de RNA propuesto.

Con la imagen preprocesada, fue posible cargar el modelo para realizar su clasificación. La salida obtenida por el modelo es un vector de 1×3, en donde se obtienen valores de 0 a 1, de acuerdo a la probabilidad de la clasificación para una persona normal (clase 0), una persona con la covid-19 (clase 1), o una persona con neumonía viral (clase 2). Para poder tener una predicción más clara y directa, se definió una metodología en donde se hace la comparación de los valores obtenidos por el modelo, para así poder asignar un valor de predicción, de 0, 1 ó 2, dependiendo de cuál fue la probabilidad de clasificación más grande. Este se utilizó para poder generar una variable en donde se almacenaron las tres diferentes clases, y de acuerdo al valor de predicción resultante de las condiciones, sería la categoría que se obtendría, es decir, se tendría el diagnóstico: “Normal”, “COVID-19” o “Neumonía Viral”. Al lograr tener la respuesta de alguna de las clases, el

sistema se siguió probando con diferentes imágenes y se verificó que se obtuviera el resultado y clasificación adecuada. En la Fig. 1 se puede observar una representación esquemática que resume el sistema propuesto.

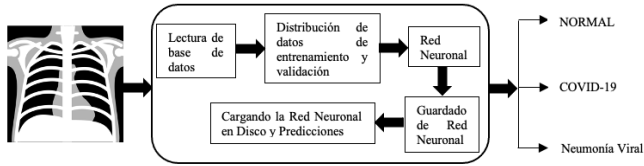


Fig. 1. Representación esquemática del sistema propuesto para el diagnóstico de una persona Normal, COVID-19, Neumonía Viral a partir de una imagen de rayos X de tórax.

Si bien, el desempeño y las predicciones obtenidas fueron satisfactorias, se optó por probar diferentes valores de épocas, y segmentación en las fases de entrenamiento y validación, con el fin de tratar de obtener un mejor rendimiento. Se probaron de manera empírica valores como 30, 50 y 100 épocas, además de una segmentación estratificada de los datos de entrenamiento desde un 60% y 40% de validación, hasta un 80% de estos datos de entrenamiento y 20% de validación, con el fin de encontrar una mayor robustez al sistema.

#### D. Máquina Virtual

Debido a que se busca facilitar el proceso de clasificación para el personal médico, se pensó en implementar una máquina virtual, en la cual se pudieran instalar todas las herramientas necesarias para poder realizar las predicciones automáticamente. De esta forma se va a poder tener acceso a un archivo “.py” donde se manda llamar al sistema y todas las librerías junto con las herramientas necesarias para poder crear nuestro *web service*, y así poder obtener un diagnóstico. Para que esto pueda funcionar es necesaria la creación de una página HTML por medio de una plantilla base y dentro de esto acceder a la máquina virtual por medio de su IP externa.

El fin de este *web service* es que el usuario pueda acceder a una imagen de radiografía de tórax que tenga en su computadora y la ingrese para poder generar un diagnóstico. Además se ingresó un procedimiento para validar que la imagen evaluada correspondiera a una imagen de rayos X de tórax, con el fin de darle una mayor robustez a la aportación. Esto se logró mediante un umbral de medida de similitud estructural (*Structural Similarity Index, SSIM*) que compara patrones locales de las intensidades de píxeles que han sido normalizados para tener un mejor contraste [7], utilizando como base una radiografía “promedio” de tórax. De esta manera, si se llegara a ingresar una imagen que no corresponde a una radiografía de tórax, en lugar de obtener un “diagnóstico”, se obtendrá un mensaje de “La imagen no es una radiografía de Tórax”.

### III. RESULTADOS

En este artículo se ha presentado un método de diagnóstico, a partir del cual ciertas propiedades estructurales de las imágenes de radiografía pueden aprenderse por la RNA y así generar una clasificación de forma automática en tres categorías: Normal, COVID-19 o Neumonía Viral. Se obtuvieron resultados de hasta 99.91% de precisión durante el entrenamiento y 96.28% en la validación, con 60% de datos de entrenamiento y 40% de validación, empleado 100 épocas para el aprendizaje. Al sistema resultante se le dio el nombre de “*Modelo\_RedNeuronal3-60-40.h5*”.

Enseguida, se realizaron varias pruebas con las imágenes de rayos X de tórax para evaluar el rendimiento de clasificación de la RNA propuesta. Al momento de probar manualmente el sistema con modelos con diferentes parámetros y opciones de entrenamiento, se obtuvo en ocasiones, errores al momento de asignar la categoría a la imagen analizada; lo cual se logró corregir con el diseño final. Un ejemplo de clasificación correcta se puede observar en la Fig. 2, durante la implementación en Python, junto con los resultados obtenidos del sistema de diagnóstico.



Probabilidad de ser una persona sana 0.00 por ciento  
 Probabilidad de ser una persona con Covid-19 100.00 por ciento  
 Probabilidad de ser una persona con Neumonía Viral 0.00 por ciento  
 Diagnóstico COVID-19

Fig. 2. Resultado de un paciente con COVID-19.

Al iniciar el *web service* se muestra la opción de seleccionar alguna imagen que se encuentre guardada en el ordenador. Una vez seleccionada la imagen es necesario presionar la opción de diagnóstico para obtener una clasificación como se muestra en la Fig. 3. Sin embargo, si la imagen no corresponde a una radiografía de tórax, se obtiene un mensaje de alerta como se logra observar en la Fig. 4.



Fig. 3. Resultado de un paciente con covid dentro del *web service*.



Fig. 4. Resultado de una imagen que no corresponde a una radiografía de tórax.

#### IV. DISCUSIÓN

El fin de este trabajo es mostrar que la detección de la COVID-19 por medio de RNA puede llegar a ser una alternativa efectiva para ayudar a los profesionales de la salud a solucionar la actual crisis global. El modelo propuesto puede lograr una buena precisión para detectar los casos de COVID-19 y neumonía viral por arriba del 96%, lo que pudiera permitir limitar el número de casos de COVID-19 a través de un diagnóstico temprano. Hay características difíciles de visualizar en las imágenes de radiografía, sin embargo, son posibles a través de la RNA, ya que por medio de un buen entrenamiento el sistema es capaz de identificar ciertos patrones en las imágenes. El sistema probó ser útil y robusto, sin importar las dimensiones de los pulmones en las imágenes de tórax. A pesar de haber implementado una *web service*, es necesario buscar un servidor que permita mantener en línea y activa la máquina virtual junto con su programa fuente para que pueda cumplir con el propósito de obtener un diagnóstico en línea disponible para la comunidad, no solamente para el personal de salud, por lo que no se solicitaría ningún registro de acceso.

Es importante mencionar el hecho de que el modelo es capaz de diferenciar las imágenes de rayos X de tórax de las que no son, aunque se usen imágenes de resonancia o tomografía. Cabe hacer notar que el uso del *web service* es muy fácil e intuitivo, además de que el tiempo de respuesta es prácticamente instantáneo, lo cual le otorga una ventaja.

#### V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta una red neuronal secuencial para lograr una detección automática de la COVID-19 en imágenes de rayos X de tórax. Por la relevancia de esta aplicación, se requiere tener una gran precisión en la clasificación y versatilidad para ingresar las imágenes a evaluar. Además, debido a la gran demanda en el ámbito de salud, el médico posee un tiempo muy limitado y el análisis asistido por computadora puede aportar información relevante para una detección temprana de la enfermedad. Durante la etapa de entrenamiento, la red neuronal secuencial fue capaz de identificar rasgos particulares de las clases estudiadas, así que presenta un desempeño sobresaliente en la clasificación de una radiografía de tórax

entre las clases “Normal”, “COVID-19”, y “Neumonía Viral”. Durante la implementación en el servicio web, y como medida de seguridad, se empleó una revisión de consistencia para evaluar cuantitativamente que cualquier imagen ingresada correspondiera a una radiografía de tórax. Sin embargo, es importante recalcar que, a pesar de ser una buena alternativa como diagnóstico, que pudiera usarse por cualquier usuario a través de una página web, siempre es necesario tener en cuenta la opinión de los expertos en el área de la salud; por tal motivo, como trabajo futuro se contempla tener retroalimentación por parte de expertos clínicos que permitan mejorar el sistema de diagnóstico en línea.

#### REFERENCIAS

- [1] Díaz-Castrillón, F. J., & Toro-Montoya, A. I., “SARS-CoV-2/COVID-19: el virus, la enfermedad y la pandemia”, *Medicina & Laboratorio*, Vol. 24, no. 3, 2020.
- [2] Asif, S., Wenhui, Y., Jin, H. and Jinhai, S., "Classification of COVID-19 from Chest X-ray images using Deep Convolutional Neural Network," 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC), Diciembre/2020, pp. 426-433.
- [3] Rahman, T. “COVID-19 RADIOGRAPHY DATABASE”, Kaggle, 2020. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>
- [4] Moreno, J. J., “Redes Neuronales Artificiales aplicadas al Análisis de Datos”, Tesis Doctoral, Facultad de Psicología, Universitat De Les Illes Balears, Palma de Mallorca 2002
- [5] Hilera, J. R., & Martínez, V. J., “Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos, modelos y aplicaciones”, RA-MA S.A. Editorial y Publicaciones, 1995.
- [6] Sitio Big Data., “Red neuronal en Keras: Guía practica”, Septiembre/2018. Available: <https://sitiobigdata.com/2018/09/19/red-neuronal-en-keras/#>
- [7] Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P., " Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, April, 2004.
- [8] Chowdhury, M. E. H., et al., "Can AI Help in Screening Viral and COVID-19 Pneumonia?," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 132665-132676, 2020.
- [9] Aslan, M. F., Unlarsen, M. F., Sabanci, K., & Durdu, A., “CNN-based transfer learning-BiLSTM network: A novel approach for COVID-19 infection detection”, *Applied Soft Computing* Vol. 98, 106912, 2020.
- [10] Echioui, A., Zouch, W., Ghorbel, M., Mhiri, C., & Hamam, H., “Detection Methods of COVID-19”, *SLAS TECHNOLOGY*, vol. 25, no. 6, pp 566-572, 2020.
- [11] Wang, L., Lin, Z. Q., & Wong, A., “COVID-Net: a tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images”, *Scientific Reports*, vol. 10, 19549, 2020.
- [12] Die, J., “covid\_test”, Kaggle, 2020, Available: <https://www.kaggle.com/diejacquesdie/covid-test>
- [13] Aurélien Géron, “Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow”, 2<sup>nd</sup> ed., O’Reilly Media, Inc, September, 2019.

[14] Khan, A. I., Shah, J. L., & Bhat, M. M., “CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 196, 105581, 2020.

[15] Castro, J. D., et al., “A free web service for fast COVID-19 classification of chest X-Ray images”, *arXiv:2009.01657*, sometido en Agosto/2020.

[16] UNAM, “Sistema Auxiliar en el Diagnóstico de Covid-19, creado en la UNAM”, CECAv, Boletín UNAM-DGCS-401, Available: <https://cecav.unam.mx/sistema-auxiliar-en-el-diagnostico-de-covid-19-creado-en-la-unam/>