

**UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**



**Sistema web basado en RNC para detectar secuelas respiratorias en  
pacientes de COVID-19 a través de imágenes de placas de pulmón de un  
hospital**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE  
INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

**AUTOR**

**Harold Ivan Roncal Gaslac**

**ASESOR**

**Juan Antonio Torres Benavides**

<https://orcid.org/0000-0002-0133-119X>

**Chiclayo, 2025**

**Sistema web basado en RNC para detectar secuelas respiratorias en  
pacientes de COVID-19 a través de imágenes de placas de pulmón  
de un hospital**

PRESENTADA POR

**Harold Ivan Roncal Gaslac**

A la Facultad de Ingeniería de la  
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo  
para optar el título de

**INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

APROBADA POR

Marlon Eugenio Vílchez Rivas  
PRESIDENTE

Huilder Mera Montenegro  
SECRETARIO

Juan Antonio Torres Benavides  
VOCAL

## **Dedicatoria**

Dedico este trabajo con todo mi amor y gratitud a mis padres Benicio y Madaleni, especialmente a mi padre, a quien llevo en mi memoria con profundo cariño y cuyo ejemplo continúa guiándome e inspirándome en cada paso de mi vida. A mis hermanos Cristian y Milagros, por su apoyo constante y por estar siempre a mi lado. Y a mi enamorada Esther Bazán, por su cariño, motivación y comprensión en cada etapa de este proyecto. A todos ustedes, este logro es también suyo.

## **Agradecimientos**

Agradezco primero a Dios, quien me brindó la fortaleza y sabiduría para culminar este proyecto.

Expreso mi más profundo agradecimiento al Mg. Juan Antonio Torres Benavides, mi asesor, por su invaluable orientación, dedicación y paciencia, que fueron esenciales para el desarrollo de este trabajo. Su guía me inspiró a lograr resultados significativos en cada etapa.

A los profesionales del área de Rayos X del Hospital Santa María de Cutervo, cuya colaboración fue fundamental.

A mis amigos, cuyo apoyo constante me acompañó en este proceso, les expreso también mi sincera gratitud.

# Sistema web basado en RNC para detectar secuelas respiratorias en pacientes de covid-19 a través de imágenes de placas de pulmón de un hospital

## INFORME DE ORIGINALIDAD

21%

INDICE DE SIMILITUD

19%

FUENTES DE INTERNET

6%

PUBLICACIONES

8%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

## FUENTES PRIMARIAS

|   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | <a href="https://repositorio.unprg.edu.pe">repositorio.unprg.edu.pe</a><br>Fuente de Internet             | 1% |
| 2 | <a href="https://tesis.usat.edu.pe">tesis.usat.edu.pe</a><br>Fuente de Internet                           | 1% |
| 3 | <a href="https://hdl.handle.net">hdl.handle.net</a><br>Fuente de Internet                                 | 1% |
| 4 | <a href="https://renati.sunedu.gob.pe">renati.sunedu.gob.pe</a><br>Fuente de Internet                     | 1% |
| 5 | <a href="https://repositorio.continental.edu.pe">repositorio.continental.edu.pe</a><br>Fuente de Internet | 1% |
| 6 | <a href="https://repositorio.uss.edu.pe">repositorio.uss.edu.pe</a><br>Fuente de Internet                 | 1% |
| 7 | Submitted to Universidad Tecnológica del Peru<br>Trabajo del estudiante                                   | 1% |
| 8 | Submitted to Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC   | 1% |

## Índice

|                                     |           |
|-------------------------------------|-----------|
| <b>Resumen .....</b>                | <b>6</b>  |
| <b>Abstract .....</b>               | <b>7</b>  |
| <b>Introducción.....</b>            | <b>8</b>  |
| <b>Revisión de literatura.....</b>  | <b>9</b>  |
| <b>Materiales y métodos .....</b>   | <b>12</b> |
| <b>Resultados y discusión .....</b> | <b>14</b> |
| <b>Discusión .....</b>              | <b>19</b> |
| <b>Conclusiones .....</b>           | <b>21</b> |
| <b>Recomendaciones .....</b>        | <b>21</b> |
| <b>Referencias.....</b>             | <b>22</b> |
| <b>Anexos .....</b>                 | <b>24</b> |

## Resumen

El propósito de la investigación fue el desarrollo de un sistema web basado en Redes Neuronales Convolucionales (RNC) para la detección de secuelas respiratorias en pacientes de COVID-19 mediante imágenes de placas de pulmón. Esta investigación es de tipo aplicada debido a que propone una solución tecnológica para apoyar el diagnóstico médico en respuesta a la problemática identificada. Este proyecto se realizó en el hospital Santa María de Cutervo-, donde se ha observado un aumento en los casos de secuelas respiratorias entre los sobrevivientes del virus. Actualmente, el diagnóstico se basa en la interpretación manual de imágenes, lo que puede ser impreciso y requerir tiempo. Con el fin de mejorar este proceso, se implementó un modelo de aprendizaje profundo donde se analiza imágenes de placas de pulmón para identificar patrones indicativos de secuelas como fibrosis pulmonar. La metodología implementada en esta investigación fue CRIS-DM, la cual incluyó la recolección de un conjunto de datos de 288 imágenes para las etapas de entrenamiento y pruebas, seguido por el entrenamiento del modelo RNC utilizando técnicas avanzadas como el algoritmo de BackPropagation, optimizador Adam y una función de pérdida `categorical_crossentropy`. Los resultados preliminares demostraron que el sistema logró una precisión del 92.3%, lo que podría transformar la práctica clínica al proporcionar diagnósticos más exactos con un 95.2% de exactitud. Además, la solución tiene el potencial de optimizar el proceso de atención médica y reducir costos asociados al diagnóstico de estas secuelas.

**Palabras clave:** Redes Neuronales de la Computación, radiografía, COVID, secuelas.

## Abstract

The objective of the research was to develop a web system using Convolutional Neural Networks (CNN) for the detection of respiratory sequelae in COVID-19 patients using lung imaging. This research is applied because it proposes a technological solution to support medical diagnosis in response to the identified problem. This project was carried out at the Santa María Hospital in Cutervo, where an increase in cases of respiratory sequelae has been observed among survivors of the virus. Currently, diagnosis is based on manual interpretation of images, which can be inaccurate and time-consuming. To improve this process, a deep learning model was implemented that analyzes images of lung plaques to identify patterns indicative of sequelae such as pulmonary fibrosis. The methodology implemented in this project was CRIS-DM, which included the collection of a dataset of 288 images for the training and testing phases, followed by the training of the RNC model using advanced techniques such as the BackPropagation algorithm, the Adam optimizer, and a categorical\_crossentropy loss function. Preliminary results showed that the system achieved 92.3% accuracy, which could transform clinical practice by providing more accurate diagnoses with 95.2% accuracy. In addition, the solution has the potential to optimize the healthcare process and reduce the costs associated with diagnosing these sequelae.

**Keywords:** Convolutional neural network, radiography, COVID, sequelae.

## Introducción

La infección viral del COVID-19 es una amenaza global que afecta a más de 8 000 millones de habitantes en todo el mundo [1]. Durante la pandemia hasta el 2024, el total acumulado de casos de coronavirus es de 776,471,644 casos y 7,068,677 muertes a nivel mundial. Por su parte, el Perú no es ajeno a esto, ya que se encuentra en el sétimo puesto a nivel mundial con más muertes por coronavirus según la OMS [2], entre los años 2021 y 2024, la tasa de mortalidad asciende a 220,602 fallecimientos [3], mientras que el número de pacientes hospitalizados en UCI alcanzó los 16,690, siendo el mayor número de casos registrado en los departamentos de Lima, Ica, Lambayeque, Ancash, La Libertad, Junín y Piura [4]. En la región Cajamarca, según el boletín de la Dirección Regional de Salud de Cajamarca (DIRESA), hasta el 12 de diciembre del 2023, se han registrado 136,622 casos de COVID-19. En cuanto al Hospital Santa María de Cutervo, se ha documentado un total de 5,318 casos positivos, con un 55% de letalidad [5]. Es crucial resaltar que muchos de los pacientes que lograron recuperarse de esta enfermedad han quedado con secuelas respiratorias; sin embargo, debido a la falta de especialistas en el área de neumología, no están recibiendo el diagnóstico adecuado, lo que impide abordar estas secuelas de manera adecuada, ya que, hasta el momento, solo están siendo atendidos por médicos generales [ANEXO 03]. Estas secuelas pueden manifestarse con la persistencia de síntomas como palpitaciones, temblores en las manos y dificultad para respirar [6] [7]. Así como también por la aparición de otros factores, como la fibrosis pulmonar y la debilidad o disfunción muscular, que surgen debido al reposo prolongado en pacientes hospitalizados por COVID-19 [8]. La fibrosis pulmonar es una de las secuelas más graves puesto que el tejido pulmonar se reemplaza gradualmente por tejido cicatricial, lo que dificulta la capacidad de respirar y limita las actividades físicas [9]. Incluso se puede producir una disnea respiratoria, que afecta gravemente al paciente tanto física como mentalmente a consecuencia de la falta de oxígeno que llega al cerebro [8]. Después de todo lo anteriormente mencionado, para poder dar una alternativa de solución a esta problemática nos hacemos la siguiente pregunta ¿De qué manera se puede identificar secuelas respiratorias en pacientes de COVID-19 en un centro hospitalario?

Ante esta interrogante, se planteó la elaboración de un sistema web que emplee machine Learning y RNC, motivado por la creciente demanda de herramientas tecnológicas (Python, Anaconda, PostgreSQL) que mejoren los métodos de diagnóstico actuales, particularmente en regiones de la sierra donde los recursos son escasos. Este enfoque no solo permitirá una mayor precisión en el diagnóstico mediante el uso de un motor de inferencia, sino que también reducirá los costos asociados con tratamientos incorrectos o tardíos, beneficiando tanto al sistema de

salud como a los pacientes. Además, el sistema propuesto ofrecerá ventajas significativas como en términos de eficiencia económica y social, al facilitar un diagnóstico temprano y más preciso, esto permitirá reducir costos al sustituir las costosas tomografías por radiografías más accesibles, lo que redundará en una mejor calidad de vida para los afectados. Desde un punto de vista científico, este tipo de sistemas no solo aportan nuevos conocimientos en el campo del diagnóstico médico, sino que también fomentan la investigación de soluciones similares, promoviendo así el avance de la ciencia y la tecnología en beneficio de la salud pública.

Finalmente, el objetivo general de este proyecto fue implementar un sistema web basado en Redes Neuronales Convolucionales (RNC) para detectar secuelas respiratorias mediante imágenes de placas de pulmón en pacientes del hospital Santa María de Cutervo. Los objetivos específicos abarcaron la realización de un análisis comparativo de diferentes algoritmos de Machine Learning con el fin de determinar cuál es el más adecuado para el diagnóstico de secuelas respiratorias a través de las imágenes de placas de pulmón, así también, se implementó un algoritmo basado en RNC que permita la detección de secuelas respiratorias mediante imágenes de placas de pulmón y se validó la eficiencia del sistema propuesto en términos de la experiencia de uso por parte de los expertos médicos para el diagnóstico.

## **Revisión de literatura**

### **Antecedentes**

Álvaro Molina [10] en su investigación demuestra la efectividad de las redes neuronales convolucionales (RNC) en el diagnóstico médico, logrando un margen de error del 8% en la clasificación de imágenes de tumores cerebrales. Su enfoque en el uso de imágenes médicas refuerza la viabilidad de emplear RNC en mi tesis para detectar secuelas respiratorias a partir de placas de pulmón, destacando la importancia de tener una base de datos diversificada para mejorar la precisión del diagnóstico.

David Castillo [11] creó un sistema para identificar enfermedades de la piel a través de imágenes en tiempo real, logrando una precisión del 86.42%. Este estudio resalta cómo la implementación de tecnologías como el aprendizaje profundo y la recuperación de imágenes pueden mejorar el diagnóstico en tiempo real, lo cual es esencial para el diagnóstico de secuelas respiratorias en pacientes recuperados de COVID-19.

Paul Acero [12] en su trabajo sobre una aplicación móvil para detectar anomalías en la piel demuestra cómo la clasificación de imágenes puede realizarse con alta sensibilidad y precisión. Su metodología de experimentación y ajuste de parámetros es útil debido a que permite explorar

enfoques similares para optimizar el algoritmo de RNC que se utilizará para analizar imágenes de pulmones y mejorar la precisión en la detección de secuelas.

Karla Gutiérrez et al. [13] presentó el uso de RNC para el diagnóstico visual de especies de libélulas, alcanzando una tasa de detección del 91.4%, demostrando cómo las técnicas de aprendizaje automático pueden ser efectivas en la clasificación de imágenes. Este antecedente refuerza la posibilidad de aplicar un enfoque similar estableciendo parámetros para el diagnóstico de secuelas respiratorias en pacientes post-COVID.

Flores Mendoza et al. [14] abordan la detección de enfermedades en las plantas de café utilizando redes neuronales convolucionales (RNC) logrando una precisión del 99.6% en el diagnóstico de las principales enfermedades que afectan los cultivos, resaltando la eficacia de su modelo y la importancia de la inteligencia artificial en la agricultura. Este estudio es relevante debido a que puede ser adaptado para el diagnóstico de secuelas respiratorias en pacientes recuperados de COVID-19

En la investigación de Diaz y Tarrillo [15], se desarrolló una red neuronal artificial (RNA) para estimar el ruido vehicular en Jaén. Este estudio demuestra cómo las RNA pueden utilizarse para procesar grandes volúmenes de datos ambientales y realizar predicciones precisas. Este antecedente destaca el uso eficaz de redes neuronales en escenarios con múltiples variables, proporcionando valiosos ejemplos sobre el entrenamiento y evaluación de modelos, lo cual me orienta en la optimización del procesamiento de imágenes médicas.

### **Bases teóricas**

El machine Learning que es un campo de estudio que busca entrenar a las computadoras para aprender de manera autónoma, sin programación explícita. Se fundamenta en la noción de que los programas informáticos pueden perfeccionar su desempeño en tareas específicas a medida que adquieren experiencia. Los componentes clave del aprendizaje automático se dividen en tres categorías: las fuentes de información, que representan la experiencia a partir de la cual se aprende, ya sea en forma de datos estructurados o no estructurados; las técnicas y algoritmos relacionados con las tareas a ejecutar, que abarcan desde el tratamiento de información no estructurada hasta modelos supervisados y no supervisados, simulación y optimización; y la capacidad de autoaprendizaje, que mejora el rendimiento mediante el reentrenamiento automático con nueva información y la combinación de modelos con reponderación o calibración [16].

Dentro de las técnicas de aprendizaje automático tenemos las redes neuronales, que son modelos artificiales que se inspiran en el cerebro humano para emular su capacidad de aprendizaje mediante la experiencia. Están compuestas por capas interconectadas de neuronas,

imitando el comportamiento biológico. Procesando información a través de funciones de entrada, activación y salida, con hitos históricos como el Perceptrón y la propagación hacia atrás. Presentan ventajas como aprendizaje adaptativo, autoorganización, tolerancia a fallos y operación en tiempo real [17].

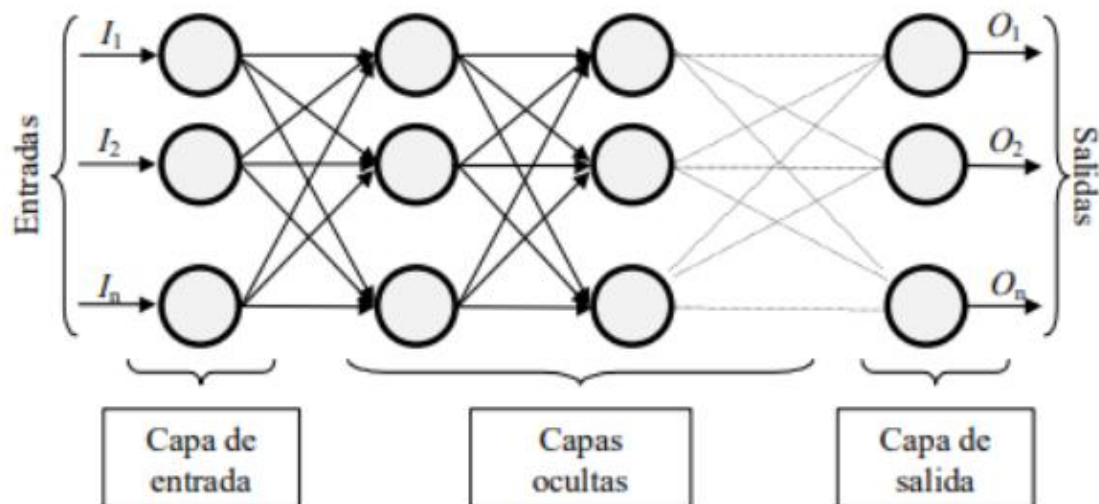


Fig. 1. Arquitectura de Red Neuronal

Las redes neuronales convolucionales (RNC) son redes especializadas en el procesamiento de datos bidimensionales, como imágenes, y son ampliamente utilizadas en visión artificial. Estas redes aplican capas convolucionales para aprender y extraer patrones locales en diversas regiones de una imagen, lo que las hace eficaces en la identificación y clasificación visual. Además, tienen aplicaciones en otros campos, como el procesamiento de lenguaje natural y el aprendizaje reforzado. Las RNC son esenciales para el desarrollo de sistemas inteligentes, con usos que van desde la conducción autónoma hasta la minería de datos visuales [18].

Las enfermedades respiratorias, que abarcan desde infecciones agudas como resfriados hasta enfermedades crónicas como el EPOC y el asma, afectan el sistema respiratorio de diversas maneras. El EPOC se caracteriza por la obstrucción del flujo de aire, generalmente causada por el tabaquismo, mientras que el asma inflama los bronquios, causando síntomas como tos y dificultad para respirar. Otras afecciones incluyen las infecciones respiratorias agudas, como la gripe y la neumonía, y el cáncer de pulmón, a menudo asociado con la exposición al humo. La COVID-19 también ha dejado secuelas, como la fibrosis pulmonar y la disfunción muscular respiratoria, que requieren tratamiento especializado para mejorar la calidad de vida [19].

El aprendizaje automático (Machine Learning) es un campo de la inteligencia artificial que permite a las computadoras mejorar su rendimiento en tareas específicas a través de la experiencia, sin la necesidad de programación explícita. A partir del análisis de grandes volúmenes de datos, las computadoras pueden identificar patrones y tomar decisiones de forma

autónoma. En el ámbito médico, esta tecnología ha abierto nuevas posibilidades para el diagnóstico de enfermedades, permitiendo que los sistemas basados en Machine Learning proporcionen pronósticos más precisos y oportunos. Entre las diferentes técnicas de aprendizaje automático, las redes neuronales han adquirido un papel preponderante debido a su capacidad para emular el comportamiento del cerebro humano. Estas redes están formadas por múltiples capas de neuronas artificiales que, al interactuar entre sí, permiten la identificación de características complejas en los datos. Las redes neuronales convolucionales (RNC) son un tipo especializado de estas redes, diseñadas específicamente para el procesamiento de imágenes. Las RNC han demostrado su eficacia en el análisis de datos visuales, permitiendo reconocer patrones y características que podrían pasar desapercibidos para el ojo humano [20].

En el contexto de la pandemia de COVID-19, la aplicación de RNC en la detección de secuelas respiratorias se ha vuelto particularmente relevante. El COVID-19 ha tenido un impacto global, afectando a millones de personas y dejando secuelas significativas en aquellos que han logrado superar la enfermedad. Una de las secuelas más preocupantes es el daño pulmonar, que incluye condiciones como la fibrosis pulmonar y la disfunción respiratoria. Estas secuelas pueden manifestarse en la forma de dificultad para respirar, fatiga crónica y reducción de la capacidad pulmonar, lo que afecta gravemente la calidad de vida de los pacientes. La fibrosis pulmonar, se caracteriza por el endurecimiento y cicatrización del tejido pulmonar, lo que limita la capacidad de los pulmones para expandirse y absorber oxígeno de manera eficiente. Sin un diagnóstico temprano, esta condición puede progresar y volverse irreversible, dificultando el tratamiento. El uso de RNC en la detección de esta secuela es crucial, ya que permite analizar imágenes de los pulmones y detectar signos de daño antes de que se presenten síntomas graves. Además, las RNC pueden identificar patrones asociados con otras secuelas, como la hipertensión pulmonar y las complicaciones trombóticas, que también son comunes en pacientes recuperados de COVID-19 [21].

## **Materiales y métodos**

### **Tipo de investigación**

La presente investigación es una investigación aplicada [22], debido a que se aplicó los conocimientos ya conocidos de las redes neuronales convolucionales aplicados en un sistema web que ayudó a detectar secuelas respiratorias mediante imágenes de placas de pulmón en pacientes de un hospital.

### **Población y muestra**

La población objetivo de este estudio es ayudar a los especialistas, médicos generales y personal del área de rayos X del hospital a identificar las secuelas de COVID-19, el resultado de la muestra da un total de 60 personas.

$$n = \frac{N * Z_{\alpha}^2 * p * q}{e^2 * (N - 1) + Z_{\alpha}^2 * p * q}$$

Fig. 2. Fórmula de poblaciones finitas

Donde:

- n = Tamaño de muestra buscado
- N = Tamaño de población (71)
- z = Nivel de confianza (95% o 1.96)
- e = error de estimación aceptado (5% o 0.05)
- p = Probabilidad que ocurra el evento estudiado (0.5)
- q = Probabilidad de que no ocurra el evento estudiado (1-p o 0.5)

$$n = \frac{71 * 1.96^2 * 0.3 * 0.3}{0.05^2 * (71 - 1) + 1.96^2 * 0.3 * 0.3}$$

$$n = 60$$

### Métodos de investigación

Para la presente investigación, se empleó los métodos analíticos y deductivos descritos por [22], además de los métodos de implementación y análisis de la literatura. El método analítico se empleó para examinar las imágenes de los pulmones y observar las características de las secuelas ocasionadas por el COVID-19. El análisis de la literatura se basa en la revisión de estudios previos que implementan soluciones relacionadas con la problemática abordada, así como en bases teóricas que respaldaron el propósito de la investigación. Finalmente, se implementó un sistema web utilizando redes neuronales convolucionales para la detección de secuelas respiratorias asociadas al COVID-19.

### Técnicas e instrumentos de recolección de datos

En esta investigación se empleó diversas técnicas e instrumentos para la recolección de datos. Entre estas, se utilizó una guía de observación con toma de apuntes para estudiar a los pacientes del Hospital Nacional, con el objetivo de reconocer el proceso de consulta médica y detectar posibles carencias. Además, se llevaron a cabo entrevistas a médicos neumólogos, mediante una guía de entrevista, con el fin de conocer los parámetros utilizados en la lectura y diagnóstico de placas de pulmón. Por último, se realizó un análisis de imágenes de pulmón

utilizando una base de datos abierta, con el propósito de identificar y clasificar las secuelas del COVID-19.

## Resultados y discusión

### Objetivo específico 1

Realizar el análisis comparativo de los diferentes algoritmos de Machine Learning con la finalidad de determinar el algoritmo de RNC más apropiado para el problema de diagnóstico de secuelas respiratorias mediante imágenes de placas de pulmón. Este análisis fue crucial, ya que permitió seleccionar el algoritmo y el optimizador más adecuado en base a la precisión y exactitud en el modelo. Esta comparación aseguró que el sistema pudiera detectar patrones relevantes en las placas del pulmón contribuyendo con el diagnóstico oportuno.

Como parte de este análisis, se consideraron los valores de porcentajes de aceptabilidad en modelos de Machine Learning, los cuales se clasifican en tres niveles:

- Nivel 1: 70% – 80% de precisión, considerado aceptable, pero con limitaciones para aplicaciones críticas.
- Nivel 2: 80% – 90% de precisión, representa un buen desempeño en tareas diagnósticas.
- Nivel 3: 90% – 100% de precisión, indica una alta confiabilidad del modelo, siendo ideal para implementaciones clínicas.

Estos rangos de aceptabilidad permitieron evaluar objetivamente el rendimiento de cada algoritmo y tomar decisiones informadas sobre su viabilidad en el diagnóstico automatizado de secuelas respiratorias. A continuación, veremos la tabla comparativa de los diferentes algoritmos:

| Algoritmo de RNC              | Precisión      | Nivel | Ventaja   |
|-------------------------------|----------------|-------|---|
| Backpropagation con Adam [23] | 97.3% - 99.07% | 3     | La combinación del algoritmo backpropagation y el optimizador Adam alcanzó una precisión del 97.3 % en la detección de cáncer de piel y del 99.07 % en la identificación de COVID-19 mediante tomografías computarizadas. Esta integración destaca por su alta adaptabilidad, eficiencia computacional y precisión clínica, lo que la convierte en una herramienta ideal para aplicaciones médicas que requieren diagnósticos rápidos, confiables y automatizados. Además, contribuye significativamente a reducir el margen de error humano, optimizando así los procesos de toma de decisiones en entornos hospitalarios. |

|   |                 |   |   |
|---|-----------------|---|---|
| Backpropagation con regularización bayesiana [24] | 80.4%           | 2 | La aplicación de backpropagation con regularización bayesiana alcanzó una precisión del 80.4 % en la predicción de longitud, 87.5 % en ancho y 74.9 % en grosor de artefactos arqueológicos fragmentados. Este enfoque destacó por su capacidad para evitar el sobreajuste y generar resultados coherentes, incluso con conjuntos de datos pequeños. Lo que lo convierte en una buena opción para la reconstrucción de objetos antiguos y preservación del patrimonio cultural  |
| Stochastic Gradient Descent con Momentum [25]     | 76.01%<br>- 56% | 1 | La implementación del algoritmo SGD con Momentum contribuyó a incrementar la eficacia del entrenamiento en modelos de clasificación, aplicados a bases de datos como CIFAR-10 e ImageNet. Aunque los niveles de precisión alcanzados fueron de 76.01 % para CIFAR-10 y 56 % en top-1 para ImageNet, esta técnica resaltó por reducir el tiempo de convergencia en aproximadamente un 23.57 % en comparación con el SGD tradicional. Este resultado se debe al uso del impulso, el cual mitiga las oscilaciones en zonas con alta curvatura y potencia la dirección del gradiente acumulado, favoreciendo un aprendizaje más estable. Asimismo, por su eficiencia computacional y facilidad de adaptación a entornos paralelos, representa una alternativa robusta para entrenar redes convolucionales a gran escala, mejorando los tiempos de entrenamiento sin comprometer la arquitectura del modelo. |
| RMSprop [26]                                      | 90.45%          | 2 | El empleo del optimizador RMSprop permitió obtener un nivel de exactitud del 90.45 % al clasificar imágenes de rayos X de pacientes con diagnóstico positivo y negativo de COVID-19. Este algoritmo facilitó el entrenamiento del modelo al ajustar automáticamente la velocidad de aprendizaje, lo que mejoró la eficiencia en la identificación de patrones relevantes en los datos. A diferencia de otros métodos, RMSprop mostró un buen desempeño con volúmenes reducidos de información médica, evitando errores comunes como el sobreajuste  |

## Objetivo específico 2

Implementar el algoritmo basado en RNC que permita la detección de secuelas respiratorias mediante imágenes de placas de pulmón. Se desarrolló una red neuronal convolucional empleando un modelo secuencial en Keras. Para alcanzar esta implementación, se estructuraron las siguientes capas, así también, para la implementación del código del algoritmo se utilizó Jupiter Notebook y siguiendo la arquitectura antes mencionada de la etapa del modelado damos a conocer:

- Capa de Convolución: Una capa Conv2D con 32 filtros y un tamaño de 3x3, que utiliza la función de activación ReLU para mejorar el aprendizaje de patrones. El parámetro `input_shape=(160, 160, 3)` define la dimensión de entrada, representando imágenes de 160x160 píxeles y tres canales (RGB). Con `padding='same'`, se conserva el tamaño de la imagen tras la convolución.
- Capa de Max-Pooling: Se aplica una capa de MaxPooling2D con un tamaño de ventana 2x2, disminuyendo la resolución espacial y reteniendo las características más relevantes de la imagen.
- Capa de Convolución y Max-Pooling: Se agrega una segunda capa Conv2D con 64 filtros y un tamaño de filtro de 2x2. Luego, otra capa de MaxPooling2D contribuye a reducir aún más la dimensionalidad mientras preserva las características esenciales.
- Capa de Aplanamiento (Flatten): Esta capa convierte la salida bidimensional en un formato unidimensional, lo que facilita su entrada en las capas densas que siguen.
- Capa Densa Oculta: Una capa Dense con 256 neuronas y activación ReLU permite que el modelo aprenda relaciones complejas entre las características. Además, se añade una capa Dropout con una tasa de 0.5 para mitigar el riesgo de sobreajuste.
- Capa de Salida: Finalmente, una capa Dense con 2 neuronas y activación softmax produce las probabilidades de pertenencia para dos clases, completando el modelo de clasificación.

El modelo fue entrenado utilizando el optimizador Adam y la función de pérdida "categorical\_crossentropy", diseñada para abordar problemas de clasificación multiclase. A lo largo de varias épocas, se ajustó la tasa de aprendizaje para mejorar la convergencia. Durante el proceso de entrenamiento, se monitorizó el rendimiento en términos de pérdida y exactitud tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de validación.

```

validacion_datagen = ImageDataGenerator(preprocessing_function=preprocess_input)

valid_generator = validacion_datagen.flow_from_directory(
    data_validacion,
    target_size=(160,160),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical',
    shuffle=True)

print ("Informacion sobre las imagenes cargadas al modelo y sus respectivas clases asignadas")
print(train_generator.class_indices)

Found 288 images belonging to 2 classes.
Found 60 images belonging to 2 classes.
Informacion sobre las imagenes cargadas al modelo y sus respectivas clases asignadas
{'normal': 0, 'secuela': 1}

```

Fig. 3. Implementación del modelo

El modelo mostró una mejora constante en su capacidad para identificar las secuelas respiratorias en las imágenes de placas de pulmón, lo que subraya su eficacia en la tarea de prediagnóstico en pacientes de COVID-19. Además, se observó una progresiva capacidad de generalización, lo que sugiere que el modelo puede adaptarse bien a nuevos casos y a datos no vistos previamente.

| ÉPOCA | PÉRDIDA | EXACTITUD | VALOR DE PÉRDIDA | VALOR DE EXACTITUD |
|-------|---------|-----------|------------------|--------------------|
| 1     | 1.8583  | 0.8576    | 0.0264           | 0.9792             |
| 2     | 0.1855  | 0.9688    | 0.0454           | 0.9792             |
| 3     | 0.0418  | 0.9896    | 0.0287           | 0.9792             |
| 4     | 0.0322  | 0.9861    | 0.0576           | 1.0000             |
| 5     | 0.0123  | 0.9931    | 0.0210           | 1.0000             |
| 6     | 0.0272  | 0.9965    | 4.3381e-4        | 1.0000             |
| 7     | 0.1582  | 0.9861    | 0.0027           | 0.9792             |
| ....  | ....    | ....      | ....             | ....               |
| 12    | 0.0494  | 0.9861    | 0.0500           | 0.9792             |

Para la matriz de confusión proporcionada, la precisión es del 92.3%, lo que indica que el 92.3% de los resultados clasificados como positivos son realmente correctos. La exactitud es del 95.2%, lo que muestra que el 95.2% de todas las predicciones realizadas por el modelo fueron correctas. La sensibilidad es del 100%, lo que significa que el modelo detecta correctamente todos los casos positivos.

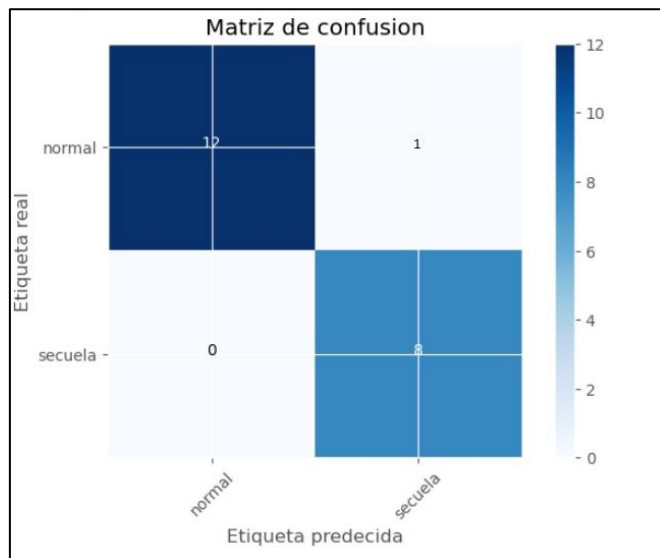


Fig. 4. Matriz de confusión

En seguida, la creación de un archivo h5 para hacer la implementación e integración con el código de interfaz.

```
[13]: model.compile(optimizer='Adam',loss='categorical_crossentropy',metrics=['accuracy'])

step_size_train=train_generator.n//train_generator.batch_size
step_size_valid=valid_generator.n//valid_generator.batch_size

H=model.fit_generator(generator=train_generator,
                      steps_per_epoch=step_size_train,
                      epochs=TOTAL_EPOCHAS_TRAINING,
                      validation_data=valid_generator,
                      validation_steps=step_size_valid)
```

Fig. 5. Implementación del optimizador Adam y categorical\_crossentropy

Como consecuencia de lo anteriormente desarrollado, se integra el archivo h5 en la implementación del sistema web, permitiendo finalmente la realización de diagnósticos oportunos.

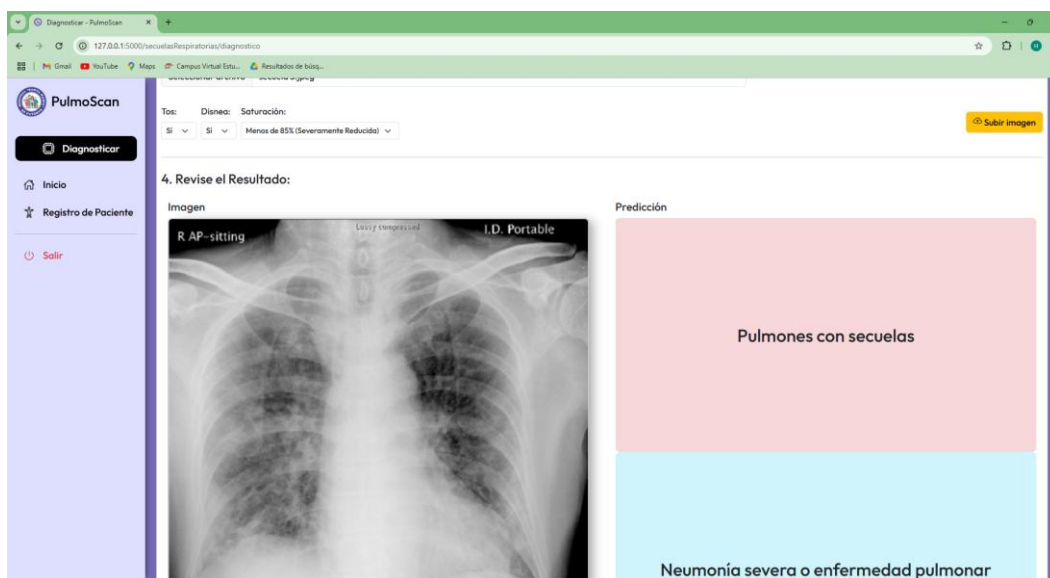


Fig. 6. Implementación del archivo h5 en el sistema web

### Objetivo específico 3

Validar la eficiencia del sistema propuesto en términos de experiencia de uso en el diagnóstico por parte de los expertos. Para lograrlo, se realizó una encuesta TAM (Modelo de Aceptación Tecnológica) la cual fue fundamental para evaluar cómo perciben los usuarios la utilidad y facilidad de uso de un nuevo sistema, en este caso, un sistema web basado en redes neuronales convolucionales para detectar secuelas respiratorias. Esta evaluación proporciona información valiosa sobre la aceptación y la probabilidad de adopción del sistema por parte de los usuarios finales. Al entender mejor sus opiniones y experiencias, los desarrolladores pueden identificar áreas de mejora y realizar ajustes necesarios para optimizar la usabilidad y efectividad del sistema, asegurando así que cumpla con las expectativas y necesidades de los usuarios y que se integre de manera efectiva en sus prácticas de diagnóstico.

En el contexto de la validación del sistema se usó la fórmula para calcular cuántos médicos profesionales fueron necesarios entrevistar para obtener una retroalimentación confiable. Ajustando el nivel de confianza, el margen de error y el tamaño de la población que en este caso son 60 personas entre médicos generales, especialistas en neumología y personal del área de rayos X. En donde se aplicó la siguiente encuesta obteniendo como resultados de las la siguiente tabla de proporción:

| Nivel | Utilidad percibida  | Usabilidad percibida |
|-------|---------------------|----------------------|
| A     | Totalmente inútil   | Muy difícil de usar  |
| B     | Poco útil           | Difícil de usar      |
| C     | Útil pero mejorable | Algo difícil de usar |
| D     | Muy útil            | Fácil de usar        |
| E     | Esencialmente útil  | Muy fácil de usar    |

En los resultados de la encuesta TAM, el 70% de los profesionales han calificado la tecnología en el nivel E, lo que indica una alta utilidad y facilidad de uso. Un 19% ha asignado la clasificación D, sugiriendo que la herramienta es muy útil, pero con algunos aspectos a mejorar en términos de usabilidad. Finalmente, el 11% ha otorgado el nivel B, lo que refleja una percepción de baja utilidad y dificultad en su uso. En resumen, la mayoría de los encuestados ha mostrado una gran aceptación tecnológica, con una valoración positiva en términos de utilidad y usabilidad

### Discusión

En la investigación de Álvaro Molina [10], se demuestra la efectividad del uso del algoritmo de backpropagation y el optimizador Adam en el diagnóstico médico, alcanzando un margen

de error del 8% en la clasificación de imágenes de tumores cerebrales. Este hallazgo respalda la viabilidad de utilizar RNC para detectar secuelas respiratorias a partir de placas de pulmón, ya que evidencia la capacidad de estas redes para aprender y clasificar con alta precisión. No obstante, a diferencia del enfoque en imágenes de tumores, esta investigación se centra en la detección de anomalías específicas en radiografías pulmonares, lo que requiere un proceso más riguroso y específico en la selección y preparación de los datos.

Por su parte, David Castillo [11] desarrolló un sistema para identificar enfermedades de la piel a través de imágenes en tiempo real, logrando una precisión del 86.42%. Su enfoque resalta cómo el aprendizaje profundo y la recuperación de imágenes pueden mejorar el diagnóstico en tiempo real, lo cual es crucial para identificar secuelas respiratorias en pacientes recuperados de COVID-19. A diferencia de su metodología, que se aplica en imágenes en tiempo real, el análisis se enfoca en el análisis retrospectivo de imágenes de placas de pulmón, lo que implica desafíos adicionales en la limpieza y calidad de los datos debido a las condiciones diversas en las que fueron tomadas las imágenes.

En el trabajo de Paul Acero [12], demuestra cómo la clasificación de imágenes puede realizarse con alta sensibilidad y precisión, lo que resulta útil para explorar enfoques similares en la optimización del algoritmo de RNC. Sin embargo, mientras que Acero se centra en imágenes dérmicas, el análisis se ocupa de imágenes radiológicas, lo que requiere la consideración de parámetros y características diferentes, como la resolución y la claridad de las estructuras pulmonares. Este aspecto es esencial, ya que la calidad de las imágenes impacta directamente en la capacidad del modelo para detectar secuelas respiratorias de manera precisa.

La investigación de Karla Gutiérrez et al. [13], que trata sobre el diagnóstico visual de especies de libélulas y alcanza una tasa de detección del 91.4%, también respalda la aplicabilidad de RNC en la clasificación de imágenes. Aunque el enfoque es diferente, demuestra la efectividad de las técnicas de aprendizaje automático en contextos variados. La diferencia radica en que el análisis se centra en un contexto clínico, lo que requiere asegurar la precisión y la confianza en los diagnósticos médicos, especialmente en el tratamiento de secuelas respiratorias post-COVID.

El estudio de Flores Mendoza et al. [14] aborda la detección de enfermedades en plantas de café utilizando RNC, logrando una precisión del 99.6%. Aunque la temática es distinta, el alto grado de precisión obtenido resalta la efectividad de las RNC y su potencial para aplicaciones en salud. No obstante, a diferencia de su enfoque en cultivos, este análisis debe considerar la variabilidad en las características de las imágenes radiológicas de los pulmones, lo que puede influir en la efectividad del modelo de detección.

Finalmente, en la investigación de Diaz y Tarrillo [15], se desarrolla una red neuronal artificial para estimar el ruido vehicular, demostrando el uso eficaz de redes neuronales en el procesamiento de grandes volúmenes de datos. Este estudio proporciona valiosos ejemplos sobre el entrenamiento y evaluación de modelos, aspectos igualmente relevantes para el análisis. Sin embargo, mientras que el enfoque se centra en datos ambientales, el trabajo se dedica a la detección de secuelas respiratorias a partir de imágenes médicas, lo que requiere una adaptación de los métodos y un enfoque más específico en la evaluación de la calidad de las imágenes y el entrenamiento del modelo.

### **Conclusiones**

En conclusión, la detección de secuelas respiratorias en pacientes de COVID-19 en un centro hospitalario pudo lograrse mediante el uso de la tecnología del Machine Learning o la inteligencia artificial. Estas herramientas permitieron analizar de manera eficiente imágenes de radiografías pulmonares, reconociendo patrones asociados a secuelas respiratorias.

Para alcanzar esta investigación, se llevó a cabo un análisis comparativo de diversos algoritmos de Machine Learning, seleccionando redes neuronales convolucionales que mostró una precisión del 90% para el diagnóstico de secuelas a través de imágenes en el sector salud.

Posteriormente, se implementó un algoritmo basado en RNC, utilizando en el sistema el optimizador Adam para poder llegar a alcanzar una precisión del 92.3% en patrones asociados a las secuelas respiratorias.

Finalmente, la eficiencia del sistema fue validada positivamente por expertos médicos, quienes confirmaron su utilidad y precisión con un 89% de aprobación como herramienta de apoyo en el diagnóstico clínico de pacientes afectados.

### **Recomendaciones**

Se recomienda probar diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales (RNC) para mejorar la detección de secuelas respiratorias en radiografías pulmonares. Aumentar y regularizar los datos mediante técnicas como rotar o escalar imágenes puede ayudar a evitar que el modelo aprenda patrones específicos del conjunto de entrenamiento y mejorar su capacidad de generalización, así también se recomienda que se genere nueva data con respecto a las imágenes de los ápices de los pulmones en donde ya no se muestre de manera posterior sino puede ser anteroposterior, lateral, oblicua o decúbito. Finalmente, aplicar una segmentación de las áreas pulmonares en las imágenes puede enfocar el análisis en los pulmones y aumentar la precisión en la detección de secuelas, reduciendo el ruido visual en el resto de la imagen.

## Referencias

- [1] Naciones Unidas, «Población | Naciones Unidas», United Nations. Accedido: 17 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.un.org/es/global-issues/population>
- [2] Organización Mundial de la Salud, «COVID-19 cases | WHO COVID-19 dashboard», WHO Covid-19 Dashboard. Accedido: 17 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://data.who.int/dashboards/covid19/cases>
- [3] Ministerio de Salud, «Covid 19 en el Perú - Ministerio de Salud», Sala Situacional Covid-19 Perú. Accedido: 17 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://covid19.minsa.gob.pe/>
- [4] Ministerio de Salud y Centro Nacional Epidemiología, Prevención y Control de Enfermedades, *Boletín Epidemiológico del Perú*, Ministerio de Salud., vol. 31. Lima, 2022. Accedido: 15 de septiembre de 2023. [En línea]. Disponible en: [https://www.dge.gob.pe/epipublic/uploads/boletin/boletin\\_202217\\_27\\_213949.pdf](https://www.dge.gob.pe/epipublic/uploads/boletin/boletin_202217_27_213949.pdf)
- [5] DIRESA Cutervo, «Dirección Sub Regional de Salud Cutervo». Accedido: 12 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <http://www.disacutervo.gob.pe/>
- [6] I. Chérrez-Ojeda, L. Gochicoa Rangel, A. Salles Rojas, y H. Mautong, «Seguimiento de los pacientes después de neumonía por COVID-19. Secuelas pulmonares», *Rev. Alerg. México*, vol. 67, n.º 4, pp. 350-369, dic. 2020, doi: 10.29262/ram.v67i4.847.
- [7] L. L. P. Lino, S. J. M. Tóala, M. P. M. Cedeño, y G. A. V. Holguín, «Secuelas que enfrentan los pacientes que superan el COVID 19», *RECIMUNDO*, vol. 4, n.º 3, Art. n.º 3, jul. 2020, doi: 10.26820/recimundo/4.(3).julio.2020.153-162.
- [8] L. Rapela, M. Andreu, y G. Capodarco, «Rehabilitación Pulmonar Ambulatoria en pacientes con secuelas post COVID-19», *Argent. J. Respir. Phys. Ther.*, vol. 4, n.º 1, feb. 2022, doi: 10.58172/ajrpt.v4i1.199.
- [9] M. Molina Molina, «Secuelas y consecuencias de la COVID-19.», 2020.
- [10] Á. Molina Calleja, «Aplicación de redes neuronales al diagnóstico, a partir de imágenes, de enfermedades neurodegenerativas». Accedido: 7 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://oa.upm.es/71636/>
- [11] D. Castillo Berná, «Redes Neuronales Convolucionales para el reconocimiento de enfermedades de la piel», Tesis de Grado, Universidad de Málaga, Málaga, 2022. Accedido: 7 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://riuma.uma.es/xmlui/bitstream/handle/10630/25139/Castillo%20Berna%2C%20David%20Memoria.pdf?sequence=1>
- [12] P. L. Acero Diaz, «Aplicación móvil para detección de melanoma con redes neuronales artificiales», Tesis de Maestría, Universidad Internacional de La Rioja, Lima, 2021. Accedido: 22 de septiembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://renati.sunedu.gob.pe/bitstream/sunedu/3086111/1/AceroDiazPL.pdf>
- [13] K. Gutierrez Lezama y J. G. Andrade Cari, «Uso de un algoritmo de realce de características como apoyo para un clasificador de redes neuronales convolucionales en imágenes de libélulas del género rhionaeschna», *Univ. Nac. San Antonio Abad Cusco*, 2018, Accedido: 7 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.unsaac.edu.pe/handle/20.500.12918/3658>
- [14] J. C. Flores Mendoza y G. Mejía Carhuajulca, «Aplicación Móvil usando redes neuronales convolucionales para la detección de enfermedades en las plantas de café en el distrito de Chirinos, Provincia de San Ignacio, Departamento de Cajamarca.», jun. 2023, Accedido: 22 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <http://repositorio.unprg.edu.pe/handle/20.500.12893/11478>

- [15] W. L. Díaz Saavedra, A. Tarrillo Vallejos, C. L. Ocaña Zuñiga, y L. Quiñones Huatangari, «ESTIMACIÓN DEL RUIDO MEDIANTE EL DESARROLLO DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL EN EL ÁREA URBANA DE JAÉN, CAJAMARCA», 2021.
- [16] M. Kraus, S. Feuerriegel, y A. Oztekin, «Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications», *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 281, n.º 3, pp. 628-641, mar. 2020, doi: 10.1016/j.ejor.2019.09.018.
- [17] E. Varela-Arregoces y E. Campbells-S, «Redes Neuronales Artificiales: una revisión del estado del arte, aplicaciones y tendencias futuras», *Investig. Desarro. En TIC*, vol. 2, n.º 1, Art. n.º 1, ene. 2011.
- [18] C. Bonilla Carrión, «Redes Convolucionales», Universidad de Sevilla, Sevilla. Accedido: 15 de octubre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/115221/TFG%20DGMyE%20Bonilla%20Carr%C3%B3n%20Carmelo.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [19] G. Beltramo *et al.*, «Chronic respiratory diseases are predictors of severe outcome in COVID-19 hospitalised patients: a nationwide study», *Eur. Respir. J.*, vol. 58, n.º 6, dic. 2021, doi: 10.1183/13993003.04474-2020.
- [20] M. M. Ahsan, S. A. Luna, y Z. Siddique, «Machine-Learning-Based Disease Diagnosis: A Comprehensive Review», *Healthcare*, vol. 10, n.º 3, p. 541, mar. 2022, doi: 10.3390/healthcare10030541.
- [21] A. Wong *et al.*, «Fibrosis-Net: A Tailored Deep Convolutional Neural Network Design for Prediction of Pulmonary Fibrosis Progression From Chest CT Images». Accedido: 1 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2021.764047/full>
- [22] R. Hernandez Sampieri, C. Fernandez Collado, y M. del P. Baptista Lucio, «Metodologías de investigación», *Mc Graw Hill Education*, vol. 6ta edición, 2014.
- [23] Pierre Baldi, Peter Sadowski, y Zhiqin Lu, «Learning in the machine: Random backpropagation and the deep learning channel», *Artif. Intell.*, vol. 260, pp. 1-35, jul. 2018, doi: 10.1016/j.artint.2018.03.003.
- [24] Maurizio Troiano, Eugenio Nobile, Fabio Mangini, Marco Mastrogiuseppe, Cecilia Conati Barbaro, y Fabrizio Frezza, «A Comparative Analysis of the Bayesian Regularization and Levenberg–Marquardt Training Algorithms in Neural Networks for Small Datasets: A Metrics Prediction of Neolithic Laminar Artefacts». Accedido: 2 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: [https://www.mdpi.com/2078-2489/15/5/270?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.mdpi.com/2078-2489/15/5/270?utm_source=chatgpt.com)
- [25] P. Verma, V. Tripathi, y B. Pant, «Comparison of different optimizers implemented on the deep learning architectures for COVID-19 classification», *Mater. Today Proc.*, vol. 46, pp. 11098-11102, 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2021.02.244.
- [26] Linnan Wang, Yi Yang, Renqiang Min, y Srimat Chakradhar, «Accelerating deep neural network training with inconsistent stochastic gradient descent», *Neural Netw.*, vol. 93, pp. 219-229, sep. 2017, doi: 10.1016/j.neunet.2017.06.003.

## Anexos

## ANEXO N° 01. ACEPTACIÓN DE PROYECTO DE TESIS



GOBIERNO REGIONAL DE CAJAMARCA  
DIRECCIÓN REGIONAL DE SALUD CAJAMARCA  
DIRECCIÓN SUB REGIONAL DE SALUD CUTERVO  
HOSPITAL SANTA MARÍA CUTERVO



LA DIRECTORA DEL HOSPITAL SANTA MARÍA DE  
CUTERVO, OTORGA LA PRESENTE.

## CONSTANCIA

A: **HAROLD IVAN RONCAL GASLAC**, el estudiante de la Universidad "Santo Toribio de Mogrovejo" - Lambayeque, a puesto a prueba el sistema web basado en RNC para detectar secuelas respiratorias en pacientes COVID - 19 a través de imágenes de placas de pulmón en el Hospital Santa María de Cutervo.

Se expide la presente constancia, a solicitud del interesado para los fines que estime conveniente.

Cutervo, 28 de octubre del 2024.

