

FACULTAD DE INGENIERÍA

PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

TÍTULO:

“Comparación de Modelos Pre-Entrenados de Inteligencia Artificial para la Detección de Neumonía mediante el uso de Radiografías Toráxicas”

CURSO:

Inteligencia artificial

ESTUDIANTE:

Carlos Sebastián Gómez Vergel

SEMESTRE:

V

CÚCUTA – COLOMBIA

2024

1. **Introducción.**

Este informe destaca la importancia de detectar el Parkinson de manera temprana y precisa para mejorar la calidad de vida de los pacientes. Se realiza una comparación exhaustiva de modelos pre - entrenados de procesamiento de imágenes, como Efficient Net B9, Exception, VGG16 y ResNet50V2, utilizando radiografías cerebrales de la base de datos "Alzheimer Parkinson Diseases 3 Class". La metodología incluye adaptación y balanceo de la base de datos, así como configuración, entrenamiento y evaluación de cada modelo, resaltando métricas clave como pérdida porcentual, precisión, F1-score y tiempo de ejecución. Los resultados se presentan de manera concisa en una tabla comparativa, facilitando la evaluación de las ventajas y limitaciones de cada modelo. Se discuten hallazgos en relación con estudios previos y se ofrecen perspectivas sobre la aplicabilidad clínica de los modelos evaluados. Entre los modelos pre - entrenados, se destaca el rendimiento sobresaliente de VGG16, con una precisión de entrenamiento del 98.40% y una validación del 98.67%, junto con un F1-score del 98% y un tiempo de entrenamiento de aproximadamente 6 minutos y 29 segundos. Esta combinación de precisión y eficiencia temporal posiciona a VGG16 como el modelo más destacado. Este estudio contribuye significativamente a la comprensión del rendimiento de los modelos pre - entrenados en la detección del Parkinson a partir de radiografías cerebrales, respaldando avances importantes en la atención temprana y el tratamiento personalizado de esta enfermedad neurodegenerativa.

1. **Planteamiento del problema y justificación.**

## 2.1 Contexto del problema

El avance tecnológico ha impulsado el éxito de modelos computacionales predictivos como el Deep Learning, un concepto introducido en 2006 por Geoffrey Hinton. Este enfoque ha revolucionado la identificación de elementos mediante el procesamiento de imágenes, facilitando el descubrimiento de patrones y permitiendo descifrar o predecir con alta precisión el significado de un objeto.

Esta capacidad del Deep Learning ha despertado gran interés en las comunidades científicas, especialmente en el sector salud. Este consta de diferentes enfoques pero en esta ocasión nos centraremos en uno de estos, el análisis de tomografías y radiografías, las cuales se pueden utilizar como herramienta de lectura de patrones para la certera identificación de tumores, distintos tipos cáncer e infecciones como la neumonía. La implementación de esta tecnología para diagnosticar enfermedades a través de la lectura de imágenes médicas ha demostrado una precisión comparable a la de los expertos médicos, ganando cada vez más aceptación y confiabilidad.

Según estimaciones de la OMS, cada año se registran 450 millones de casos de neumonía; Alrededor de 4 millones de personas mueren a causa de esta enfermedad, lo que representa el 7% de la mortalidad total de 57 millones de personas. (OMS,2002). Además, en Colombia, la neumonía adquirida en la comunidad es la sexta causa de muerte y la primera por infección. Es responsable del 4% de los egresos hospitalarios y de más de 70.000 egresos anuales en todos los grupos de edad. La tasa de mortalidad por la neumonía adquirida en la comunidad es de 13 por 100.000 habitantes en la población general. (ACNTC, 2013). El uso de inteligencia artificial para analizar imágenes del sistema respiratorio, como las tomografías computarizadas, emergen como una herramienta para mejorar la detección de infecciones en el sistema respiratorio, las radiografías pulmonares proporcionan información detallada sobre la morfología y la estructura pulmonar de los pacientes, lo que podría ser útil para identificar patrones distintivos asociados con la enfermedad, por lo que redes neuronales correctamente entrenadas, pueden ayudar a brindar mayor precisión en la detección de la neumonía en una fase temprana.

Un estudio mexicano de 2019 entrenó una red neuronal de aprendizaje profundo para clasificar 8 enfermedades torácicas, incluyendo la neumonía, utilizando la base de datos ChestX-ray8. Los resultados fueron positivos en 4 de las 8 enfermedades. En el caso de la neumonía, se logró una precisión del 60.51% en imágenes radiográficas originales y del 86.36% en imágenes de calidad mejorada. (Medrano, 2019).

Por otro lado, en 2022, Jiamin Liang et al. presentaron una innovadora red neuronal profunda Generative Adversarial Networks (GAN) para sintetizar imágenes de ultrasonido realistas y editables. Su investigación, titulada "Sketch guided and progressive growing GAN for realistic and editable Imágenes ultrasonido synthesis", se centró en generar imágenes de alta calidad de pulmón, articulación de cadera y ovario, utilizando un conjunto de datos de 6054, 1231 y 3261 imágenes, respectivamente. Para evaluar la efectividad del modelo, se compararon tres enfoques diferentes. El primer enfoque utilizó la estructura básica de una GAN, el segundo incorporó la guía de bocetos auxiliar y el tercero agregó una pérdida de características. Los resultados cualitativos mostraron que el tercer enfoque, que combinaba la guía de bocetos y la pérdida de características, fue el más efectivo para eliminar artefactos y generar imágenes de alta calidad.

En cuanto a los resultados cuantitativos, el tercer enfoque también obtuvo los mejores resultados en términos de calidad de imagen, medido por el Frechet Inception Distance (FID). Para imágenes de 256x256, el FID fue de 60.75, 67.68 y 61.41 para pulmón, articulación de cadera y ovario, respectivamente. Para imágenes de 512x512, el enfoque que utilizó la guía de bocetos obtuvo los mejores resultados, con valores FID de 36.36, 57.81 y 47.11 para las mismas imágenes evaluadas.

En conclusión, la investigación de Jiamin Liang et al. demuestra el potencial de las GAN para generar imágenes de ultrasonido realistas y editables. Su modelo propuesto, que incorpora guías de boceto y entrenamiento progresivo, ofrece una herramienta prometedora para mejorar la calidad y la precisión de las imágenes de ultrasonido en aplicaciones médicas.

En esta investigación, se implementarán modelos de redes neuronales convolucionales (CNN) para el reconocimiento de imágenes radiográficas de tórax, con el objetivo de detectar neumonía. Se evaluará el rendimiento de cada red neuronal, analizando métricas como precisión, recall, f1-score, tiempo de ejecución y consumo de recursos computacionales. El propósito es identificar una CNN óptima que sea eficiente y precisa en el diagnóstico de neumonía a partir de radiografías de tórax.

## 2.2 Justificación.

La presente investigación busca abordar una problemática crítica en el sector salud: la detección temprana de la neumonía. Ante la escasez de profesionales especializados y la alta tasa de mortalidad asociada a esta enfermedad, se propone aprovechar el potencial del Deep Learning y la Visión Computacional para desarrollar una herramienta innovadora que facilite el diagnóstico precoz.

La implementación de redes neuronales, capaces de aprender y mejorar su precisión a través del entrenamiento, promete revolucionar la detección de la neumonía. El diseño de un modelo predictivo basado en estas tecnologías no solo agilizaría el proceso de diagnóstico, sino que también permitiría iniciar tratamientos oportunos, evitando así complicaciones y reduciendo la mortalidad.

Durante la investigación se estipula analizar métricas similares a las que usan los autores. Además de medir el rendimiento del algoritmo al ejecutarse en un equipo computacional, esperando obtener valores que ayuden a mejorar los parámetros del modelo implementado, optimizando el valor de precisión y consumo de recursos de máquina, buscando un equilibrio entre ambas métricas, siendo este enfoque el valor diferencial sobre las investigaciones revisadas.

1. **Objetivos.**

## 3.1 Objetivo general.

* Seleccionar el modelo pre entrenado óptimo en base a los resultados obtenidos de la investigación.

## 3.2 Objetivos específicos.

* Realizar una revisión bibliográfica en las bases de datos de artículos científicos.
* Implementar redes pre – entrenadas en la detección de la neumonía por radiografías torácicas.
* Comparar modelos de redes pre – entrenadas de inteligencia artificial en la detección de la neumonía mediante el análisis de radiografías torácicas.

1. **Referente teórico.**

**4.1 Conceptos generales.**

* **Aprendizaje profundo**

El aprendizaje automático (Machine Learning) y el aprendizaje profundo (Deep Learning) son dos áreas de la inteligencia artificial que han cobrado gran relevancia en los últimos años.

El aprendizaje automático es un enfoque de análisis de datos que automatiza la construcción de modelos. Permite que las computadoras aprendan y mejoren su rendimiento a partir de la experiencia, sin necesidad de ser programadas explícitamente.

Por su parte, el aprendizaje profundo es una rama del aprendizaje automático que utiliza redes neuronales artificiales para resolver problemas complejos. Estas redes se inspiran en la estructura y función del cerebro humano, y son capaces de aprender de datos no estructurados y sin etiquetar, lo que las hace especialmente potentes para tareas como el reconocimiento de imágenes, el procesamiento del lenguaje natural y la traducción automática. (Sharifani, 2023).

* **Red neuronal convolucional - CNN**

Las redes neuronales convolucionales (CNN) son sistemas de inteligencia artificial basados ​​en redes neuronales multicapa que pueden identificar, reconocer y clasificar objetos, así como detectar y segmentar objetos en imágenes. De hecho, CNN o ConvNet es una arquitectura popular de aprendizaje profundo discriminativo que se puede aprender directamente del objeto de entrada sin la obligación de extraer características humanas.

Esta red se utiliza con frecuencia en identificación visual, análisis de imágenes médicas, segmentación de imágenes, PNL y muchas otras aplicaciones, ya que está diseñada específicamente para manejar una variedad de formas 2D (Koushik, 2016). Es más eficaz que una red normal, ya que puede identificar automáticamente elementos clave a partir de la entrada sin necesidad de participación humana.

* **Procesamiento de imágenes**

El procesamiento digital de imágenes es el conjunto de prácticas que modifican imágenes digitales para mejorar la visibilidad de ciertas características de los objetos presentes en la imagen para su posterior análisis o simplemente para mejorar la visualización de la imagen, esto no aumenta la información que se puede extraer de las imágenes, solo realza ciertas características de la imagen. Para procesar la imagen efectivamente se debe considerar el proceso de formación y las características de interés de la imagen. (Viera Maza, 2017).

* **Neumonía**

La neumonía es una infección en uno o ambos pulmones. Causa que los alvéolos pulmonares se llenen de líquido o pus. Puede variar de leve a grave, dependiendo de la causa de la infección, su edad y su estado general de salud. Las neumonías representan entre el 80 % y el 90 % de las muertes por infecciones respiratorias agudas (IRA) y es una de las principales causas de muerte infantil en todo el mundo. Es una enfermedad prevenible si se toman en cuenta algunas medidas para evitar su aparición.

Para combatir y prevenir la enfermedad del Parkinson (González et al., 2023) realiza un estudio de revisión bibliográfica en donde encuentra los diferentes métodos computacionales que ayudan a prevenir y diagnosticar el Parkinson. Se han implementado redes neuronales de inteligencia artificial que analizan las frecuencias de voz, radiografías cerebrales en alta resolución, tomografías cerebrales, forma de la escritura a mano y sensores que miden las vibraciones físicas del paciente. Siendo estos métodos de apoyo y guía al profesional de la salud, ya que presenta un proceso de descarte temprano y no intrusivo en el paciente.

* **Radiografías de tórax**

Arenas-Jiménez, 2021, hace un análisis exhaustivo de las radiografías y tomografías de tórax con el fin de explicar e identificar diferentes patrones que se encuentran en estas y permiten definir cuando un paciente presenta neumonía y que tipo de microorganismo es el causante de la misma, en este caso, deseando diferenciar cuando una neumonía es causada por el microorganismo detrás del COVID-19, SARS-CoV-2, y cuando su origen no parte de la presencia de este virus. Explica que, “la COVID-19 produce principalmente daño alveolar, tanto en las fases iniciales como en la evolución, en la que predomina el patrón de daño alveolar difuso y alteraciones vasculares.” (Thorac, 2020; Lancet, 2020; JAMA, 2020). Considera que esta afectación puramente alveolar explicaría la manifestación en forma de opacidades “en vidrio deslustrado” y áreas de consolidación periféricas como hallazgos predominantes.

* 1. **Modelos pre – entrenados.**

**EficcientNetB9**

EfficientNet, introducido por primera vez en Tan y Le, 2019, se encuentra entre los modelos más eficientes (es decir, que requieren menos FLOPS para la inferencia) y alcanza una precisión de vanguardia en tareas de aprendizaje por transferencia de clasificación de imágenes comunes y de imagenet.

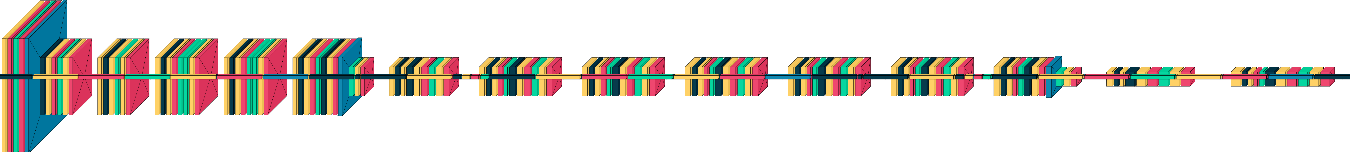
El bloque de construcción básico de la arquitectura EfﬁcientNet es Mobile Inverted BottleneckConvolution (MBConv) con una optimización de compresión y excitación. El concepto de MBConv se muestra en la figura. La familia de redes EfﬁcientNet tiene diferentes números de estos bloques MBConv. De EfﬁcientNetB0 a EfﬁcientNetB7, la profundidad, la anchura, la resolución y el tamaño del modelo siguen aumentando, y la precisión también mejora. El modelo con mejor rendimiento, EfﬁcientNetB7, supera a las anteriores CNN de última generación en términos de precisión de ImageNe y también es 8,4 veces más pequeño y 6,1 veces más rápido que la mejor CNN existente. En la segmentación semántica, cada píxel de una imagen está etiquetado, por lo que la preservación de la información espacial es de vital importancia. EfﬁcientNet se utiliza ampliamente en la clasificación y segmentación de imágenes. Por ejemplo, Chetoui et al. utilizaron EfﬁcientNet para lograr el mejor rendimiento en trabajos sobre retinopatía diabética (RD). Kamble et al. utilizaron EfﬁcientNet como codificador combinado con UNet++ y lograron una gran precisión en la segmentación del disco óptico (OD). Messaoudi et al. utilizaron EfﬁcientNet para convertir una red de clasiﬁcación 2D en una segmentación semántica 3D de tumores cerebrales, lo que también dio como resultado un rendimiento satisfactorio. La ﬁgura muestra la arquitectura de EfﬁcientNetB7

**ResNet50V2**

La idea de Bloques Residuales fue creada por este diseño para abordar el problema del gradiente que desaparece/explota. Aplicamos un método conocido como omitir conexiones en esta red. La conexión de salto omite algunos niveles intermedios para vincular activaciones de capa a capas posteriores. Esto crea un bloque sobrante. Estos bloques sobrantes se apilan para crear resnets.

La estrategia detrás de esta red es permitir que la red se ajuste al mapeo residual en lugar de que las capas aprendan el mapeo subyacente. Por lo tanto, dejemos que la red se ajuste en lugar de usar, digamos, el mapeo inicial de H(x),

F(x) := H(x) - x which gives H(x) := F(x) + x.

El beneficio de incluir este tipo de enlace de omisión es que la regularización omitirá cualquier capa que degrade el rendimiento de la arquitectura. Como resultado, es posible entrenar una red neuronal extremadamente profunda sin encontrar problemas con gradientes que desaparecen o se expanden. Los autores del artículo utilizaron las 100-1000 capas del conjunto de datos CIFAR-10 para la experimentación (Pablo & García, n.d.)

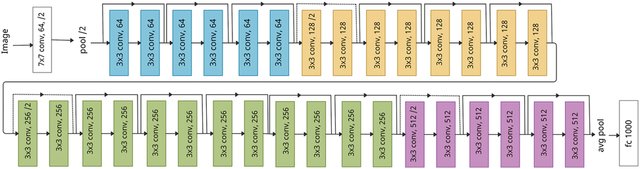
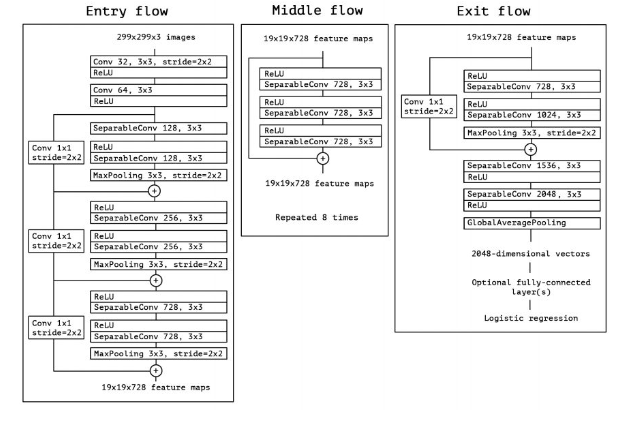


Ilustración 4 Arquitectura Resnet50V2, recuperado de (Srinivasan et al., 2021)

**Xception**

Xception es una arquitectura de red neuronal convolucional profunda que involucra convoluciones en profundidad separables. Fue desarrollado por investigadores de Google. Google presentó una interpretación de los módulos Inception en redes neuronales convolucionales como un paso intermedio entre la convolución regular y la operación de convolución separable en profundidad (una convolución en profundidad seguida de una convolución puntual). Desde este punto de vista, una convolución separable en profundidad puede entenderse como un módulo Inception con un número máximo de torres. Esta observación los lleva a proponer una nueva arquitectura de red neuronal convolucional profunda inspirada en Inception, donde los módulos de Inception han sido reemplazados por convoluciones separables en profundidad.

En esta red neuronal los datos pasan primero por el flujo de entrada, luego por el flujo intermedio que se repite ocho veces y finalmente por el flujo de salida. Tenga en cuenta que todas las capas Convolución y Convolución Separable van seguidas de una normalización por lotes (Gómez-De-ágreda et al., 2021).

**Arquitectura de Xception**

**VGG16**

El VGG es un conocido algoritmo de visión por ordenador que suele utilizarse mediante el aprendizaje por transferencia para evitar tener que volver a entrenarlo y resolver problemas similares en los que el VGG ya ha sido entrenado. La arquitectura VGG16 y VGG19 en Deep Learning se trata de una arquitectura bastante simple, usando solo bloques compuestos por un número progresivo de capas convolucionales con filtros de tamaño 3×3. Además, para reducir el tamaño de los mapas de activación que se van obteniendo, se intercalan bloques maxpooling entre los convolucionales, reduciendo a la mitad el tamaño de estos mapas de activación. Finalmente, se utiliza un bloque de clasificación compuesto por dos capas densas de 4096 neuronas cada una, y una última capa, que es la de salida, de 1000 neuronas (Salman & Abu-Naser, 2022) .

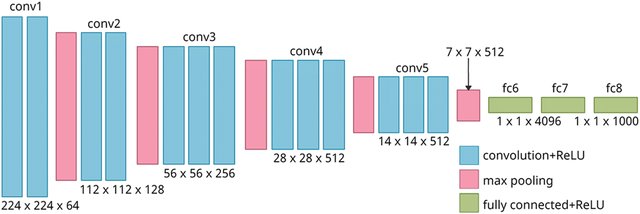


Ilustración 3 Arquitectira VGG 16, recuperado de (Srinivasan et al., 2021)

Red convolucional propia diseñada  
  
Para el desarrollo de la red propia para el análisis de imágenes se utilizo el siguiente fragmento de código para definir el modelo a evaluar:

model = Sequential()

model.add(Input((150, 150, 3)))

model.add(Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(MaxPooling2D())

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(MaxPooling2D())

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'))

model.add(MaxPooling2D())

model.add(MaxPooling2D())

model.add(Flatten())

model.add(Dense(128, kernel\_regularizer = regularizers.l2(1e-5), activation='relu'))

model.add(Dense(64, kernel\_regularizer = regularizers.l2(1e-5), activation='relu'))

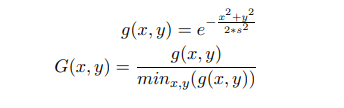
En el cual definimos un modelo secuencial con diferentes convoluciones con el fin de analizar las imágenes e identificar patrones en estas que nos permitan definir cuando una imagen pertenece al grupo de radiografías normales y cuando estamos tratando con una radiografía de una neumonía en cualquier etapa

1. **Metodología**

**5.1. Tipo y diseño de investigación.**

Este estudio se clasifica como aplicado tecnológico por su enfoque en la aplicación práctica de la tecnología para resolver un problema específico: la detección temprana de la neumonía mediante el análisis de radiografías de tórax. Se emplean modelos pre-entrenados de redes neuronales convolucionales (CNN), una tecnología de vanguardia en inteligencia artificial y visión por computadora, para desarrollar una solución práctica y eficiente que pueda tener un impacto directo en el diagnóstico médico.

Asimismo, se considera cuasiexperimental debido a que, si bien se comparan diferentes modelos pre-entrenados de CNN en un entorno controlado, no se cuenta con una aleatorización completa de los sujetos de estudio. Aunque se utilizan métodos experimentales, como la manipulación de variables y la evaluación de resultados, las condiciones reales del estudio pueden verse afectadas por factores externos no controlados, como la variabilidad en la calidad de las radiografías o las características individuales de los pacientes, lo que lo convierte en un diseño cuasiexperimental.

Además, se realiza una evaluación adicional del modelo utilizando el filtro GaussianBlur. Este filtro simula una distribución gaussiana bivariante, donde el valor máximo se encuentra en el píxel central y disminuye gradualmente hacia los bordes de la ventana de filtrado. La velocidad de esta disminución depende del parámetro de desviación estándar (s): cuanto menor sea el valor de s, más rápida será la disminución. El resultado del filtro es un conjunto de valores entre 0 y 1. Para convertir esta matriz en valores enteros, se divide cada elemento por el valor mínimo obtenido en la matriz. La ecuación para calcular el filtro gaussiano es:

Los filtros genéricos ofrecen una forma de procesar imágenes considerando la relación entre píxeles vecinos. Estos filtros son especialmente útiles cuando se asume que la respuesta espectral de un píxel depende de la reflectividad de los píxeles cercanos, con una atenuación que varía según la distancia. El alcance de esta atenuación (r) determina el tamaño de la ventana de filtrado (w = 2r + 1), que debe establecerse de antemano. (Robinson, 2012)

**5.2. Base de datos.**

Se han realizado diversos procesos tanto en la base de datos como en los modelos pre - entrenados, estableciendo un procedimiento específico para cada etapa investigada. En relación con la base de datos "Chest Radiografíass (Pneumonia)” que cuenta con características como el autor Paul Mooney y un tamaño de 2.29 GB, se ha seguido un proceso específico para su utilización.

Por tal motivo, se llevó a cabo un proceso de balance de imágenes entre las categorías "PNEUMONIA" y "NORMAL" para equiparar el número de imágenes en ambas. Antes del balance, se contabilizaron 3875 imágenes de neumonía y 1341 normales. Tras el proceso, el número de imágenes se ajustó a 1440 para neumonía y 1341 normales. Este equilibrio se logró mediante la eliminación aleatoria de 2435 imágenes de la categoría "Pneumonia" para igualarla con el grupo "Normal".

**5.3. Procesamiento de datos.**

En el apartado de procesamiento de datos, se comienza con la configuración del entorno de ejecución, optando por utilizar "Google Colab" y seleccionando la opción de "TPU v2" para disponer de recursos de máquina con 12.7 GB de RAM del sistema, 334.56 GB de RAM de GPU y 225.33 GB de disco. Esto debido a las limitaciones de disponibilidad de los recursos ofrecidos por la plataforma de manera gratuita.

La estructura general del algoritmo se divide en dos secciones principales: la preparación para el entrenamiento de datos y la implementación del modelo pre - entrenado.

En la preparación para el entrenamiento de datos, se llevan a cabo varias acciones, comenzando con la importación de librerías como TensorFlow, Keras, matplotlib, pandas, seaborn y sklearn. Luego, se establece la conexión con el conjunto de datos almacenado en Google Drive, comprimido en un archivo ZIP. Posteriormente, se realiza la carga y preprocesamiento del conjunto de datos de entrenamiento y validación, dividiendo los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba en una proporción del 80% y 20%, respectivamente, utilizando la función train\_test\_split(). Se procede a configurar los canales de las imágenes, agregando un canal adicional y convirtiendo las imágenes a canales en blanco y negro. Además, se describe y normaliza los datos, estableciendo la descripción de las categorías y normalizando los datos en 255.

En cuanto a la implementación del modelo pre - entrenado, se detallan los siguientes pasos: la importación del modelo con características específicas como la entrada de los datos, el congelamiento de valores aprendidos en las primeras 19 capas para conservar el aprendizaje del modelo, el aplanamiento y normalización por lotes de los datos, la configuración de la tasa de aprendizaje y la compilación del modelo definido. Posteriormente, se procede al entrenamiento del modelo, configurando el número de épocas, el tamaño por lote de entrenamiento y los datos de validación. Por último, se imprime el reporte del modelo utilizando "classification\_report" para mostrar las métricas principales durante el entrenamiento y validación.

1. **Resultados**

* Tabla de Modelos de inteligencia artificial (Sin filtro aplicado)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sin**  **Filtro** | Tranning Loss | Training Accuracy | Validation Loss | Validation Accuracy | F1 Score | Execution time |
| Red neuronal propia | 0.0159 | 99.60% | 0.1770 | 96.95% | 97% | 01:05:47 |
| Efficient NetB7 | 0.0842 | 97.21% | 0.0949 | 97.31% | 97% | 01:20:37 |
| Xception | 0.0073 | 99.78% | 0.9185 | 83.30% | 83% | 00:15:29 |
| VGG16 | 0.0194 | 99.69% | 0.4687 | 93.90% | 94% | 00:10:34 |
| ResNet50V2 | 0.0017 | 99.91% | 0.1490 | 97.67% | 98% | 01:10:21 |

Tabla 1: Creación propia, datos obtenidos de los resultados de los modelos pre entrenados de IA.

Se entrenaron varias redes neuronales pre-entrenadas sin aplicar filtros, obteniendo resultados notables. El modelo ResNet50V2 se destacó con una precisión de validación del 97.67% y un tiempo de ejecución de 1 hora 10 minutos y 21 segundos. El modelo Efficient NetB7 alcanzó una precisión de validación del 97.31% en 1 hora 20 minutos y 37 segundos. La red neuronal convolucional propia recalcó una precisión de validación de 96.95% en 1 hora 5 minutos y 47 segundos. VGG16 presentó una precisión de validación del 93.90% en solo 10 minutos y 34 segundos. Por último, Xception logró una precisión de validación del 93.90% en 15 minutos y 29 segundos. En términos de tiempo y precisión de validación, VGG16 resultó ser la red más eficiente, con su precisión del 93.90% y un tiempo de ejecución de solo 10 minutos y 34 segundos. Sin embargo, la que destaco por su precisión es ResNet50V2 con 97.67% pero un tiempo elevado de ejecución de 1 hora y 10 minutos y 21 segundos.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Con**  **Filtro Gaussiano** | Tranning Loss | Training Accuracy | Validation Loss | Validation Accuracy | F1 Score | Execution time |
| Red neuronal propia | 0.0031 | 100% | 0.2382 | 96.77% | 97% | 01:05:08 |
| Efficient NetB7 | 0.1083 | 94.83% | 0.0875 | 97.49% | 97% | 01:17:27 |
| Xception | 2.2183e-04 | 100% | 0.0798 | 97.85% | 98% | 00:15:22 |
| VGG16 | 0.0029 | 99.87% | 0.2823 | 96.23% | 96% | 00:21:36 |
| ResNet50V2 | 0.0348 | 99.01% | 0.2265 | 94.08% | 94% | 01:46:14 |

Tabla 1: Creación propia, datos obtenidos de los resultados de los modelos pre entrenados de IA aplicando filtro Gaussiano a las imágenes.

Se entrenaron varias redes neuronales pre-entrenadas aplicando filtro Gaussiano a las imágenes, obteniendo resultados notables. El modelo Xception se destacó con una precisión de validación del 97.85% y un tiempo de ejecución de solo 15 minutos y 22 segundos. El modelo Efficient NetB7 alcanzó una precisión de validación del 97.49% en 1 hora 17 minutos y 27 segundos. La red neuronal convolucional propia alcanzó una precisión de validación de 96.77% en 1 hora 5 minutos y 8 segundos. VGG16 presentó una precisión de validación del 96.23% en solo 15 minutos y 22 segundos. Por último, ResNet50V2 logró una precisión de validación del 94.08% en 1 hora 46 minutos y 14 segundos, siendo este el tiempo de ejecución más extenso encontrado en este laboratorio. En términos de tiempo y precisión de validación, Xception, en contraste de los resultados con filtro, resultó ser la red más eficiente, con su precisión del 93.90% y un tiempo de ejecución de solo 15 minutos y 22 segundos, destacando tanto en tiempo como en precisión de la red.

La mayoría de los tiempos de ejecución no se vieron afectados por el uso del filtro destacando una mayor diferencia en la red ResNet50V2.

Por otro lado, en el caso de las precisiones aquella que destaco por su diferencia con y sin el filtro fue el modelo Xception que paso de tener el peor desempeño del entrenamiento de 83.30% sin el uso del filtro, al mejor desempeño de 97.85% después de aplicar el filtro Gaussiano. El resto de redes no presentan cambios a gran escala de comparación entre si.

**Table 1.** Resumen de the trabajos similares.

| **Autores** | **Año** | **Imagen analizada** | **Técnicas de DeepL** | **Clasificación de Tarea** | **Evaluación de resultadas** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Cicero et al. | 2017 | Radiografías | GoogLeNet is utilized to classify two classes - normal and abnormal images | Clase Binaria | For normal class: SEN = 91%, SPE = 91%, and UC = 96.4% For abnormal class: SEN (within 74% to 91%), SPE (within 75% to 91%), and AUC (within 85% to 96.2%) |
| Guendel et al. | 2018 | Radiografías | Used location-aware dense networks technique to identify anomalies in chest X-rays | Clase múltiple | PLCO dataset, mean AUC = 87.4%, Chest X-ray 14 dataset, mean AUC = 84.1% |
| Rajaraman et al. | 2018 | Radiografías | A modified VGG16 is employed for the identification and detection of viral and bacterial pneumonia | Clase binaria | ACC (within 91.8% to 96.2%) |
| Correa et al. | 2018 | Imágenes ultrasonido | Detection of pneumonia using 3 layers feed-forward neural network | Clase binaria | SEN = 90.9% SPE = 100% |
| Ke et al. | 2019 | Radiografías | Detection of lung diseases using an approach called neuroheuristic | Clase múltiple | Sensitivity = 84.22%, Accuracy = 79.06%, Specificity = 66.7% |
| Saraiva et al. | 2019 | Radiografías | A CNN model was applied on a dataset of 5863 images and cross-validation was used for the validation of the model | Clase binaria | Accuracy = 95.30% |
| Sirazitdinov et al. | 2019 | Radiografías | An emsemble of RetinaNet and Mask RCNN was applied | Clase binaria | Precision = 75.0%, Recall = 79%, F1-score = 77.0% |
| Liang and Zheng | 2020 | Radiografías | A modified 49 convolutional and 2 fully connected layer of a CNN model was used for the classification of children’s lung regions | Clase binaria | F1-score = 92.7% |
| Apostolopoulos et al. | 2020 | Radiografías | Different fine-tuning approaches were evaluated for the automatic detection of pneumonia | Clase binaria | VGG19 has the highest value of: Sensitivity = 92.85%, Specificity = 98.75%, Accuracy = 98.75% |
| Xu et al. | 2020 | Radiografías | Multiple CNN models were compared in order to categorize the classes of CT scans | Clase múltiple | Accuracy = 86.7% |
| Habib et al. | 2020 | Radiografías | Detection of pneumonia using an ensemble of VGG-19 and CheXNet for the extraction of features and random forest as the classifier | Clase binaria | Accuracy = 98.93% |
| Chouhan et al. | 2020 | Radiografías | A transfer learning technique is applied for the detection of pneumonia | Clase binaria | Accuracy = 96.4% Sensitivity 99.0% |
| El Asnaoui et al. | 2020 | Radiografías | A fine-tuned of eight different models for the detection and classification of pneumonia | Clase binaria | Highest accuracy is the fine-tubed ResNet50 (>96%) |
| El Asnaoui et al. | 2020 | Radiografías | A comparative findings of seven DL models for the classification and detection of pneumonia (including COVID-19) | Clase múltiple | Accuracy Evaluations: InceptionResNet-V2 = 92.18%, DenseNet201 = 88.09% |

Tabla tomada de

1. **Discusión.**

Es importante reconocer que la existencia de las redes neuronales son un gran beneficio para diferentes sectores de la vida cotidiana, en este caso permitiendo una mejora en el sistema de salud y calidad de vida de la población a partir de la identificación de problemas de neumonía de manera temprana.

No obstante, existen varios factores en las diferentes imágenes del modelo y casos reales que varían, los cuales no pueden ser reconocidos correctamente por estas redes neuronales, generando errores de diagnóstico, sin embargo, esto no quiere decir que no sea importante realizar evaluaciones exhaustivas de los diferentes modelos, con el uso de diferentes filtros, con el fin de encontrar la manera más óptima de poder identificar problemáticas reconocibles en imágenes como se vino desarrollando en ese laboratorio.

La disponibilidad de nuevas datasets con más datos actualizados producto de la innovación en la producción de imágenes de radiografías o tomografías de mejor calidad, dan paso para poder mejorar estos modelos que se vayan entrenando y desarrollando, permitiendo mejores precisiones a medida que pasa el tiempo.

Finalmente, es importante establecer mecanismos claros de responsabilidad y transparencia en el desarrollo y uso de modelos de deep learning en el diagnóstico médico. Esto incluye la divulgación de los datos y métodos utilizados para entrenar el modelo, así como la evaluación continua de su rendimiento y posibles sesgos.

1. **CONCLUSIONES**

**➢** Los modelos como Efficient NetB7, Xception con filtro Gaussiano y VGG16 son altamente efectivos en la detección de la neumonía, mostrando alta precisión y F1 Score por lo que implementar estos modelos en el análisis de radiografías cerebrales es un camino prometedor en el diagnóstico de la neumonía, adicionalmente la red convolucional desarrollada se establece a un nivel comparable a estos niveles en cuanto a precisión de los mismos.

**➢** La calidad y diversidad de las bases de datos influyen en el rendimiento de los modelos, siendo aspectos importantes para considerar. Siendo esta parte importante del proyecto investigador, ya que el número de muestras, calidad de imagen y métodos de análisis va a influir en los resultados obtenidos.

**➢** Finalmente, considerando los tiempos de ejecución y la precisión de los modelos planteados a lo largo del documento, Xception aplicando filtro Gaussiano es aquel que resalta por encima de todos los demás con una precisión de 97.85%, siendo el mayor de todos los demás mencionados y un tiempo de ejecución de 15 minutos y 29 segundos, estando muy por debajo de la media de tiempo de ejecución en general, siendo superado solo por VGG16, el cual tiene menos precisión.

**IX. BIBLIOGRAFIA**

WHO. (2002). Revised global burden of disease (GBD) 2002 estimates

Medrano, S. (2019). Red neuronal convolucional en un ambiente pseudo-distribuido para la

clasificación de radiografías de pacientes con neumonía. Recuperado el 25 de mayo de

2020, de Universidad Autónoma de Ciudad Juárez website

<http://erecursos.uacj.mx/handle/20.500.11961/5407>

Viera Maza, G. I. (2017). Procesamiento de imágenes usando OpenCV aplicado en Raspberry Pi para la clasificación del cacao.

Russell S, Norvig P. Inteligencia artificial. Un enfoque moderno. 2nd ed. Madrid:

Pearson Educación, S. A.; 2004.

Pulmonary Pathology of Early-Phase 2019 Novel Coronavirus (COVID-19) Pneumonia in Two Patients With Lung Cancer

J Thorac Oncol., 15 (2020), pp. 700-704

Pulmonary post-mortem findings in a series of COVID-19 cases from northern Italy: a two-centre descriptive study

Lancet Infect Dis., 20 (2020)

Postmortem Examination of Patients With COVID-19

JAMA., 323 (2020), pp. 2518-2520

J.J. Arenas-Jiménez, J.M. Plasencia-Martínez, E. García-Garrigós,

Cuando la neumonía no es COVID-19, Radiología,Volume 63, Issue 2, 2021, Pages 180-192

Sharifani, K., & Amini, M. (2023). Machine learning and deep learning: A review of methods and applications. World Information Technology and Engineering Journal, 10(07), 3897-3904.

Summaira, J., Li, X., Shoib, A. M., & Abdul, J. (2022). A review on methods and applications in multimodal deep learning. arXiv preprint arXiv:2202.09195.

Koushik, J. Understanding Convolutional Neural Networks. May 2016. Available online: http://arxiv.org/abs/1605.09081 (accessed on 13 August 2022).

Flusser, J., Farokhi, S., Höschl, C., Suk, T., Zitova, B., & Pedone, M. (2015). Recognition of images degraded by Gaussian blur. IEEE transactions on Image Processing, 25(2), 790-806.

Robinson, P., Roodt, Y., & Nel, A. (2012, November). Gaussian blur identification using scale-space theory. In Twenty-Third Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa (p. 54).

Nneji, G. U., Cai, J., Deng, J., Monday, H. N., James, E. C., & Ukwuoma, C. C. (2022). Multi-channel based image processing scheme for pneumonia identification. *Diagnostics*, *12*(2), 325.

Cicero, M.; Bilbily, A.; Colak, E.; Dowdell, T.; Gray, B.; Perampaladas, K.; Barfett, J. Training and validating a deep convolutional neural network for computer-aided detection and classification of abnormalities on frontal chest radiographs. *Investig. Radiol.* **2017**, *52*, 281–287. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Training+and+validating+a+deep+convolutional+neural+network+for+computer-aided+detection+and+classification+of+abnormalities+on+frontal+chest+radiographs&author=Cicero,+M.&author=Bilbily,+A.&author=Colak,+E.&author=Dowdell,+T.&author=Gray,+B.&author=Perampaladas,+K.&author=Barfett,+J.&publication_year=2017&journal=Investig.+Radiol.&volume=52&pages=281%E2%80%93287&doi=10.1097/RLI.0000000000000341)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000341" \t "_blank)**]

Guendel, S.; Grbic, S.; Georgescu, B.; Liu, S.; Maier, A.; Comaniciu, D. Learning to Recognize Abnormalities in Chest X-rays with Location-Aware Dense Networks. In *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*; Springer: Cham, Switzerland, 2018; pp. 757–765. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Learning+to+Recognize+Abnormalities+in+Chest+X-rays+with+Location-Aware+Dense+Networks&author=Guendel,+S.&author=Grbic,+S.&author=Georgescu,+B.&author=Liu,+S.&author=Maier,+A.&author=Comaniciu,+D.&publication_year=2018&pages=757%E2%80%93765)]

Rajaraman, S.; Candemir, S.; Kim, I.; Thoma, G.; Antani, S. Visualization and interpretation of convolutional neural network predictions in detecting pneumonia in pediatric chest radiographs. *Appl. Sci.* **2018**, *8*, 1715. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Visualization+and+interpretation+of+convolutional+neural+network+predictions+in+detecting+pneumonia+in+pediatric+chest+radiographs&author=Rajaraman,+S.&author=Candemir,+S.&author=Kim,+I.&author=Thoma,+G.&author=Antani,+S.&publication_year=2018&journal=Appl.+Sci.&volume=8&pages=1715&doi=10.3390/app8101715)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.3390/app8101715" \t "_blank)**] [[**Green Version**](https://www.mdpi.com/2076-3417/8/10/1715/pdf)]

Correa, M.; Zimic, M.; Barrientos, F.; Barrientos, R.; Román-Gonzalez, A.; Pajuelo, M.J.; Anticona, C.; Mayta, H.; Alva, A.; Solis-Vasquez, L.; et al. Automatic classification of pediatric pneumonia based on lung ultrasound pattern recognition. *PLoS ONE* **2018**, *13*, e0206410. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Automatic+classification+of+pediatric+pneumonia+based+on+lung+ultrasound+pattern+recognition&author=Correa,+M.&author=Zimic,+M.&author=Barrientos,+F.&author=Barrientos,+R.&author=Rom%C3%A1n-Gonzalez,+A.&author=Pajuelo,+M.J.&author=Anticona,+C.&author=Mayta,+H.&author=Alva,+A.&author=Solis-Vasquez,+L.&publication_year=2018&journal=PLoS+ONE&volume=13&pages=e0206410&doi=10.1371/journal.pone.0206410)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206410" \t "_blank)**]

Ke, Q.; Zhang, J.; Wei, W.; Połap, D.; Woźniak, M.; Kośmider, L.; Damaševĭcius, R. A neuro-heuristic approach for recognition of lung diseases from X-ray images. *Expert. Syst. Appl.* **2019**, *126*, 218–232. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+neuro-heuristic+approach+for+recognition+of+lung+diseases+from+X-ray+images&author=Ke,+Q.&author=Zhang,+J.&author=Wei,+W.&author=Po%C5%82ap,+D.&author=Wo%C5%BAniak,+M.&author=Ko%C5%9Bmider,+L.&author=Dama%C5%A1ev%C4%ADcius,+R.&publication_year=2019&journal=Expert.+Syst.+Appl.&volume=126&pages=218%E2%80%93232&doi=10.1016/j.eswa.2019.01.060)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.060" \t "_blank)**]

Saraiva, A.A.; Ferreira, N.M.F.; de Sousa, L.L.; Costa, N.J.C.; Sousa, J.V.M.; Santos, D.B.S.; Valente, A.; Soares, S. *Classification of Images of Childhood Pneumonia Using Convolutional Neural Networks*; BIOIMAGING: Geneva, Switzerland, 2019; pp. 112–119. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Classification+of+Images+of+Childhood+Pneumonia+Using+Convolutional+Neural+Networks&author=Saraiva,+A.A.&author=Ferreira,+N.M.F.&author=de+Sousa,+L.L.&author=Costa,+N.J.C.&author=Sousa,+J.V.M.&author=Santos,+D.B.S.&author=Valente,+A.&author=Soares,+S.&publication_year=2019)]

Sirazitdinov, I.; Kholiavchenko, M.; Mustafaev, T.; Yixuan, Y.; Kuleev, R.; Ibragimov, B. Deep neural network ensemble for pneumonia localization from a large-scale chest X-ray database. *Comput. Electr. Eng.* **2019**, *78*, 388–399. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Deep+neural+network+ensemble+for+pneumonia+localization+from+a+large-scale+chest+X-ray+database&author=Sirazitdinov,+I.&author=Kholiavchenko,+M.&author=Mustafaev,+T.&author=Yixuan,+Y.&author=Kuleev,+R.&author=Ibragimov,+B.&publication_year=2019&journal=Comput.+Electr.+Eng.&volume=78&pages=388%E2%80%93399&doi=10.1016/j.compeleceng.2019.08.004)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.08.004" \t "_blank)**]

Liang, G.; Zheng, L. A transfer learning method with deep residual network for pediatric pneumonia diagnosis. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2020**, *187*, 104964. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+transfer+learning+method+with+deep+residual+network+for+pediatric+pneumonia+diagnosis&author=Liang,+G.&author=Zheng,+L.&publication_year=2020&journal=Comput.+Methods+Programs+Biomed.&volume=187&pages=104964&doi=10.1016/j.cmpb.2019.06.023)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.06.023" \t "_blank)**]

Apostolopoulos, I.D.; Mpesiana, T.A. COVID-19: Automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys. Eng. Sci. Med.* **2020**, *43*, 635–640. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=COVID-19:+Automatic+detection+from+X-ray+images+utilizing+transfer+learning+with+convolutional+neural+networks&author=Apostolopoulos,+I.D.&author=Mpesiana,+T.A.&publication_year=2020&journal=Phys.+Eng.+Sci.+Med.&volume=43&pages=635%E2%80%93640&doi=10.1007/s13246-020-00865-4)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1007/s13246-020-00865-4" \t "_blank)**] [[**Green Version**](https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s13246-020-00865-4.pdf)]

Xua, X.; Jiang, X.; Ma, C.; Du, P.; Li, X.; Lv, S.; Yu, L.; Ni, Q.; Chen, Y.; Su, J.; et al. A deep learning system to screen novel coronavirus disease 2019 pneumonia. *Engineering* **2020**, *6*, 1122–1129. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+deep+learning+system+to+screen+novel+coronavirus+disease+2019+pneumonia&author=Xua,+X.&author=Jiang,+X.&author=Ma,+C.&author=Du,+P.&author=Li,+X.&author=Lv,+S.&author=Yu,+L.&author=Ni,+Q.&author=Chen,+Y.&author=Su,+J.&publication_year=2020&journal=Engineering&volume=6&pages=1122%E2%80%931129&doi=10.1016/j.eng.2020.04.010&pmid=32837749)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1016/j.eng.2020.04.010" \t "_blank)**] [[**PubMed**](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/32837749)]

Habib, N.; Hasan, M.M.; Reza, M.M.; Rahman, M.M. Ensemble of CheXNet and VGG-19 feature extractor with random forest classifier for pediatric pneumonia detection. *SN Comput. Sci.* **2020**, *1*, 1–9. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Ensemble+of+CheXNet+and+VGG-19+feature+extractor+with+random+forest+classifier+for+pediatric+pneumonia+detection&author=Habib,+N.&author=Hasan,+M.M.&author=Reza,+M.M.&author=Rahman,+M.M.&publication_year=2020&journal=SN+Comput.+Sci.&volume=1&pages=1%E2%80%939&doi=10.1007/s42979-020-00373-y&pmid=33163973)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1007/s42979-020-00373-y" \t "_blank)**] [[**PubMed**](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/33163973)]

Chouhan, V.; Singh, S.K.; Khamparia, A.; Gupta, D.; Tiwari, P.; Moreira, C.; Damaševičius, R.; de Albuquerque, V.H.C. A novel transfer learning based approach for pneumonia detection in chest X-ray images. *Appl. Sci.* **2020**, *10*, 559. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+novel+transfer+learning+based+approach+for+pneumonia+detection+in+chest+X-ray+images&author=Chouhan,+V.&author=Singh,+S.K.&author=Khamparia,+A.&author=Gupta,+D.&author=Tiwari,+P.&author=Moreira,+C.&author=Dama%C5%A1evi%C4%8Dius,+R.&author=de+Albuquerque,+V.H.C.&publication_year=2020&journal=Appl.+Sci.&volume=10&pages=559&doi=10.3390/app10020559)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.3390/app10020559" \t "_blank)**] [[**Green Version**](https://www.mdpi.com/2076-3417/10/2/559/pdf)]

El Asnaoui, K.; Chawki, Y.; Idri, A. Automated Methods for Detection and Classification Pneumonia Based on X-ray Images Using Deep Learning. In *Artificial Intelligence and Blockchain for Future Cybersecurity Applications*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2021; pp. 257–284. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Automated+Methods+for+Detection+and+Classification+Pneumonia+Based+on+X-ray+Images+Using+Deep+Learning&author=El+Asnaoui,+K.&author=Chawki,+Y.&author=Idri,+A.&publication_year=2021&pages=257%E2%80%93284)]

El Asnaoui, K.; Chawki, Y. Using X-ray images and deep learning for automated detection of coronavirus disease. *J. Biomol. Struct. Dyn.* **2020**, *39*, 3615–3626. [[**Google Scholar**](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Using+X-ray+images+and+deep+learning+for+automated+detection+of+coronavirus+disease&author=El+Asnaoui,+K.&author=Chawki,+Y.&publication_year=2020&journal=J.+Biomol.+Struct.+Dyn.&volume=39&pages=3615%E2%80%933626&doi=10.1080/07391102.2020.1767212&pmid=32397844)] [**[CrossRef](https://doi.org/10.1080/07391102.2020.1767212" \t "_blank)**] [[**PubMed**](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/32397844)]