Aplicación de un sistema de redes neuronales para detectar y clasificar patologías pulmonares mediante imágenes diagnósticas

Yesica Carrera Camargo, Diego Alberto Hernández Vargas, Andrés Fernando Mayorga Parra

Ingeniería de sistemas, Fundación Universitaria Compensar

Proyecto fin de grado para la Facultad de Ingeniería

Angie Paola Rique Sabogal

03 de mayo de 2024

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional.

Dedicatoria

A nuestros padres, Familias e Hijos

Agradecimientos

A nuestros amados padres,
Agradecemos su dedicación, apoyo y sacrificio que han iluminado nuestro camino durante este arduo trayecto que se llama vida y en este punto al trayecto académico. La fe en nosotros, ese amor incondicional se convierte en motivación para alcanzar este logro y esta tesis es producto de ese amor y guía.

Yo *Diego Alberto Hernández Vargas* dedico a:
A mi querida Esposa,
Tu amor, paciencia y comprensión han sido mi refugio en los momentos más desafiantes de este viaje. Tu apoyo inquebrantable y tu fe en mí han sido el motor que me impulsó a seguir adelante. Esta tesis es también tuya, un testimonio de nuestro compromiso compartido con el crecimiento y la realización personal.
Y a mis papás a celebrar durante años lo esperaron, lo logramos. Ustedes son mi base, mi realidad y lo que soy lo construyeron ustedes. Gracias Totales

Yo *Andrés Fernando Mayorga Parra* dedico a:
Dedico este proyecto de grado a mi familia por su apoyo incondicional en todo mi proceso, a mi esposa e hijo por su paciencia y amor en lo que hago. También dedico este trabajo a mi profesora por su dedicación incondicional en este proyecto, cuya guía y enseñanzas han sido fundamentales en mi formación académica. A mis amigos gracias por su ánimo y comprensión en los momentos difíciles. Este logro también es para ustedes. Y finalmente, dedico este proyecto a mí mismo, por nunca rendirme, por perseverar ante los desafíos y por creer en mi capacidad para alcanzar mis metas.

Yo *Yesica Carrera Camargo* dedico a:

A Dios por darnos sabiduría y esperanza para el desarrollo de este proyecto, a nuestra querida tutora Angie Paola Rique por brindarnos todo su apoyo incondicional en esta ardua labor, llenándonos de una gran admiración hacia ella.

Dedico con todo mi amor y cariño a mis hermosos hijos Santiago Penagos Carrera y Nicolas Penagos Carrera por ser mi fuente de inspiración y motivación para llegar a superar cada obstáculo presentado en el día a día y por tenerme paciencia en el transcurso y desarrollo de mi carrera, a mi querido esposo Yeferson Penagos por darme la fortaleza e inspiración día tras día y sostener mi mano con bondad, paciencia y por creer en mi día tras día, a mi madre que con su voz de aliento me inspiro para seguir adelante y por ultimo a mi padre que se encuentra en el cielo porque siempre estuvo presente sus palabras y su amor en mi mente para seguir en el camino.

Como compañeros del proyecto agradecemos:

A nuestra tutora, por su paciencia, su aliento, su compromiso con nosotros y porque con su actitud más que guiarnos, nos mostró lo importante que es hacer las cosas con amor; a disfrutar las cosas que hacemos; a ver posibilidades y siempre a querer buscar más y no solo en este trabajo sino en la vida diaria. Una persona que se nos cruzó en el camino pero que nos deja con una huella de cómo enfrentar retos y de cómo ponerle sal a la vida y a las cosas que hacemos.

Resumen

El cáncer de pulmón es una de las principales causas de mortalidad a nivel mundial, en América del Sur y Colombia, presentando altas tasas de mortalidad; situación por la cual su detención temprana es crucial para mejorar las tasas de supervivencia de aquellos quienes padecen dicha patología. En este sentido y haciendo uso de los avances tecnológicos como las redes neuronales convolucionales que apoye en la detección temprana de las enfermedades pulmonares como: Atelectasia, infiltración, masa o nódulos, se establece el uso y evaluación de los algoritmos de aprendizaje profundo Adam y SGDM para clasificar y detectar dichas patologías haciendo uso de las imágenes médicas es Adam y SGM; obteniendo una precisión de 87.30% en el entrenamiento y validación con SGDM en Matlab 2022a.

Palabras clave: diagnóstico asistido, imágenes médicas digitales, Redes neuronales convolucionales, patologías de pulmón

Abstract

Lung cancer is one of the leading causes of mortality worldwide, in south America and Colombia, presenting high rates of mortality; situation for the which its detection early is crucial for improve the rates of survival of those who suffer said pathology. In the sense and doing use of the progress technological as the networks neuronal convolutional that support in the early detection of the diseases pulmonary as: Atelectasis, Infiltration, mass or nodules, is establishes the use and evaluation of the algorithms of learning deep Adam and SGDM for classify and detect these pathologies doing of the images medical is Adam and SGDM; getting a precision of 87.30% in training and validation with SGDM in Matlab 2022a.

Keywords: assisted diagnosis, digital medical images, convolutional neural networks, pathologies of lung.

Contenido

PÁG.

AGRADECIMIENTOS ..... **V**

RESUMEN ..... **VII**

LISTA DE FIGURAS ..... **XIII**

LISTA DE TABLAS ..... **XV**

LISTA DE ABREVIATURAS ..... **XVII**

INTRODUCCIÓN **19**

IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA **21**

Planteamiento del problema *21*
Pregunta Problema *22*
ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN 23
Antecedentes *23*
Justificación *30*
OBJETIVOS 31
OBJETIVO GENERAL 31
Objetivos Específicos *31*
ALCANCES Y LIMITACIONES 31
Alcances *31*
Limitaciones *32*

1. MARCO DE REFERENCIA **34**

1.1 MARCO CONCEPTUAL 34
1.1.1 Radiografía *35*
1.1.2 Atelectasia *36*
1.1.3 Infiltraciones *37*
1.1.4 Nódulo Pulmonar *37*
1.1.5 Cáncer de Pulmón *38*
1.1.6 Epidemiología *39*
1.1.7 Etiología *39*
1.1.8 Síntomas *40*
1.1.9 Diagnóstico *40*

2. MARCO TEÓRICO **43**

2.1.1 Machine Learning *43*

2.1.2 Red Neuronal 44
2.1.3 Uso de las redes Neuronales 44
2.1.4 Visión Artificial 45
2.1.5 Funcionamiento de las redes Neuronales 45
2.1.6 Redes neuronales convolucionales (CNN) 46
2.1.7 Capas de clasificación de la CNN 47

3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN 49

3.1 FASES Y ACTIVIDADES 50
3.1.1 Recopilación de Datos 50
3.1.2 Entrenamiento de redes neuronales 50
3.1.3 Implementación y evaluación 50
3.1.4 Ajustar la precisión del modelo 51
3.2 HERRAMIENTAS USADAS 51
3.2.1 Python 51
3.2.2 TensorFlow 52
3.2.3 MatLab 52
3.2.4 PowerShell 52
3.2.5 C# 53
3.2.6 Librería JavaScript 53

4. PREPROCESAMIENTO Y NORMALIZACIÓN DE DATOS 54

4.1 IDENTIFICACIÓN DE FUENTE 54
4.2 EXTRACCIÓN DE LAS IMÁGENES. 54
4.3 SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES PATOLÓGICAS 55
4.4 SCRIPT DE SEGMENTACIÓN DE LAS IMÁGENES. 55
4.5 CLASIFICACIÓN MANUAL DE LOS DATOS 56
4.6 CARACTERÍSTICAS EQUIPO USADO 57

5. ENTRENAMIENTO DEL MODELO DE LA RED NEURONAL 58

5.1 ALGORITMO ADAM 58
5.2 ALGORITMO SGD 59
5.3 ENTRENAMIENTO DE LA RED 60
5.4 CONFIGURACIÓN DE LOS HIPER PARÁMETROS 62
5.5 ITERACIONES 63
5.6 ÉPOCAS EN CNN 64
5.7 CAPAS DE LA RED NEURONAL 64
5.8 ARQUITECTURA DE LAS CAPAS 65
5.9 COMPONENTES DE LAS CAPAS 65
5.10 VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES 65

6. VALIDACIÓN DE FUNCIONAMIENTO 67

6.1 VALIDACIÓN DE ENTRENAMIENTO DE DATOS 67
6.2 HIPER PARÁMETROS USADOS 68
6.2.1 Función de activación ReLU: 68
6.2.2 Capas convolucionales 69

6.3 EXPORTACIÓN DEL MODELO 70
6.4 MÉTRICAS DE EVALUACIÓN 71
6.5 ESPECIFICACIONES DE LOS EQUIPOS 72
6.6 ANÁLISIS COMPARATIVO 73
6.7 EVALUACIÓN DEL MODELO EN PYTHON 74
6.7.1 Matriz de Confusión en Python 76
6.8 EVALUACIÓN DEL MODELO EN MATLAB 77
6.9 TABLA DE ENTRENAMIENTO MATLAB 78
6.10 GENERALIZACIÓN DEL MODELO 87
6.10.1 Validación de la Generalización del Modelo 88
6.10.2 Consideración de la Robustez del Modelo 88

7. CONSTRUCCIÓN APLICATIVO 89

7.1 DEFINICIÓN DEL PRODUCTO 89
7.2 REQUERIMIENTOS ESPECÍFICOS 89
7.2.1 Interfaces de Usuario 89
7.2.2 Requerimientos de Persistencia 89
7.2.3 Tabla de Requerimientos Funcionales 90
7.3 DIAGRAMA GENERAL DE ACTORES 91
7.4 DIAGRAMA GENERAL DE CASOS DE USO 91
7.4.1 Caso de uso ejecución aplicativo web 91
7.4.2 Caso de uso para selección de patología 92
7.4.3 Caso de uso para cargue de la imagen 92
7.4.4 Caso de uso de generación de diagnóstico 92
7.4.5 Casos de uso para los requerimientos 93
7.4.6 Caso de usó inicio de sesión 93
7.4.7 Caso de uso registro en el aplicativo 94
7.4.8 Caso de uso cierre de sesión 95
7.4.9 Caso de uso registro clínico 95
7.4.10 Caso de uso para cargar imagen 96
7.4.11 Caso de uso para visualizar resultados 97
7.5 INTERFAZ GRÁFICA DE USUARIO 98
7.5.1 Inicio de sesión 98
7.5.2 Registro en el aplicativo 99
7.5.3 Registro Clínico 99
7.5.4 Cargar una imagen 99
7.5.5 Visualización de Resultados 100
7.5.6 Cierre de sesión 100
7.6 CONEXIÓN AL APLICATIVO LONG DX 101
7.6.1 IP de conexión al aplicativo 101

8. ANÁLISIS DE RESULTADOS 102

9. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS 105

9.1 CONCLUSIONES 105
9.2 RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS 106

BIBLIOGRAFÍA **110**

Lista de figuras

PÁG.

Figura 1. Conoce tus pulmones y cómo se lleva adelante el proceso de la respiración 35
Figura 2. Radiografía del tórax 35
Figura 3. Efecto de la atelectasia sobre la saturación de oxígeno de la sangre 36
Figura 4. Nódulo pulmonar: qué es, síntomas y cuándo es cáncer 38
Figura 5. Cáncer de Pulmón 38
Figura 6. Diagnóstico 41
Figura 7. Training data: the milestone of machine learning 44
Figura 8. Etimología de la red neuronal 44
Figura 9. Visión artificial 45
Figura 10. Deep Learning y Redes Neuronales Artificiales 46
Figura 11. Funcionamiento de las redes CNN 47
Figura 12. Clasificación de redes neuronales artificiales 48
Figura 13. Diagrama del proyecto 49
Figura 14. Optimizador Adam 59
Figura 15. Gradiente descendente 60
Figura 16. Redes Neuronales Convolucionales en Profundidad 64
Figura 17. Matriz de Confusión 72
Figura 18. Entrenamiento Python 75
Figura 19. Precisión del Modelo en Python 76
Figura 20. Matriz de Confusión Python 76
Figura 21. Entrenamiento Matlab 78
Figura 22. Actores Involucrados 91
Figura 23. Interacción aplicativo web 91
Figura 24. Selección de Patología 92
Figura 25. Cargue de Imagen 92
Figura 26: Generación de Diagnóstico 93
Figura 27. Inicio de Sesión 98
Figura 28. Registro en el aplicativo 99
Figura 29. Registro Clínico 99

Figura 30. Cargue de Imagen 100
Figura 31. Visualización de Resultados 100
Figura 32. Cierre de Sesión 100
Figura 33. VPN Hamachi 101
Figura 34. IP de Acceso al aplicativo 101
Figura 35. Pulmón Sano 108
Figura 36. Masa en Pulmón 108
Figura 37. Infiltración Pulmonar 109
Figura 38. Atelectasia 109
Figura 39. Nódulo Pulmonar 109

Lista de tablas

PÁG.

Tabla 1. Cantidad de Imágenes Patológicas 54
Tabla 2. Script Descarga Patologías 56
Tabla 3. Características equipo usado para descargas de imágenes 57
Tabla 4. Especificaciones de los Equipos 72
Tabla 5. Análisis Comparativo 73
Tabla 6. Entrenamiento Matlab 79
Tabla 7. Tabla de Requerimientos 90
Tabla 8. Requisitos del usuario para iniciar sesión en la plataforma 93
Tabla 9. Requisitos del usuario para registrarse en la plataforma 94
Tabla 10. Requisitos del usuario para cerrar sesión 95
Tabla 11. Requisitos para el registro clínico 96
Tabla 12. Requisitos del usuario para cargar una imagen 96

Lista de abreviaturas

Abreviaturas

Abreviatura	Término
CT	Tomografía computarizada
CNN	Redes Neuronales Convolucionales
EPOC	Enfermedad Obstructiva Crónica
IA	Inteligencia Artificial

Introducción

La enfermedad pulmonar es una enfermedad que afecta a los pulmones y otras partes del sistema respiratorio, las enfermedades pulmonares son causadas por infecciones, tabaquismo, inhalación de humo de tabaco ambiental, amianto u otras formas de contaminación del aire. Las enfermedades pulmonares incluyen asma, enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC), fibrosis pulmonar, neumonía y cáncer de pulmón (Cáncer, Diccionario de cáncer del NCI, s.f.).

Por otra parte, el cáncer de Pulmón es una enfermedad que cuenta con la presencia de tumores o células cancerosas en los tejidos en los pulmones, teniendo en cuenta que hay dos tipos principales de cáncer de pulmón: de células pequeñas y de células no pequeñas (Cancerología, s.f.). Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), la enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) no es una enfermedad única, sino más bien un término general que abarca varias enfermedades pulmonares crónicas prevenibles y tratables que restringen el flujo de aire en los pulmones y causan discapacidad e incluso la muerte (Social, s.f.), Además de esto, las enfermedades pulmonares se pueden clasificar en muchas categorías diferentes según los criterios utilizados, pero las más prácticas dependen del período de tiempo en el que evolucionen, es decir, se puede clasificar en aguda si ocurre recientemente y crónica si dura más de 2-3 meses de desarrollo. Por ejemplo, algunas enfermedades, como el asma, pueden tener una fase crítica estable pero asintomática que puede empeorar si hay un desencadenante que la active (Martínez, 2023).

Durante los últimos años la tecnología se ha revolucionado para mejorar la calidad de vida de los seres humanos, esto se ha logrado gracias a las implementaciones que se han realizado en aspectos más importantes como la salud. Actualmente los esfuerzos científicos están centrados en la creación de nuevas tecnologías que cubran las necesidades de los seres humanos y consigan aumentar la calidad de vida de todas las personas (Equipo editorial, 2013).

Vale la pena señalar que la nueva sociedad se fundó sobre los pilares de la ciencia y la tecnología, dos formas de aprendizaje que estaban estrechamente relacionadas e involucradas en el gran progreso social que tenía como objetivo primordial la extensión de la vida. Teniendo en cuenta que la medicina es uno de los principales beneficiarios de la tecnología ya que cada vez se va introduciendo más soluciones con la ayuda de la inteligencia artificial, el Big Data y el Internet de las cosas, y por el benefició que trae con ella misma como lo es la disponibilidad en la atención médica oportuna (Equipo editorial, 2013). Igualmente surgen tratamientos alternativos según tecnologías para abordar patologías pulmonares.

Además, las redes neuronales es una tecnología de inteligencia artificial que enseña a las computadoras a procesar un gran volumen de datos ya que este funcionamiento se asemeja al funcionamiento del cerebro del ser humano. Este tipo de procesos de aprendizaje automático llamado aprendizaje profundo, que utiliza nodos o neuronas interconectados en una estructura jerárquica similar al cerebro humano, De esta manera, la red neuronal artificial puede resolver problemas complejos (AWS, 2023), como es la detección de patologías pulmonares por medio del entrenamiento de este.

Actualmente en Colombia, hay alrededor de dos médicos por cada 1.000 habitantes, por lo que debería ser 10 médicos por cada 1.000 habitantes (Portafolio, 2023). Por tal motivo, la inteligencia artificial se ha convertido en un apoyo en el campo de la medicina, teniendo innumerables aplicaciones para el acompañamiento de los profesionales de la salud en la atención de los usuarios. El directivo Iván Andrés Bobadilla, jefe de la unidad especial de radioterapia del CTIC que es la unidad avanzada para el manejo integral del cáncer en Colombia, ve la inteligencia artificial como una herramienta como un complemento para el apoyo de los profesionales de la salud en el ámbito de análisis, precisión, detección y tratamiento del cáncer (Colombia I. A., 2024).

A pesar de los avances tecnológicos actuales, gran parte del sistema de salud continúa almacenando los datos de cada paciente en archivos físicos, creando un ciclo económico negativo, especialmente para dos actores del ecosistema: los centros médicos y los seguros. Debido a que existe una brecha entre la atención que brindan los hospitales y lo que los pacientes pueden pagar, el seguro médico no cubre la atención que los pacientes necesitan.

El uso de inteligencia artificial (IA) en el análisis de datos ahora puede ayudar a los centros de salud y aseguradoras de América Latina a mejorar la calidad de vida de los pacientes, detectar fraudes y crear oportunidades de negocio (Colombia D. , s.f.).

Identificación del Problema

Planteamiento del problema

El cáncer de pulmón es una enfermedad difícil de detectar oportunamente, siendo una enfermedad con mayor impacto social y económico a nivel mundial (Publica, 2022) por lo cual más del 75 % de los pacientes detectados en las fases más avanzadas no logran sobrevivir, y el 15% de los pacientes sobreviven durante los 5 años después del diagnóstico (MATA, 2005). Solamente en Colombia en el año 2022 fue el quinto cáncer con mayor detección siendo correspondiente al 6,1% y la mayor mortalidad correspondiente al 11,1% por año en el país, incluso se estima que cada año sucede en Colombia aproximadamente 9,2 muertes por 100.000 habitantes a causa del cáncer de pulmón (Publica, 2022).

A partir de esto, la utilización de las redes neuronales para la detección de enfermedades pulmonares de alto riesgo, logra ofrecer un aumento predictivo de presión del 5 al 10%; ya que estas suelen tener en cuenta las relaciones no lineales sin llegar a tener la necesidad de seguir con modelos concretos (J. Trujillano, 2003). El diagnóstico médico de enfermedades basadas en imágenes es fundamental en la salud, pero puede ser difícil y propenso a errores, ya que los procesos se realizan manualmente.

Por otro lado, la interpretación de las imágenes médicas la realizan los profesionales de la salud siendo estos los radiólogos y los médicos, esto puede llevar mucho tiempo logrando que los médicos lleguen a un punto de fatiga y a veces debe realizarse estas revisiones por más de dos especialistas, llevando así varias hipótesis inconclusas sin contar el tiempo dedicado a este proceso (Shen, 2017).

En el ámbito de la salud, la utilización de redes neuronales ha revolucionado el análisis de imágenes médicas, ofreciendo un enfoque diferente para detectar patologías relacionadas con el cáncer de pulmón, mediante el procesamiento y análisis digital de imágenes de diagnóstico (nytimes, 2019). Las redes neuronales, es una forma de inteligencia artificial basada en la estructura neuronal del cerebro humano, que han demostrado ser capaces de interpretar datos complejos de imágenes médicas con alta precisión y eficiencia. Aprovechando los , de igual forma se han desarrollado redes neuronales capaces de analizar grandes cantidades de imágenes médicas para identificar anomalías que puedan indicar la presencia de cáncer de pulmón (nytimes, 2019), para esto, el procesamiento digital de imágenes, juega un papel fundamental en la mejora de la precisión y confiabilidad de las imágenes médicas, particularmente en el contexto de la detección de enfermedades (Calleja, 2022).

Por lo tanto, el cáncer de pulmón sigue siendo una de las formas de cáncer más prevalentes y mortales a nivel mundial, con un impacto significativo en la salud pública (Medicine, Preguntas y respuestas en cáncer de pulmón, 2023); la detección y el diagnóstico de patologías del cáncer de pulmón desempeñan un papel crucial para brindar un tratamiento oportuno y eficaz a los pacientes. Las patologías relacionadas con el cáncer de pulmón abarcan una variedad de anomalías, incluidos nódulos pulmonares, tumores y metástasis, que pueden identificarse mediante técnicas de diagnóstico por imágenes como la tomografía computarizada (TC) y las radiografías, para identificar características específicas asociadas con el cáncer de pulmón (univision, 2023). Estas imágenes de diagnóstico sirven como herramientas valiosas para los profesionales de la salud a la hora de evaluar la presencia y progresión del cáncer de pulmón, destacando la importancia de un análisis preciso y eficiente para obtener resultados óptimos para los pacientes.

Pregunta Problema

El procesamiento digital de imágenes de diagnóstico ha revolucionado el campo de las imágenes médicas, permitiendo a los proveedores de atención médica mejorar la calidad y el detalle de las exploraciones radiológicas para un análisis más preciso (univision, 2023). La inteligencia artificial, concretamente las redes neuronales, se ha establecido como una potente herramienta en el análisis de imágenes radiológicas para la detección de patologías del cáncer

de pulmón (NUBIX, s.f.). Al entrenar redes neuronales con un gran conjunto de datos de tomografías computarizadas y rayos X, se han podido desarrollar algoritmos capaces de identificar presencia de síntomas leves de cáncer de pulmón en etapas tempranas (nytimes, 2019). Esta tecnología avanzada tiene el potencial de revolucionar la forma en que se detecta el cáncer de pulmón, ofreciendo una vía prometedora para mejorar los resultados de los pacientes mediante una intervención y un tratamiento temprano.

En este contexto surge la pregunta: ¿Cómo puede una red neuronal convolucional detectar patologías referentes al cáncer de pulmón mediante el procesamiento digital y análisis de imágenes diagnosticas?

Antecedentes y Justificación

El diagnóstico temprano y preciso de patologías pulmonares, especialmente del cáncer de pulmón, es crucial para mejorar la tasa de supervivencia y optimizar los tratamientos médicos. Sin embargo, el proceso de interpretación de imágenes médicas, como radiografías y tomografías, puede ser complejo y propenso a errores debido a la subjetividad inherente a la evaluación del profesional. En este sentido, el campo de la inteligencia artificial, en especial la relacionada con las redes neuronales convolucionales (CNN), ha demostrado un gran potencial para el análisis automatizado de imágenes médicas y la detección de anomalías. A continuación, se establecen los antecedentes y la justificación del presente estudio, que busca establecer un sistema basado en CNN para la detección y clasificación de patologías pulmonares a partir del análisis de imágenes médicas diagnosticadas.

Antecedentes

Los pulmones cuenta con la función más importante para ser el ser humano, al respirar se logra introducir al organismo de oxígeno (O2) el cual proporciona la energía necesaria para que funcione correctamente el organismo y sin esta el cuerpo no cumple la función adecuada (Pacientes, 2024), de igual forma, la función de los pulmones es intercambiar gases con la sangre, en los alvéolos se produce el proceso de transferencia de oxígeno del aire a la sangre y transferir dióxido de carbono de la sangre al aire, si en algún paso de estos procesos llegase a

fallar, se puede producir las enfermedades pulmonares, esto dependiendo de la magnitud del daño ocasionado (Pacientes, 2024).

Según el Observatorio Mundial del Cáncer (GLOBOCAN, por su sigla en inglés) del año 2020, el cáncer de pulmón es el segundo cáncer más común en el mundo con una tasa de casos del 11,4%, después le sigue el cáncer de mama en las mujeres con una tasa de 11,7% del total de casos. En cuanto a la mortalidad, el cáncer de pulmón sigue siendo la principal causa de muerte por cáncer en todo el mundo, teniendo un porcentaje de 18% tanto de hombres como de mujeres("Tendencias en la mortalidad por cáncer de pulmón en Colombia, 1985-2018"). En las mujeres, este se ubica en el tercer lugar en incidencia con un porcentaje de casos reportados del 8,4%, después sigue el cáncer de mama con un total de 24,5% casos y le sigue el cáncer de colon rectal con un total de casos de 9,4%; teniendo en cuenta esto, es el en segundo lugar en mortalidad por cáncer con un total de casos de 13,7%, seguido por el cáncer de mama con un total de casos de 15,5%. En los hombres, el cáncer de pulmón es el mayor reportado con una tasa de casos reportados del 14,3%, y una tasa de mortalidad del 21,5% (Publica, 2022).

En América del Sur durante el 2020, la tasa de casos reportados de cáncer de pulmón fue tomada por edad para un total de casos reportados de 17,8 por cada 100.000 habitantes en los hombres y con una tasa de casos reportados de 10,3 por cada 100.000 habitantes en las mujeres. En este mismo año, fue el quinto cáncer con común en Colombia con un porcentaje de casos reportados del 6,1%, seguido del cáncer de mama con un porcentaje de casos de 13,7%, luego el cáncer de próstata del 12,8% casos reportados, el cáncer de colon rectal del 9,5% casos y finalmente el cáncer de estómago con un total de 7,3% de casos. Con tasas de mortalidad, el cáncer de pulmón es la segunda causa de muerte con un reporte del 11,1%. En Colombia, las muertes anuales por cáncer de pulmón se estima que cada año ocurren aproximadamente 9,2 muertes por cada 100.000 habitantes, cifras similares a la de otros países como lo son en Brasil, Chile, Paraguay y Venezuela (Publica, 2022).

La problemática del cáncer de pulmón en Colombia fue analizada por la CAC (Cuenta de Alto Costo) durante el 2023, para esto se han reportado cerca de 5.879 casos de cáncer de pulmón tanto para hombres como para mujeres; este análisis fue realizado entre el periodo comprendido de enero del 2022 y enero del 2023, para lo cual, se reportaron cerca de 1.522

casos nuevos, logrando así ocupando el séptimo lugar entre 11 tipos de cáncer diferentes de carácter prioritario. (Costo, s.f.).

Los casos más notificados son principalmente en hombres, que representa el 53,35% de casos, para esto, las dos regiones con mayor reporte de cáncer de pulmón fue la Central con el porcentaje de 42,38% casos y la región Caribe con un porcentaje aproximados de 20,04% casos. De los casos reportados, el 99,67% fueron invasivos y poco más de la mitad fueron diagnosticados en fase 4 el cual lleva a un porcentaje de 54,53%. La mayoría de estos casos ocurren en pacientes entre los 60 y 79 años; en cuanto a la población especial, el 1,38% de personas corresponden a la población en condiciones de desplazamiento, mientras que el 1,45% correspondía a la población de raza negra o indígena (Forero, 2023).

Uno de los mayores desafíos en el control de cáncer de pulmón es promover los oportunos chequeos médicos junto con los controles, para así llevar un diagnóstico oportuno (Leidy Alexandra Jiménez Forero, s.f.); con base a esto para el 2022, siete departamentos del país tuvieron un buen diagnóstico inicial entre la población, desde su diagnóstico inicial hasta la confirmación del cáncer de pulmón, teniendo un resultado entre los primeros 40,20 días, por lo tanto, la región pacifica es caracterizada por tener el menor tiempo de espera de diagnósticos de cáncer de pulmón dentro de su población, seguido del cumplimiento del departamento de Nariño con un diagnóstico oportuno de espera de 29,86 días (Leidy Alexandra Jiménez Forero, s.f.).

Desde luego, es importante tener en cuenta la priorización de las estrategias para la detección temprana de cáncer de pulmón, para poder proporcionar a los pacientes los tratamientos adecuados y llegando a optimizar los recursos del sistema de salud (Forero, 2023). Sin embargo, el acceso a los diagnósticos y tratamientos varia significativamente con cada tipo de cáncer de pulmón y más en su etapa 4. Incluso, realizar la detección temprana de las enfermedades pulmonares, es esencial para aumentar las tasas de supervivencia, ya que el tratamiento en estas en etapas tempranas ofrece una mayor posibilidad de éxito del tratamiento (Medline Plus, 2021). El análisis de imágenes diagnósticas, como radiografías de tórax y tomografías computarizadas (TC), es fundamental en la detección del cáncer de pulmón. Para comprender plenamente los antecedentes del uso de redes neuronales en el análisis de imágenes diagnósticas para el cáncer de pulmón, es crucial explorar el contexto

histórico y científico que ha llevado al desarrollo y la aplicación de estas tecnologías. Desde los primeros intentos de automatizar la interpretación de imágenes médicas hasta los avances actuales en el aprendizaje profundo, el camino hacia el uso de redes neuronales en el diagnóstico del cáncer de pulmón ha sido un viaje lleno de desafíos y descubrimientos.

En Colombia el uso de los diversos métodos de diagnóstico de enfermedades pulmonares como es el cáncer de pulmón, se realiza por medio de una radiografía de tórax, siendo esta la prueba inicial más usada para detectar cualquier tipo de anomalías en los pulmones (Bastidas, Herreros, Saavedra, & Sánchez),de igual forma la tomografía computarizada logra proporcionar imágenes más detalladas acerca de las patologías pulmonares, según un estudio realizado por el hospital universitario san Ignacio de Bogotá "la TC de tórax es la modalidad de imagen más precisa para la evaluación del cáncer de pulmón" (Cancerología R. C., 2023); así mismo es usada la biopsia como medio de confirmación de diagnóstico, estas son llevadas a cabo por medio de broncoscopias, punción con aguja o hasta una cirugía, el método de extracción de la biopsia va a depender de la accesibilidad y ubicación del tumor (Plus, Biopsia pulmonar por punción, 2022). En Colombia, se ha implementado la espirometría computarizada, que permite una mayor precisión y estandarización en la medición de la función pulmonar, según un estudio realizado por el Hospital Universitario de la Samaritana en Bogotá (Rodríguez, 2020).

Sin embargo, en Colombia se cuenta con varios avances médicos para la detección de cáncer de pulmón, por medio de tamizaje en personas de alto riesgo, este programa fue implementado por el instituto Nacional de Cancerología (INC), el cual se da uso a la tomografía computarizada de baja dosis (Cancerología R. C., Desenlaces clínicos de pacientes con cáncer de pulmón de célula no pequeña temprano manejados quirúrgicamente en Bogotá, 2023).

A sí mismo, investigadores de la universidad de los andes de Bogotá, han trabajado en la implementación y uso de las CNN para la clasificación de enfermedades pulmonares como la fibrosis pulmonar y la neumonía, por medio de la realización de las imágenes TC (Ramírez, 2022). Sin embargo, el hospital universitario san Ignacio en Bogotá, ha intervenido en el uso de las CNN para la detección de nódulos pulmonares por medio de TC, que mostro un alto

rendimiento en esta detección, logrando una sensibilización de detección parecida a la que realizan los radiólogos expertos del hospital (Moreno, 2023).

Por otro lado, la universidad de Antioquia se ha encargado de desarrollar proyectos de investigación por medio de las CNN, para realizar una medición automática del enfisema pulmonar que también usan imágenes realizadas por TC, estas mediciones mostro una alta relación con base a las realizadas manualmente por los expertos (Velásquez, 2022).

Las imágenes médicas como las radiografías, resonancias magnéticas y tomografías son complejas a la hora de su lectura e interpretación ya que contiene información importante de la salud del ser humano (Plus, 2023). Cada imagen médica contiene características importantes para el diagnóstico que en su lectura pueden ser sutiles y difíciles de detectar con los métodos convencionales actuales (Medline Plus, 2021), con el uso de la informática médica en las décadas de 1970 y 1980, surgieron los primeros intentos de automatizar el análisis de imágenes médicas. Estos sistemas iniciales se basaban en algoritmos de procesamiento de imágenes y técnicas de extracción de características para identificar patrones de interés en las imágenes. Si bien estos enfoques fueron un paso adelante en la automatización del diagnóstico por imágenes, su capacidad para manejar la complejidad de las imágenes médicas, especialmente en el caso del cáncer de pulmón, era limitada. Estas lecturas, seguían depender de la experiencia o capacitación del médico especialista, mediante las redes neuronales que mejorarían el proceso de análisis, teniendo un enfoque más preciso y objetivo (Shen, 2017).

La llegada de las redes neuronales artificiales en la década de 1980 marcó un punto de inflexión en el campo del análisis de imágenes médicas. Inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, estas redes ofrecían la capacidad de aprender automáticamente a partir de ejemplos y realizar tareas complejas, como la clasificación de imágenes (Saavedra, 2000). Sin embargo, en ese momento, el poder computacional limitado y la falta de conjuntos de datos suficientemente grandes restringían su aplicación práctica en el diagnóstico médico.

En 2016, Ardila y sus colegas demostraron que las redes neuronales convolucionales (CNN), un tipo específico de red neuronal diseñado para el procesamiento de imágenes, podían identificar nódulos pulmonares en radiografías de tórax con una precisión comparable a la de los radiólogos expertos (Ardila et al., 2016). Este estudio marcó un hito importante en el uso

de redes neuronales para el diagnóstico del cáncer de pulmón y generó un interés renovado en la aplicación de estas tecnologías en la medicina.

Desde entonces, se han realizado numerosos avances en el campo del análisis de imágenes diagnósticas para el cáncer de pulmón utilizando redes neuronales. Además de la detección de nódulos pulmonares, las redes neuronales se han utilizado para la clasificación de nódulos como benignos o malignos y la segmentación de tumores pulmonares en imágenes de tomografía computarizada (TC) (Shen et al., 2017; Wang et al., 2019). Estos avances han sido posibles gracias a la combinación de varios factores, incluido el aumento en la disponibilidad de datos de imágenes médicas anotadas, los avances en la arquitectura y el entrenamiento de redes neuronales, y el desarrollo de técnicas de aprendizaje profundo más sofisticadas.

Aunque estos avances persisten varios desafíos en el uso de redes neuronales para el diagnóstico del cáncer de pulmón. Uno de los principales desafíos es la interpretación de las decisiones de las redes neuronales, que a menudo se consideran cajas negras debido a su complejidad y falta de transparencia. Esto plantea preocupaciones sobre la confiabilidad y la reproducibilidad de los diagnósticos basados en redes neuronales, especialmente en entornos clínicos donde la interpretación precisa de los resultados es crucial. Otro desafío importante es la falta de datos de entrenamiento representativos y equilibrados. Los conjuntos de datos utilizados para entrenar redes neuronales a menudo están sesgados hacia ciertos grupos de pacientes o tipos de cáncer, lo que puede afectar la generalización de los modelos a poblaciones diversas.

Sin embargo, el uso de redes neuronales en el análisis de imágenes diagnósticas para el cáncer de pulmón sigue siendo un área de investigación activa y prometedora. Es ahí donde aparecen las redes neuronales convolucionales, donde su propiedad más importante es su capacidad de aprender a partir de patrones de entrenamientos, que diferencia las características más relevantes de un grupo de datos, este proceso de aprendizaje de entrenamiento en la red puede supervisarse o no supervisarse (Salas, 2004), teniendo en cuenta esto, el aprendizaje supervisado de las redes consiste en entrenar la red a partir de un conjunto de datos, siendo esta capaz de encontrar un modelo de procesos desconocidos (Salas, 2004). De igual forma el aprendizaje no supervisado se presenta solo en un conjunto de patrones teniendo como

objetivo el algoritmo de tal forma que se llegue a encontrar alguna estructura o configuración presente en los datos (Salas, 2004).

Las redes neuronales o también conocido como neuro redes es un modelo tecnológico evolucionado que está inspirado en el funcionamiento real del cerebro de un ser humano, que han llegado a demostrar ser muy eficaces en la aplicación de diversos sectores tecnológicos incluido el análisis de imágenes médicas, según las investigaciones de los científicos durante el transcurso de las décadas concluyen que el cerebro humano tiene un sistema altamente complejo, no-lineal y paralelo (Saavedra, 2000). La propiedad más importante de estos modelos de redes neuronales convolucionales es su capacidad de aprender a partir de patrones de entrenamientos que diferencia las características relevantes de un grupo de datos, este proceso de aprendizaje de entrenamiento en la red puede supervisarse o no supervisarse (Salas, 2004).

Así mismo, el aprendizaje supervisado consiste en entrenar la red neuronal a partir de un conjunto de datos tanto de entrada como de salida, siendo esta capaz de encontrar un modelo de procesos desconocidos que genera una salida de información el cual la salida hace el rol de supervisor de la red (Salas, 2004). El aprendizaje no supervisado se presenta solo en un conjunto de patrones teniendo como objetivo del algoritmo de ajustar la red de tal forma que llegue a encontrar alguna estructura o configuración presente en los datos (Salas, 2004).Por tal motivo el uso de las redes neuronales para el análisis de imágenes médicas ha ganado popularidad en los últimos años debido a su capacidad para procesar volúmenes de datos y extraer de ellas las características más relevantes y reconociendo patrones que podrían ser difíciles de detectar a simple vista por los seres humanos (Shen, 2017).

“Antes de las redes neuronales convolucionales (CNN), se utilizaban métodos manuales de extracción de características que requerían mucho tiempo para identificar objetos en imágenes. Sin embargo, actualmente las redes neuronales convolucionales proporcionan un enfoque más escalable” (IBM, s.f.). Para esto la detección temprana y precisa de patologías pulmonares en imágenes médicas es crucial para un diagnóstico preciso y un tratamiento oportuno, lo que lleva a una necesidad de tener herramientas de análisis automatizado-eficaces (Organizacion Mundial de la Salud, s.f.).

Justificación

El cáncer de pulmón es la principal causa de muerte en todo el mundo, durante el 2020 se diagnosticaron cerca de 10 millones de defunciones a causa de esta enfermedad. Cada año, cerca de 400.000 niños contraen cáncer (minsalud, 2023); aunque los tipos de cáncer más frecuentes depende de la ubicación geográfica del país, siendo el cáncer de cuello uterino el más habitual en 23 países, las técnicas de imágenes médicas digitales se han utilizado cada vez más en la práctica médica durante los últimos 15 años. Adicional, el uso de la tomografía computarizada (TC), la resonancia magnética y las técnicas de medicina nuclear han revolucionado la imagen médica (Domínguez Torres, 1996). Las redes neuronales no serán una suplente del especialista en radiólogo, si no que les dará a estas últimas herramientas con el fin de atender una gran demanda de imágenes para los diagnósticos y realizar el diagnostico basado en información (SALUD, 2018).

Por lo tanto, actualmente no hay ningún procedimiento diagnostico o tratamiento médico que no sea apoyado bajo las imágenes médicas, ya que esto representa visualmente un estado actual del interior del cuerpo del ser humano (Martín, 2018). Además, el control o revisión de las imágenes médicas se realiza por pura inspección visual, lo que no permite identificar las características reales o patrones de la patología misma, que a su vez puede interferir en un tratamiento adecuado del paciente (Martín, 2018).

Con la influencia de la tecnología, los médicos tienen más posibilidades de tener acceso a una información estable y esto implica una capacidad de análisis mayor (MD, 1999). La optimización de redes neuronales para el reconocimiento de patrones en imágenes médicas tiene el potencial de mejorar la precisión del diagnóstico, permitiendo una detección temprana y precisa de enfermedades (Fuyong Xing, 2021). Esto puede llevar a una mejor gestión de la salud del paciente, un tratamiento más efectivo y en última instancia mejores resultados clínicos. (Fuyong Xing, 2021).

Las redes neuronales han demostrado ser tan precisas como los radiólogos expertos en la detección de cáncer de pulmón, e incluso pueden superar a los radiólogos en algunos casos (Ardila, et al., 2016). Esto se debe a la capacidad de las redes neuronales para aprender patrones complejos a partir de datos de imágenes, pueden analizar grandes cantidades de

imágenes de forma rápida y eficiente, lo que puede reducir el tiempo de diagnóstico y agilizar el proceso de atención médica. Por lo tanto, esto fortalecerá el trabajo en la rama de la salud, disminuyendo las equivocaciones de diagnóstico y aumentando la productividad de manera sostenida (SALUD, 2018). Incluso el sistema de redes neuronales podría generar resultados más exactos y además incorporar la radiología diagnóstica para una mayor precisión en el diagnóstico del paciente (Fuyong Xing, 2021) y la evolución de los modelos hacia formas de atención personalizada se refleja hoy. Con el fin de lograr esto, en la actualidad se tiene nuevas herramientas a disponibilidad que simplifican la atención de una serie de personas (SALUD, 2018).

Objetivos

Objetivo General

Comprobar la precisión y desempeño de una red neuronal en la caracterización y diagnóstico de patologías asociadas al cáncer pulmonar, mediante el procesamiento de imágenes clínicas diagnosticadas.

Objetivos Específicos

1. Entrenar la red neuronal para la detección de las patologías pulmonares como el cáncer de pulmón mediante el uso de imágenes médicas diagnosticadas.
2. Validar el funcionamiento del algoritmo de pre entrenado de la red neuronal haciendo uso de modelos existentes.
3. Evaluar los resultados arrojados por la red entrenada en relación con los resultados obtenidos en los diagnósticos profesionales.

Alcances y Limitaciones

Alcances

El alcance del proyecto es desarrollar el sistema de red neuronal para la detección de patologías de cáncer pulmonar de una manera precisa y efectiva, centrándose en las patologías

como atelectasia, infiltración pulmonar, Nódulos y masas pulmonares. Para lograr dicho sistema se empleará el uso de 100.000 imágenes médicas previamente diagnósticas por los institutos Clínica: NIH Clínica Center Américas Research Hospital y Japanese Society of Radiologica Technology, logrando una precisión superior al 80% de la clasificación de las patologías pulmonares, teniendo como producto final el sistema, así como el código necesario para la ejecución correspondiente.

Limitaciones

Es fundamental considerar las limitaciones durante el desarrollo e implementación de sistemas de redes neuronales para detectar y clasificar patologías pulmonares mediante imágenes médicas. Aunque las redes neuronales tienen un gran potencial, existe un riesgo asociado a la cantidad de imágenes disponibles para el análisis, así mismo un conjunto de datos más amplio permitiría un rango amplio de entrenamiento y validación, lo que podría mejorar el rendimiento del sistema.

Sin embargo, la interpretación de imágenes médicas puede ser subjetiva, y los resultados obtenidos pueden variar según el conjunto de datos utilizado y la interpretación de los expertos en radiología, lo que podría afectar la validez del diagnóstico. Es crucial contar con conjuntos de datos diversos y bien etiquetados, junto con la participación de radiólogos expertos en el proceso de entrenamiento y validación.

Además, contar con una infraestructura computacional robusta y dedicada para el entrenamiento en paralelo de las redes neuronales propuestas es esencial. De lo contrario, se presenta una limitación importante, ya que el proceso correspondiente puede tardar hasta más de 72 horas para obtener y validar los resultados, lo que podría dificultar el desarrollo y la implementación eficiente del sistema.

Por lo tanto, es necesario abordar estas limitaciones mediante la construcción de conjuntos de datos representativos, la colaboración estrecha con expertos clínicos, y la adquisición de recursos computacionales adecuados para garantizar el éxito en el desarrollo e

implementación de sistemas de redes neuronales confiables para el diagnóstico de patologías pulmonares basados en imágenes médicas.

1. Marco de Referencia

El diagnóstico preciso de patologías pulmonares es un desafío crítico en el campo de la medicina y el uso de técnicas de análisis digital de imágenes pueden desempeñar un papel fundamental en la mejora de los resultados clínicos. Es, por tanto, que las redes neuronales convolucionales han demostrado un potencial significativo para el procesamiento y análisis de imágenes médicas, lo que ha impulsado su creciente adopción en aplicaciones de diagnóstico asistido. En esta sección, se examinan las diferentes patologías médicas de pulmón, la importancia del diagnóstico oportuno de las mismas, los fundamentos de las CNN y su aplicabilidad en el análisis de imágenes médicas, y se revisan algunos trabajos relacionados que han abordado el uso de estas tecnologías en el contexto del diagnóstico de enfermedades pulmonares.

1.1 Marco Conceptual

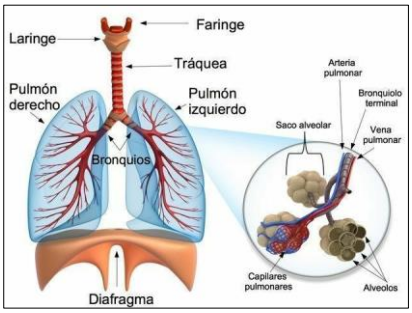
Los pulmones son órganos fundamentales en los seres vivos ya que son el centro del sistema respiratorio, estos órganos cuentan con una característica particular que son esponjosos de color gris rosáceo y se encuentran en el pecho dentro de la cavidad torácica permitiendo la entrada de oxígeno y la eliminación de dióxido de carbono, este dióxido de carbono es un gas de deshecho que sale de la sangre a los pulmones y es exhalado por lo que el proceso es conocido como intercambio de gases (National Heart, 2022).

El sistema respiratorio está compuesto por la tráquea, músculos de la pared torácica y el diafragma, junto con los vasos sanguíneos y otros tejidos. Estas partes que trabajan en conjunto permiten el trabajo respiratorio y el proceso de intercambio de gases, pero también en el cuerpo se cuenta con otro órgano esencial para este funcionamiento y es el cerebro, este

controla la frecuencia respiratoria en el cuerpo e identifica la necesidad tanto del oxígeno como del dióxido de carbono para el cuerpo (National Heart, 2022).

Más allá de la función de los pulmones en el sistema respiratorio que aparenta ser muy simple, los pulmones son esenciales para mantener el equilibrio fisiológico del cuerpo de los seres vivos, influyendo en aspectos tan variados como la salud cardiovascular, la función cognitiva y el bienestar general. En este marco conceptual, se describen conceptos relacionados con las patologías pulmonares que pueden presentarse en los humanos.

Figura 1. Conoce tus pulmones y cómo se lleva adelante el proceso de la respiración



Fuente: Conoce tus pulmones y cómo se lleva adelante el proceso de la respiración (Red, s.f.).

1.1.1 Radiografía

La radiografía es un examen rápido que no produce dolor. Logrando capturar las imágenes de las estructuras Oseas del cuerpo. Para esto los rayos X deben atravesar el cuerpo y absorber diversas cantidades según la densidad del material que atraviesan, estos procesos los materiales densos como el hueso o el metal se pueden presentar en tonos blancos, mientras que el aire en los pulmones se logra mostrar en negro, mientras que la grasa y el músculo se visualizan en tonos de gris. Algunos tipos de radiografías requieren la administración de un contraste (como yodo o bario) para destacar detalles adicionales en la imagen (Mayoclinic, Radiografía, s.f.).

Figura 2. Radiografía del tórax



Fuente: Radiografía del tórax (Cáncer, Radiografía del Tórax, s.f.)

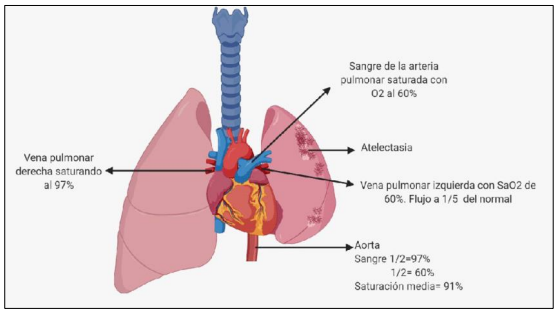
1.1.2 Atelectasia

La atelectasia es un colapso del tejido pulmonar debido a la pérdida de volumen de este, si la atelectasia es extensa, los pacientes pueden experimentar dificultad para respirar o insuficiencia respiratoria. La atelectasia generalmente no presenta síntomas, pero en algunos casos puede ocurrir hipoxemia y dolor en el pecho. El diagnóstico se realiza mediante radiografía de tórax. Incluso la atelectasia no presenta síntomas, salvo hipoxemia o neumonía. El tratamiento incluye controlar la tos, respirar profundamente y tratar la causa (Steinbach, 2023).

Las principales causas de la atelectasia son:

- La obstrucción de las vías respiratorias internas (Por ejemplo, cuerpo extraño, tumor, tapón mucoso)
- Compresión de las vías respiratorias externas (por ejemplo, cáncer)
- Respiración lenta o tos (por ejemplo, anestesia general, sedación excesiva o dolor)
- Un tubo endotraqueal colocado incorrectamente puede bloquear los bronquios principales y provocar atelectasia.

Figura 3. Efecto de la atelectasia sobre la saturación de oxígeno de la sangre

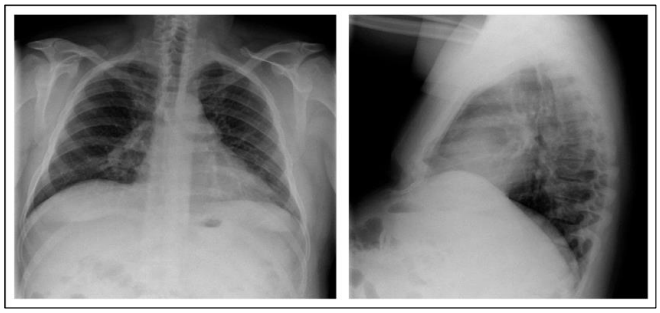


Fuente: Efecto de la atelectasia sobre la saturación de oxígeno de la sangre (Rebellon-Sanchez, s.f.).

1.1.3 Infiltraciones

La infiltración pulmonar es un término patológico, se puede considerar como invasión al pulmón porque se refiere a la invasión de células específicas que no deberían estar presentes en el pulmón o deberían estar en cantidades muy pequeñas. Los infiltrados ocurren en varios lugares, incluidos los alvéolos de los pulmones, el intersticio, la pleura y los vasos sanguíneos (venosos y arteriales). Por tanto, las células tumorales y las células inflamatorias pueden infiltrarse en los pulmones, por ejemplo, glóbulos blancos o eosinófilos, partículas inorgánicas, bacterias, agua o pus, entre otras (Pluma, s.f.).

Figura 4. Infiltrados pulmonares bilaterales



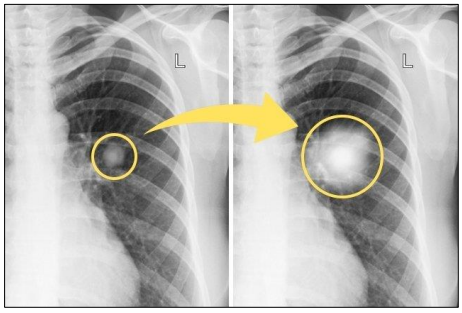
Fuente: Infiltrados pulmonares bilaterales (BY-NC, s.f.).

1.1.4 Nódulo Pulmonar

El nódulo pulmonar es una masa con menos de 3 cm que normalmente no causa síntomas (Oncóloga, 2023), los nódulos pulmonares son pequeñas áreas anormales que a veces se encuentran en la tomografía computarizada (TC) de tórax, estas pruebas se realizan por diversos motivos, incluso como parte de una prueba de detección de cáncer de pulmón o para examinar so los pulmones cuenta con los síntomas. La mayoría de los nódulos cuando no son cancerosos se puede evidenciar en la tomografía computarizada, lo cual se puede determinar

por el tamaño, la forma y la ubicación del nódulo y si parece sólido o está lleno de líquido. Sin embargo, a menudo se necesitan pruebas para asegurarse de que el tumor no sea un tumor canceroso. Si las pruebas repetidas muestran que el tumor ha crecido, el médico tratante puede ordenar otro tipo de prueba de imágenes llamada tomografía por emisión de positrones (PET), que a menudo ayuda a determinar si es canceroso (Society, 2019).

Figura 4. Nódulo pulmonar: qué es, síntomas y cuándo es cáncer



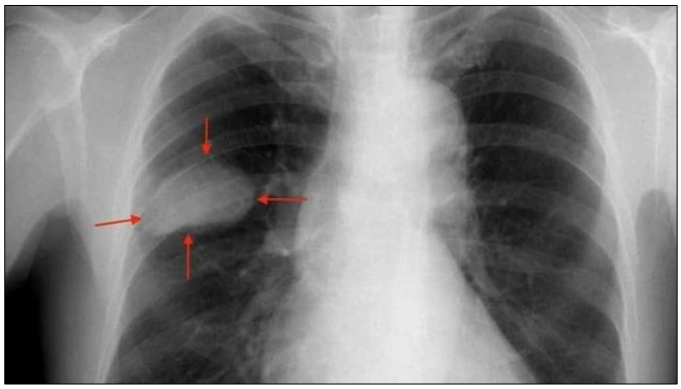
Fuente: Nódulo pulmonar: qué es, síntomas y cuándo es cáncer (Oncóloga, 2023).

1.1.5 Cáncer de Pulmón

El cáncer de pulmón suele comenzar en el tejido pulmonar, generalmente causadas por las células que recubren las vías respiratorias. Este tipo de cáncer es la principal causa de muerte tanto en hombres como en mujeres en el mundo. “Hay dos tipos principales: cáncer de pulmón de células pequeñas y cáncer de pulmón de células no pequeñas (Medicine, Cáncer de Pulmón, 2024). Estas dos especies crecen de manera diferente y reciben un trato diferente. El cáncer de pulmón de células no pequeñas es el tipo de cáncer más común (Medicine, Cáncer de Pulmón, 2024), este tipo de cáncer incluyen adenocarcinoma y carcinoma de células escamosas.

Cuando el cáncer comienza en los pulmones, este se puede extender a otras partes del cuerpo ya sea como al cerebro o a los ganglios linfáticos, de igual forma sucede de forma contraria cuando otros tipos de cáncer se extiende por el cuerpo de los seres humanos este también se puede extender hacia los pulmones, lo que generalmente se conoce como metástasis siendo esta una fase terminal (enfermedades, 2023).

Figura 5. Cáncer de Pulmón



Fuente: El nuevo factor de riesgo del cáncer de pulmón, aunque no seas fumador (Domínguez, 2022).

1.1.6 Epidemiología

El cáncer de pulmón se ha posicionado durante el 2022 como la más frecuente con 2.206.771 casos nuevos tanto como hombres y mujeres en el mundo, y con un 25,47% de total de fallecimientos de este mismo, teniendo en cuenta que en Latinoamérica los países más reportados con casos de cáncer de pulmón fueron: Brasil, Argentina, México y Colombia (Costo, s.f.).

Según el análisis realizado por la CAC (Cuenta de Alto Costo) en las fechas del 31 de agosto del 2023, la situación del cáncer de pulmón en Colombia aumento con una tasa de 5.879 casos nuevos informados que comprende tanto hombre como mujeres; de igual forma, las estadísticas de estos casos durante el 2022 fueron reportados 1.522 casos nuevos, con base a esto el cáncer de pulmón logro ocupar el séptimo lugar dentro de los 11 tipos de cáncer presentes en el país. La mayoría de los casos fueron reportados en los hombres con un porcentaje de 53,35%, en las regiones con mayor afluencia de estos casos fueron la central con 42,38% y el caribe con el 20,04%, estos casos reportados fueron más comunes en personas dentro del rango de las edades de 60 a 79 años (Costo, s.f.).

1.1.7 Etiología

Teniendo en cuenta que el cáncer de pulmón es considerado la causa principal de muertes en el con una tasa de mortalidad presente más elevada tanto en hombres y mujeres, se considera que el tabaquismo es la fuente principal del cáncer de pulmón con un 85% de casos reportados. El humo del tabaco como cigarrillos, puros y pipas puede influir en las personas tanto

consumidoras como consumidoras pasivas a llegar a padecer cáncer de pulmón. A esto se llega sumar otros factores como el asbesto, el radón, contaminación ambiental, enfermedades hereditarias o llegar a inhalar ciertos químicos también son consideradas una fuente para llegar a padecer el cáncer de pulmón (Salud, 2023).

1.1.8 Síntomas

El cáncer de pulmón puede llegar a presentar varios síntomas, por lo que frecuente mente se suele confundir con enfermedades respiratorias comunes ya que al inicio temprana de esta enfermedad los síntomas suelen ser leves. Para esto es importante la prevención temprana junto con diagnósticos reales de este para llegar a prevalecer en un buen tratamiento de este, estos síntomas pueden ser:

- Tos persistente
- Dolor torácico
- Disnea
- Tos con sangre (hemoptisis)
- Cansancio frecuente
- Pérdida de peso sin causa alguna
- Infecciones pulmonares

1.1.9 Diagnóstico

Para la identificación de la existencia del cáncer de pulmón, se debe realizar varios análisis los cuales pueden ser:

- **Imágenes Diagnosticas:** Las imágenes de rayos X de los pulmones, puede revelar si existe un nódulo o algún tumor presente que sean anormales, o incluso, se puede evidenciar la existencia de lesiones pequeñas en los pulmones.

- **Citología de Esputo:** La presencia de esputo al toser que es la flema generada, se puede observar mediante el microscopio logrando revelar la presencia de células cancerosas presentes.

- **Muestra de tejido(Biopsia):** Se puede realizar un procedimiento llamado biopsia para obtener una muestra de células anormales, se encuentra varias formas de realizar este proceso, como lo son la broncoscopia, mediastinoscopia o biopsia con aguja. Además , estas biopsias también se pueden realizar en partes del cuerpo donde el cáncer ya se ha extendido como lo son en los ganglios linfáticos el Hígado (Mayoclinic, Cáncer de pulmón, 2022).

Figura 6. Diagnóstico



Fuente: Diagnóstico (Mayoclinic, Cáncer de pulmón, 2022)

2. Marco Teórico

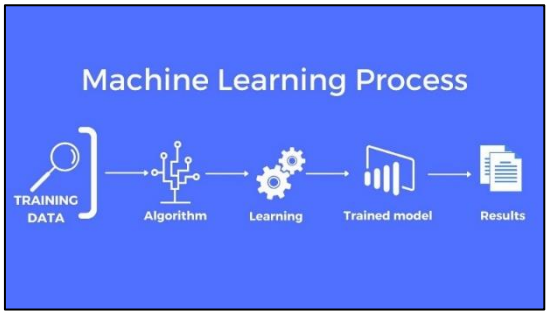
Los pulmones es un órgano importante del sistema respiratorio, desempeñando un papel importante en el funcionamiento óptimo del ser humano, asegurando un suministro suficiente de oxígeno a los tejidos y una eliminación eficiente de los desechos, ya que es el responsable del intercambio de gases que es un proceso fundamental en la vida misma (National heart, s.f.). Así mismo, las redes neuronales se han convertido en una poderosa herramienta para analizar e interpretar grandes volúmenes de datos muy complejos, ya que su mecanismo es imitar el funcionamiento del cerebro se usan humanos en varios aspectos y se analizan imágenes diagnosticas.

En este marco teórico, se busca la intersección entre estas dos áreas complejas como lo es: los pulmones y las redes neuronales para comprender mejor la salud pulmonar. Incluso, al combinar las imágenes diagnosticas de las diferentes patologías pulmonares con las redes neuronales, se podrá procesar grandes conjuntos de datos que servirá para la detección de patrones útiles viables para el diagnóstico de enfermedades respiratorias. Con base a esto, se presenta algunos conceptos involucrados de las redes neuronales en el presente documento.

2.1.1 Machine Learning

El Machine Learning es un subconjunto de la inteligencia artificial (IA), centrándose en el aprendizaje automático por medio de datos, que mejora la experiencia de los seres humanos por medio de la programación. El Machine Learning se basa en entrenar algoritmos para que pueda encontrar patrones en volúmenes grandes de datos, llegando así a la toma de las mejores decisiones y predicciones basadas en ese análisis. Las aplicaciones de aprendizaje automático mejoran con el uso y se vuelven más precisas a medida que se accede a más datos; sin embargo, dependiendo la naturaleza de los datos y el resultado que se desea obtener, se puede usar alguno de los cuatro modelos de aprendizaje existentes actualmente como lo son: supervisado, no supervisado, semi supervisado, o de refuerzo (SAP, s.f.).

Figura 7. Training data: the milestone of machine learning

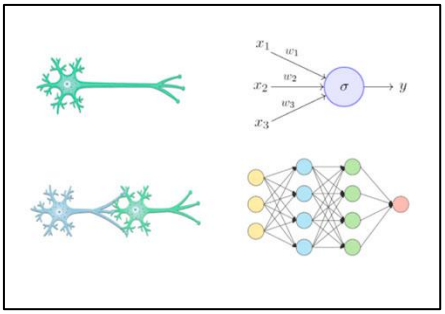


Fuente: Machine Learning Process (Technology, s.f.)

2.1.2 Red Neuronal

La red neuronal Artificial (ANN) tienen una similitud al funcionamiento real del cerebro de los seres humanos. Con base a esto, las "neuronas artificiales" se llaman nodos y logran agrupar en varias capas que unidas entre si funcionan en paralelo (SAP, s.f.).Creando un sistema adaptable para aprender de los propios errores y patrones para la mejora continua, logrando así un reconocimiento de patrones para resolver problemas de alta complejidad como lo es el reconocimiento facial, realizaciones de documentos (services, 2023) y en la actualidad es usado para apoyo en el área de la medicina para la detección de enfermedades patológicas.

Figura 8. Etimología de la red neuronal



Fuente: Etimología y definición (Alonso F. , s.f.)

2.1.3 Uso de las redes Neuronales

Actualmente las redes neuronales están presenten en varios ámbitos de la vida de los seres humanos, como lo es:

- Diagnostico medico por medio de la clasificación de imágenes médicas.

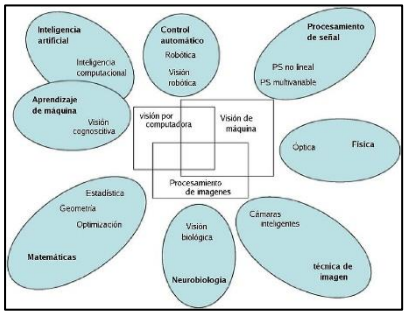
- Marketing de redes sociales
- Predicciones Financieras
- Procesos de controles de calidad de las compañías.
- Entre otras más.

2.1.4 Visión Artificial

La visión artificial permite a los sistemas extraer información, procesar, analizar y comprender imágenes que se encuentran digitalizadas y videos, logrando percibir las imágenes como suele realizarlo los seres humanos para actuar de una forma determinada (IBM, s.f.), estas se logran encontrar en su mayor parte en sistemas como:

- Detección visual para los vehículos que incumplan las señales de transito
- Eliminación de contenido Inseguro o inapropiados en imágenes y videos.
- Reconocimiento facial
- Reconocimiento de imágenes como logos, equipos de seguridad y en la rama de la medicina usado principalmente a la detección de patologías.

Figura 9. Visión artificial

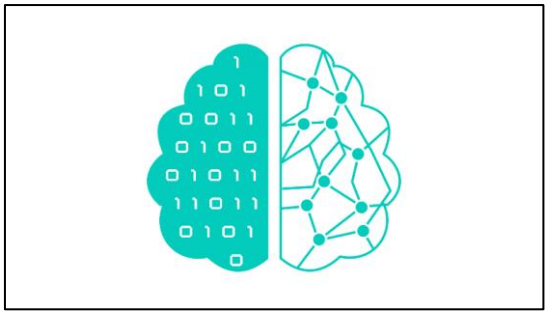


Fuente: Visión artificial (artificial, s.f.)

2.1.5 Funcionamiento de las redes Neuronales

El cerebro del ser humano es la fuente de inspiración del funcionamiento de las redes neuronales y con base a esto la realización de su arquitectura funcional, estas redes neuronales artificiales trabajan mediante una red para resolver problemas. Estos son módulos de software llamados nodos o algoritmos que se usan para resolver los problemas por medio de cálculos matemáticos (services, 2023).

Figura 10. Deep Learning y Redes Neuronales Artificiales



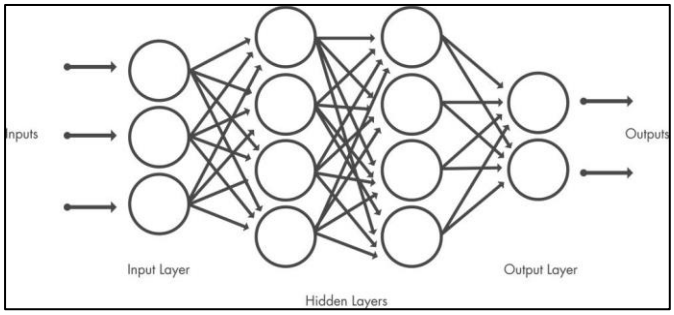
Fuente: Deep Learning y Redes Neuronales Artificiales (Deep Learning y Redes Neuronales Artificiales, 2022).

2.1.6 Redes neuronales convolucionales (CNN)

Las redes neuronales convolucionales, son redes multicapa logrando tener decenas o cientos de capas que se funcionamiento se basa en la corteza visual de los animales ya que cada una de ellas se aprende a detectar diferentes características de una imagen. Esta arquitectura es útil para varias aplicaciones, principalmente el procesamiento de imágenes. La primera CNN fue creada por Yann LeCun y se centró en el reconocimiento de escritura a mano. Los filtros en las capas se aplican para entrenar imágenes de diferentes resoluciones y el resultado de combinar cada imagen se utiliza como entrada para la siguiente capa (Machinelearning, 2018). Los filtros comienzan con características muy simples como brillo y bordes y se vuelven más complejos hasta convertirse en características que definen de forma única el objeto (MathWorks, Redes neuronales convolucionales, s.f.).

Esta arquitectura de varias capas realiza la labor de extracción y clasificación de las características más relevantes, las imágenes extraen características como líneas verticales y vértices de la imagen de entrada. El siguiente paso es la fusión, que reduce la dimensionalidad de las características extraídas preservando al mismo tiempo la información más importante. Luego se realizan más convoluciones y agrupaciones para obtener una red inversa multicapa. El resultado final de la red es un grupo de nodos que clasifican los resultados (MathWorks, Redes neuronales convolucionales, s.f.).

Figura 11. Funcionamiento de las redes CNN



Fuente: Funcionamiento de las redes CNN (MathWorks, Redes neuronales convolucionales, s.f.)

2.1.7 Capas de clasificación de la CNN

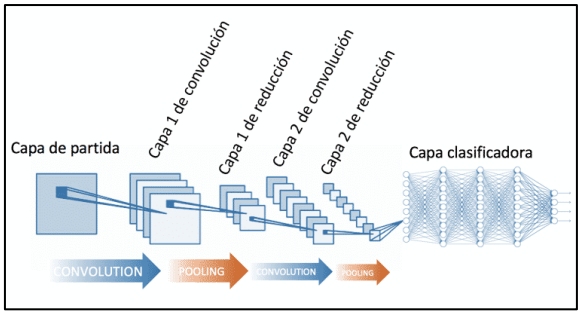
Las CNN, tienen capas determinadas, lo que pueden principalmente la capa detectar mediante entrenamientos de reconocimiento de imágenes estas pueden realizarlo mediante las mismas características, como bordes, formas o hasta características similares entre imágenes, después del entrenamiento se pasa a la fase de clasificación y terminando en la capa final está completamente conectada generando un vector K dimensiones, siendo K el número de clases que se puede predecir. La capa final de la arquitectura CNN utiliza una capa de clasificación para proporcionar el resultado de clasificación final (MathWorks, Redes neuronales convolucionales, s.f.).

- **Capa convolucional:** En esta primera capa se analiza la imagen de entrada y determinar si hay características similares presentes.

- **Capa de agrupació**n: Esta capa generalmente aplica entre dos capas convolucionales, tomando como entrada las características formadas de la salida de la capa convolucional, lo cual cumple la función de reducir el tamaño de la imagen preservando las características más importantes manteniendo los filtros indicados.

- **Nivel de habilitación de unidades lineales rectificadas:** Esta capa reemplaza todos los valores negativos recibidos en la entrada, manteniendo la importancia entre capas de activación que hacen que el modelo sea más complejo al hacerlo no lineal (DataScientest, s.f.).

Figura 12. Clasificación de redes neuronales artificiales



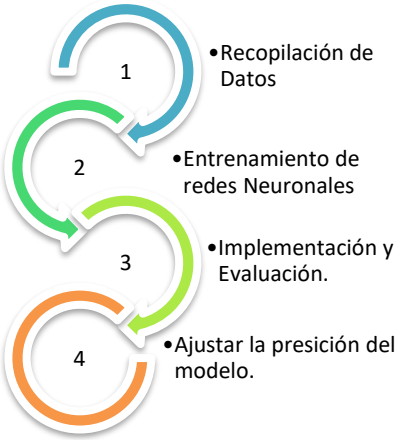
Fuente: Clasificación de redes neuronales artificiales (Calvo, 2017).

3. Metodología de la Investigación

La metodología que se implementara es la investigación mixta que consiste en recopilar, analizar e integrar la investigación cuantitativa y cualitativa, por lo que se busca una mejor triangulación para un mecanismo de análisis que permiten identificar aspectos más relevantes desde diferentes puntos de vista como es el caso de las diversas imágenes médicas.
En ámbito de la metodología cuantitativa el desarrollo involucra estudios cuantitativos con datos secundarios que permite abordar análisis con datos ya existentes, de esta metodología se podrá aplicar las técnicas de recolección, procesamiento y análisis de las características de las patologías pulmonares.

Dentro del marco metodológico cuantitativo, se empleará la técnica de investigación específica para analizar las imágenes diagnosticas de las patologías, en busca de soluciones que permita una identificación más precisa y rápida haciendo uso de las redes neuronales.
Para el correcto desarrollo del proyecto, se establecen las siguientes fases:

Figura 13. Diagrama del proyecto



Fuente: Elaboración Propia

3.1 Fases y Actividades

3.1.1 Recopilación de Datos

a. **Fuentes de Datos:** Obtener conjuntos de datos de imágenes etiquetadas con la presencia o ausencia de diagnósticos similares.

b. **Clasificación de datos:** Se realizará la clasificación de los datos por las diferentes patologías pulmonares, clasificación de género y clasificaciones por rango de edades.

c. **Preprocesamiento de Datos:** Realizar tareas de preprocesamiento como normalización, redimensionamiento y aumento de datos para mejorar la calidad y la cantidad del conjunto de datos.

3.1.2 Entrenamiento de redes neuronales

a. **Investigación de Arquitecturas de Redes Neuronales:** Explorar arquitecturas de redes neuronales adecuadas para la detección de anomalidades en las imágenes procesadas.

b. **Desarrollo de Modelos Basados en Transfer Learning:** Utilizar técnicas de transfer learning para inicializar los modelos con procesos pre entrenados en conjuntos de datos de imágenes médicas más grandes.

3.1.3 Implementación y evaluación

a. **Implementación del Modelo:** Desarrollar un prototipo de software que implemente el modelo de detección de patologías pulmonares por medio de las redes neuronales.

b. **Experiencia de usuario:** Siendo una experiencia de usuario novedosa para la medicina y aporte a la misma se genera expectativa en el desarrollo para involucrar más a ciencia con la tecnología en el uso del día a día.

c. **Evaluación del Rendimiento**: Utilizar técnicas de validación cruzada para evaluar el rendimiento del modelo en términos de precisión, sensibilidad y otras métricas relevantes.

3.1.4 Ajustar la precisión del modelo

a. **Fine-Tuning del Modelo:** Realizar ajustes finos en el modelo utilizando técnicas de fine-tuning para adaptarlo específicamente a las características del conjunto de datos.

b. **Evaluación Continua:** Realizar experimentos adicionales para evaluar el impacto de los ajustes finos en el rendimiento del modelo y compararlos con los resultados anteriores.

3.2 Herramientas usadas

A continuación, se describen los lenguajes de programación, editores de código, librerías y programas que fueron usados para realizar el proyecto:

3.2.1 Python

Python es un lenguaje de programación orientada a objetos y es principalmente usadas en desarrollo web, desarrollo de software y Machine Learning (ML). Además, Python cuenta con licencia de código abierto. Uno de los beneficios del uso de Python es su fácil interpretación en el momento del su uso y con su amplia gama de librerías permite ser usado para cualquier tipo de desarrollo (AWS, ¿Qué es Python?, s.f.).

Python se usó para el desarrollo de la parte inicial del proyecto, este fue escogido porque cuenta con librerías ampliamente utilizadas y de código abierto, como lo son TensorFlow, PyTorch y Keras; que están específicamente diseñadas para el desarrollo de modelos de aprendizaje profundo, incluyendo CNN. Estas librerías ofrecen una mayor flexibilidad y funcionalidades avanzadas para la implementación y entrenamiento de redes neuronales, ya que Python cuenta con una amplia documentación lo que logra aportar un gran apoyo al proyecto.

3.2.2 TensorFlow

TensorFlow es una librería de código abierto, multiplataforma muy importante en el área del desarrollo de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático. Google lo desarrolló para satisfacer las necesidades de redes neuronales artificiales, permitiendo construir y entrenarlas para detectar patrones y características comunes en las imágenes. Trabaja con GPUs y CPUs e incluso con las unidades de procesamiento de tensores (TPUs) (Alonso J. L., 2022) .

TensorFlow permitió construir y personalizar la red neuronal para el entrenamiento e identificación de las patologías pulmonares, adaptándolo a las necesidades requeridas. Incluso, permitió agregar las capas, ajustar los hiper parámetros y realizar la optimización de la misma CNN permitiendo manejar grandes volúmenes de datos.

3.2.3 MatLab

Matlab (MATrix LABoratory (laboratorio de matrices)) es una plataforma de programación y calculo numérico usada para analizar datos, desarrollar algoritmos y crear modelos de datos de Machine Learning. Este es un lenguaje basado en matrices que tiene un entorno de desarrollo integrado (IDE), con un lenguaje de programación propio, ya que no es un recurso de código abierto (MathWorks, MATLAB, s.f.).

MATLAB es conocido por su enfoque en la computación numérica, y aporta una gran ventaja para el proyecto, es las diversas funciones y herramientas específicas para el procesamiento de señales, imágenes y datos en general. Además, ya en uso de la herramienta aporto un entorno integrado, que incluye herramientas para el preprocesamiento de datos, visualización y análisis, lo que puede simplificar el flujo de trabajo.
En cuanto al uso de recursos en MATLAB, este está optimizado para operaciones numéricas y puede aprovechar eficientemente los recursos del hardware, como la CPU y la GPU, lo que resulto en un rendimiento más rápido en comparación con implementaciones en Python que posiblemente no estaban completamente optimizadas.

3.2.4 PowerShell

PowerShell es una interfaz de consola de escritura y que permite la ejecución de instrucciones por medio de comandos; esta es una herramienta propia de Windows que a su vez permite

automatizar tareas o ejecutarlas de manera más controlada, permitiendo maneja un lenguaje de programación en C# (adslzone.net, s.f.).

La herramienta de Powershell fue usada en el proyecto para compilar y ejecutar el script en la etapa de la segmentación de las imágenes diagnosticas, proceso por el cual se debió automatizar para correcta y efectiva ejecución.

3.2.5 C#

C# es un lenguaje de programación orientado a objetos desarrollado por Microsoft, siendo un lenguaje simple y eficaz que permite desarrollar aplicaciones fácilmente manteniendo el estilo de los lenguajes tipo C, este lenguaje viene derivado de C y C++ para ser reutilizados principalmente en las aplicaciones desarrolladas en .NET (Delgado, 2017).

El lenguaje de C#, fue requerido en el momento de realizar el script para la segmentación de las imágenes diagnósticas, permitiendo el proceso de detección, modificación y guardar las imágenes correspondientes en su debida carpeta, ofreciendo un procesamiento rápido y eficiente en grandes conjuntos de datos.

3.2.6 Librería JavaScript

JavaScript es un lenguaje de programación, clasificado como un lenguaje scripting o interpretado, este es uno de los más usadas para crear páginas web dinámicas. En cuanto a la biblioteca de JavaScript, es una colección de fragmentos de código que pueden ser reutilizados agregándolos al código según la necesidad (AWS, ¿Qué es JavaScript (JS)?, s.f.).

En cuanto al uso de Javascript en el desarrollo del proyecto, fue implementado junto con TensorFlow para el entrenamiento de la CNN, esto ya que permite el procesamiento de las imágenes, segmentación y clasificación de estas.

4. Preprocesamiento y Normalización de Datos

Las imágenes digitales han sido importantes en la rama de la medicina, ya que permite la realización de un diagnóstico preciso y un tratamiento efectivo sobre el mismo; desde las radiografías hasta imágenes de resonancia magnética, las imágenes médicas proporcionan información crítica que puede salvar vidas.

4.1 Identificación de Fuente

Para la recopilación de las imágenes diagnosticas, se realizó la búsqueda exhaustiva en el repositorio público del National institutes of Health (NIH) , logrando descargar imágenes de radiografías de tórax de diferentes patologías pulmonares, que fueron previamente diagnosticadas con su enfermedad por el instituto NIH; dentro de esta búsqueda se lograron la descarga más de 102.979 imágenes y organizar en cada patología 1000 imágenes para realizar la implementación y entrenamiento de la red neuronal. A continuación, se especifica las imágenes de las patologías descargadas.

Tabla 1. Cantidad de Imágenes Patológicas

Patología	Cantidad Imágenes
Atelectasia	11.559
Infiltración	9.547
Masa	8.529
Nódulo	11.890
Pulmón Sano	61.454

Fuente: Elaboración Propia

4.2 Extracción de las imágenes.

Después de realizar la identificación de las imágenes en la fuente, se procedió a realizar el proceso de extracción de estas desde el repositorio con un peso aproximado de 40 GB, para esto implico que las imágenes fueran descargadas en bloques particionados en archivos .ZIP de 5 Gb aproximadamente, hasta llegar a completar el cuerpo del archivo.
Las imágenes descargadas y descomprimidas posteriormente, se lograron identificar su procedencia patológica mediante los consecutivos que trae cada una de ellas y llegando a ser relacionadas en el archivo Excel del inventario que de igual forma tuvo que ser descargado **(Ver Anexo 1),** este inventario consta de los siguientes campos:

- Índice de imágenes
- Patología
- # Seguimiento
- Identificación del paciente
- Edad del paciente
- Género del paciente
- Posición
- Ancho imagen
- Altura Imagen
- Pixel Imagen (X)
- Pixel Imagen (Y)

4.3 Segmentación de imágenes patológicas

Como todas las patologías, se encontraban en una sola carpeta, se dio reorganizar la misma en diferentes carpetas por patologías; para este proceso se realizó un script que permitió realizar el proceso de sacar las imágenes identificadas por consecutivo patológico y de allí ser pasadas a otra carpeta previamente creada con el nombre de la patología; este script realizo el proceso de identificación de la patología y el movimiento de las imágenes identificadas a la nueva carpeta.

4.4 Script de segmentación de las imágenes.

A continuación, se presenta el script usado para organizar automáticamente las imágenes descargadas en las carpetas correspondientes.

Tabla 2. Script Descarga Patologías

```
Script
 $origen = "C:\Users\Downloads\proyecto de grado\imagenes\Imagenes"
$destino = "C:\Users\Downloads\proyecto de grado\imagenes\(Patologia)"

# Lista de nombres de archivos que deseas mover
$nombresArchivos = @(

        EN ESTE ESPACIO DEBEN IR LOS NOMBRES DE LAS IMAGENES.JPEG
)

foreach ($nombreArchivo in $nombresArchivos) {
   $rutaCompletaOrigen = Join-Path $origen $nombreArchivo
   $rutaCompletaDestino = Join-Path $destino $nombreArchivo
   Move-Item $rutaCompletaOrigen $rutaCompletaDestino
}
```

Fuente: Elaboración Propia

4.5 Clasificación manual de los datos

La normalización y organización de las dimensiones físicas de las imágenes en cuanto a pixeles (AnchoxAlto), es importante en el proceso del entrenamiento de la red neuronal, ya que sin esta estandarización puede afectar significativamente en la eficiencia y la efectividad del entrenamiento de este, para el proceso se tuvo en cuenta los siguientes parámetros para ser aplicados en las imágenes:

- **Organización de las imágenes de entrada**: Las redes neuronales requieren que todas las imágenes de entrada tengan el mismo tamaño (AnchoxAlto) para poder ser procesadas eficientemente, para tener un proceso de alimentación de datos al modelo más rápido, para este proceso se organizaron las imágenes en dimensiones de 1024x1024, contando así con una estandarización optima en la lectura del entrenamiento de las redes neuronales.

- **Optimización del rendimiento:** Utilizar las imágenes con un tamaño uniforme puede mejorar significativamente el rendimiento del modelo durante el entrenamiento; las operaciones de convolución y pooling son fundamentales en las redes neuronales convolucionales (CNN), siendo eficientes cuando se aplican imágenes de tamaño consistente, lo que permite acelerar el proceso de entrenamiento y precisión del modelo.

- **Carga Computacional:** Al organizar las imágenes según su tamaño, se puede reducir la carga computacional durante el entrenamiento, dando como resultados tiempos de entrenamiento más cortos y una utilización más eficiente de los recursos computacionales disponibles.

- **Procesamiento de Imágenes:** El entrenamiento de redes neuronales se realiza por lotes de imágenes, al organizar las imágenes según su tamaño facilita la implementación del proceso de entrenamiento y puede mejorar la estabilidad del modelo (Learning, 2018).

4.6 Características Equipo usado

En el proceso de la descarga e inventario de las imágenes se realizó con un equipo de cómputo personal de uno de los integrantes del grupo, el cual cuenta con las siguientes características:

Tabla 3. Características equipo usado para descargas de imágenes

Portátil Dell Latitude 5430		
Procesador	**Memoria ram**	**Disco**
Intel Core I7 1265U 1.8ghz	DDR4-16Gb a 3200mhz	SSD NVMe 512GB M2

Fuente: Elaboración Propia

5. Entrenamiento del Modelo de la Red Neuronal

La elaboración del desarrollo, se da inicio con la definición del parámetro de la ubicación del conjunto de datos de imágenes, y de allí se crea un almacén de datos de imágenes utilizando la colección de administración de archivos de imageDatastore; luego se divide este conjunto de datos en conjuntos de entrenamientos y validaciones.

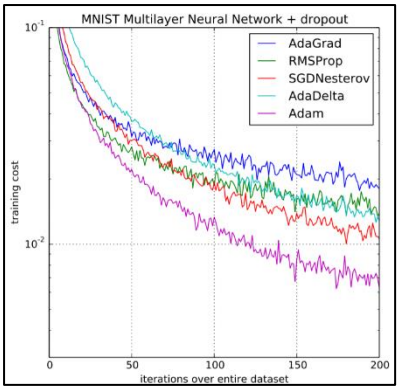
El modelo base seleccionado para la implementación fue las redes neuronales convolucionales (CNN), ya que estas permiten realizar una clasificación o regresión de las imágenes a partir de datos de entrada; siendo la imagen representada por la clasificación y la detección de objetos formaría parte de la segmentación, detección e identificación de esta. Esta red neuronal se entrena con imágenes que antes se optimizaron en pixeles y etiquetas, aplicando los filtros en el desarrollo de la red para que tome un cuadro pequeño y sea aplicable sobre la imagen. Teniendo en cuenta esto, la red neuronal convolucional se basa en la construcción diferentes capas dentro de la red.

De igual forma, se debe definir la arquitectura de la red neuronal convolucional (CNN) utilizando capas de convolución, normalización por lotes, capas de activación ReLU y capas de agrupación máxima. La red consta de capas convolucionales seguidas de capas de agrupación máxima para extraer características de las imágenes, y finalmente capas totalmente conectadas para la clasificación.

5.1 Algoritmo Adam

La elaboración del entrenamiento de la red neuronal convolucionales fue basada en el algoritmo Adam; este es reconocido por su eficacia en la optimización de las redes neuronales, ya que combina el algoritmo RMSprop y Momentum para mejorar la elaboración del modelo. La similitud entre Adam y Momentum, es la actualización de los parámetros individuales por medio de cada interacción; permitiendo que el modelo se adapte a los datos de entrenamiento requeridos de manera más eficiente, efectiva y óptima para una mayor precisión (Adam , s.f.).

Figura 14. Optimizador Adam



Fuente: ¿Qué es Adam optimizar? (Geeksforgeeks, 2024)

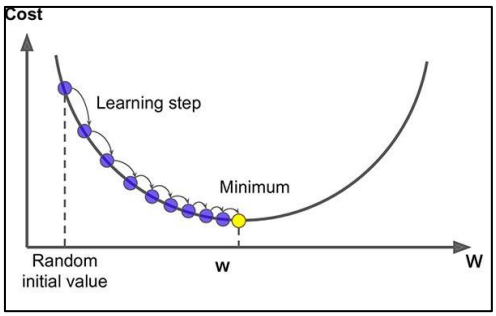
5.2 Algoritmo SGD

El Algoritmo de Stochastic Gradient Descent sus siglas SGD (Descenso gradiente), es un algoritmo de optimización que es usado para entrenar los modelos de las redes neuronales. Durante el entrenamiento, los datos ayudan que el modelo vaya aprendiendo gradualmente con el tiempo; teniendo en cuenta la función costo, que permite realizar la medición de la precisión del modelo por cada iteración dentro del parámetro; por medio de estos ajustes de los realizados continuamente se logra minimizar los errores y optimización de la precisión hasta que la función costo llegue logre llegar a 0 (IBM, ¿Qué es el descenso de gradiente?, s.f.). El SGD funciona como:

- **Índice de Aprendizaje**: Este índice puede determinar la capacidad de los pasos para alcanzar el mínimo de la función de costos durante el entrenamiento del modelo, a lo que el índice de aprendizaje alto, si las iteraciones son bajas requiere más tiempo para realizar el degradante (IBM, ¿Qué es el descenso de gradiente?, s.f.).

- **La función de costo o perdida:** Esta función logra medir el error entre los valores reales y predichos por el modelo de machine learning; esto permite que el modelo se ajuste a sus parámetros para minimizar el error, moviéndose en la dirección del descenso más pronunciado hasta que la función se aproxime a cero. Teniendo en cuenta que, la función de pérdida se refiere al error del entrenamiento del modelo, mientras que la función de costo calcula el error promedio en todos los datos de entrenamiento, por lo que cuando la función se aproxima a cero el modelo deja de aprender (IBM, ¿Qué es el descenso de gradiente?, s.f.).

Figura 15. Gradiente descendente



Fuente: Gradiente descendente (Andres, 2022)

5.3 Entrenamiento de la red

En el entrenamiento de la red se debe definir las opciones de entrenamiento, como el optimizador (Adam), el número máximo de épocas, los datos de validación y la frecuencia de validación; de igual forma se especifica la reducción de la tasa de aprendizaje para mejorar la convergencia del modelo durante el entrenamiento. La función trainNetwork se utiliza para entrenar la red utilizando los datos de entrenamiento y las opciones especificadas (Mathworks, s.f.).

El procesamiento de las imágenes es importante para el entrenamiento y validación del algoritmo implementado en las redes neuronales convolucionales, ya que se debe de combinar los parámetros semi aleatorios hasta llegar a conseguir que los errores de las predicciones sean los más mínimos posibles para lograr mejores resultados. El proceso de transformación es aplicado a las imágenes, ya que se aplican múltiples procesos de parámetros que pueden

variar dependiendo de la solución y requerimiento que se necesite para realizar el entrenamiento del algoritmo, estableciendo diferentes filtros como lo son:

- **Convertir la imagen en escala de grises:** Las imágenes en escala de grises tienen solo un canal de color en lugar de tres (rojo, verde y azul), esto puede reducir la cantidad de información que la red neuronal necesita procesar, lo que resulta en una reducción del tiempo de entrenamiento dependiendo del contexto (Learning, 2018), este proceso es importante tener la imagen en la escala de grises.

- **Reducción de dimensiones:** Las imágenes contiene tres canales de color (rojo, verde y azul en el espacio de color RGB), mientras que las imágenes en escala de grises solo tienen un canal, con las imágenes en escala de grises se puede reducir la dimensionalidad de los datos, lo que puede simplificar el proceso de entrenamiento y reduce la carga computacional (Sánchez, s.f.).

- **Modelo más efectivo:** Al no tener la imagen en escala de color, puede producir que el modelo sea más eficiente, evitando así un sobre ajuste y mejora el rendimiento de la red neuronal (Learning, 2018).

- **Reducción de carga computacional**: El entrenamiento con imágenes en escala de grises suele ser más rápidas en procesar que en imágenes en color, esto permite que el proceso de entrenamiento y hacer que el modelo sea más eficiente y represente una menor carga computacional (Learning, 2018).

- **Aprendizaje**: Los modelos que se manejan con la enseñanza de imágenes en escala de grises, resultan con un mejor entrenamiento de la CNN, ya que al ingresar nuevas imágenes estas se logran reconocer mejor, lo que el modelo no estará sesgado por información de color en específica que puede no ser relevante (Zárate, 2023).

- **Reducción de Ruido**: Las imágenes a color pueden generar ruido innecesario para ciertas características, como el reconocimiento de objetos o la segmentación de

imágenes; por esto es importante trabajar con las imágenes en escala de grises, para ayudar a reducir este ruido y mejorar la precisión del modelo (Zárate, 2023).

- **Aplicación de Realces:** Con la aplicación de realces en las imágenes, se puede mejorar el rendimiento del modelo al resaltar las características más importantes de estas; de igual forma se elimina el ruido y se logra aumentar la diversidad del conjunto de datos.

Incluso la aplicación de realces logra la variabilidad en los datos de entrenamiento al realizar transformaciones como rotaciones, traslaciones, cambios de escala, volteos horizontales o verticales, entre otros; esto ayuda que el modelo aprenda las características más robustas y el modelo es menos propenso al sobreajuste y esta aplicación de realces puede actuar como una forma de regularización, al introducir ruido controlado en el conjunto de datos de entrenamiento (Yébenes Calvo, 2016).

5.4 Configuración de los hiper parámetros

Con los hiper parámetros se puede validar la tasa de aprendizaje, los tamaños de los lotes de las imágenes, el número de épocas, la inicialización del peso y la tasa de abandono de las redes neuronales, esto es usado para el entrenamiento de la red neuronal (FasterCapital, s.f.); las variables que se han ajustado para validar el comportamiento del algoritmo, los cuales son:

- **src_folder:** Es la especificación de la carpeta de origen donde se encuentran las imágenes de entrada.

- **dst_folder:** Se especifica la carpeta de destino donde se guardarán las imágenes procesadas.

- **'dir':** Este es un argumento en la función exist que especifica el tipo de elemento que se está buscando. En este caso, se está buscando un directorio.

- **'*.jpg':** Este es un patrón de búsqueda utilizado en la función dir para seleccionar solo archivos con extensión **".jpg"** en la carpeta de origen.

- **imsharpen:** Es una función que aplica un filtro de realce a la imagen. El efecto de realce puede ajustarse mediante los parámetros opcionales de esta función.

- **'jpg':** Es el formato en el que se guardarán las imágenes procesadas.

5.5 Iteraciones

La iteración en las redes neuronales convolucionales es el proceso de entrenamiento de la red en un conjunto de datos; durante cada iteración, la red pasa por varios pasos donde los parámetros (pesos y sesgos) se ajustan para minimizar la función de pérdida (FasterCapital, s.f.). Algunas iteraciones para el entrenamiento de la red neuronal (CNN) puede ser:

- **Paso hacia adelante (Forward Pass):** Durante ese proceso, se realiza la alimentación de los lotes de datos de entrada como son las imágenes diagnosticas a través de la red. Las características de entrada se propagan a través de las capas de la red, y se calcula la salida de la red utilizando los parámetros actuales (pesos y sesgos), luego para finalizar, se realiza el cálculo de la pérdida entre la salida predicha y las etiquetas verdaderas del conjunto de datos (Kravets, 2022).

- **Cálculo del gradiente (Backpropagation):** Cuando se ha realizado el cálculo de la pérdida esto se utiliza para el algoritmo de retro propagación (backpropagation), para calcular el gradiente de la pérdida con respecto a los parámetros. Esta gradiente indica cómo cambia la pérdida cuando se ajustan los parámetros de la red (UNIR, s.f.).

- **Actualización de parámetros:** Después de calcular el gradiente, se utiliza el algoritmo de optimización Adam, para actualizar los parámetros de la red en la dirección que reduce la pérdida; los parámetros se pueden ajustar en proporción a la tasa de aprendizaje y la magnitud del gradiente (FasterCapital, s.f.).

- **Repetición del proceso:** Luego de realizar los pasos anteriores mencionados, el proceso vuelve a repetirse en las etapas 1-3, las veces necesarias hasta llegar por cada lote de imágenes del entrenamiento, este proceso se denomina Épocas. El número de iteraciones total depende del tamaño del conjunto de datos del entrenamiento, el

tamaño del lote y el número de épocas especificado para el entrenamiento. Este proceso de entrenamiento continúa durante múltiples épocas, hasta que la red neuronal alcanza el número de épocas.

5.6 Épocas en CNN

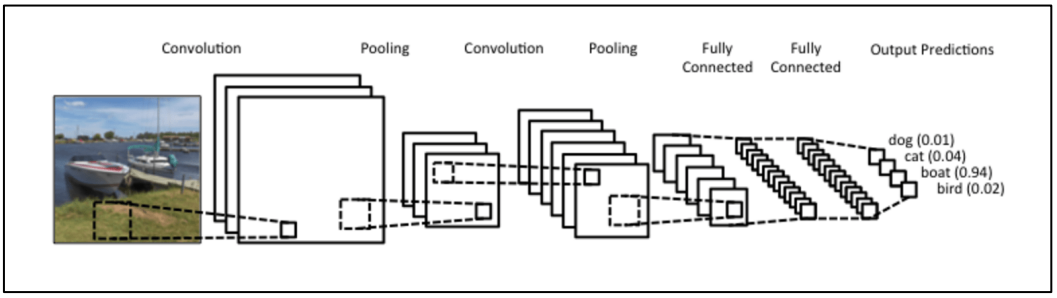
Las épocas representan cada ciclo para determinar cuántas veces la modelo vera el conjunto de datos de entrenamiento durante la etapa de aprendizaje; teniendo en cuenta que cada época es un ciclo completo que pasa a través de todos los datos del entrenamiento, durante el cual el modelo ajusta sus pesos para minimizar la perdida de datos (La, 2019). Además, el aumentar el número de épocas puede permitir que el modelo de la red neuronal lea más ejemplos de entrenamiento y, por lo tanto, puede mejorar su capacidad para generalizar los datos nuevos. Sin embargo, es importante monitorear el rendimiento del modelo en un conjunto de datos de validación para evitar el sobreajuste.

5.7 Capas de la Red Neuronal

Las redes neuronales convolucionales (CNN), es una red neuronal artificial diseñada específicamente para procesar datos con estructura espacial, como imágenes. Su arquitectura se inspira en el funcionamiento del sistema visual de los seres vivos, permitiendo capturar patrones y características relevantes de la información de entrada (Learning, 2018).
Las diferentes capas de la res neuronal son:

- Convolutional layer
- Pooling layer
- Fully-connected (FC) layer

Figura 16. Redes Neuronales Convolucionales en Profundidad



Fuente: Redes Neuronales Convolucionales en Profundidad (Martínez J. , s.f.)

5.8 Arquitectura de las capas

- **Convolutional layer:** Se apilan múltiples capas convolucionales, extrayendo características de mayor complejidad en cada nivel.

- **Pooling layer:** Se intercalan capas de pooling entre las convolucionales para controlar la dimensionalidad y mejorar la robustez.

- **Fully-connected (FC) layer:** En las últimas etapas, se utilizan capas totalmente conectadas para transformar la salida en un vector que representa la predicción final como es la clasificación de las imágenes.

5.9 Componentes de las capas

- **Filtros convolucionales:** Son núcleos matriciales, de pequeño tamaño que se deslizan por la entrada, capturando información local en cada posición. Cada filtro está diseñado para detectar un tipo específico de características como bordes, colores o texturas.

- **Función de activación:** Este aplica una función no lineal a la salida de la convolución, introduciendo mayor complejidad y expresividad en el modelo, con funciones que incluyen ReLU y tanh.

- **Pooling:** Puede reducir la dimensionalidad de la salida, extrayendo información esencial mientras se controla la redundancia. Técnicas comunes incluyen max pooling y average pooling.

5.10 Ventajas de las redes neuronales

- **Extracción de características espaciales**: Son capaces de capturar patrones y dependencias espaciales en datos como imágenes.

- **Eficiencia computacional:** Reducen la cantidad de parámetros necesarios en comparación con las redes neuronales totalmente conectadas, permitiendo modelos más eficientes y escalables.

- **Transformación en la traslación:** Capaces de reconocer las características independientemente de su ubicación inicial en la entrada.

6. Validación de Funcionamiento

La validación del modelo propuesto se llevó a cabo mediante la comparación de los modelos pre entrenados, con diferentes configuraciones de épocas. Estas configuraciones permitieron lograr a la detección de las diversas patologías pulmonares presentes en las imágenes diagnosticas, lo que facilita una mejor interpretación y tratamiento de las enfermedades respiratorias.

La matriz de confusión, también conocida como matriz de error, es usada para evaluar el desempeño del modelo de clasificación y entrenamiento de la CNN; por lo que el rendimiento de la matriz de confusión, radica en su habilidad para analizar las predicciones realizadas por el modelo. A hora bien, su funcionamiento puede parecer confuso, pero mediante el uso de técnicas de aprendizaje supervisado, es posible aprovechar la matriz de confusión y las métricas asociadas a ella para observar los resultados del entrenamiento (Datos, 2024).

La precisión depende de la cantidad y calidad de los datos que se obtengan para el entrenamiento de la CNN, ya que se requiere los suficientes datos para tener la viabilidad, evitando los sesgos en la distribución de los datos. Así mismo, la realización de la medición e interprete precisa del rendimiento de la CNN es fundamental, por lo que se requiere seleccionar métricas y metodologías acordes para que este pueda proporcionar suficiente información que valide el entrenamiento (computación, 2024).

6.1 Validación de Entrenamiento de Datos

Para la validación del modelo, se utilizó el conjunto de datos que consta de 80.008 imágenes por cada categoría, las categorías pertenecientes son: Masa, pulmón Sano, Atelectasia, infiltración y nódulo, de este total de imágenes por categoría, se usaron alrededor de 70.000

por cada una, para ser usadas en el entrenamiento de la red de forma random, de las cuales quedan un total de 10.008 imágenes por categoría para validaciones.

Estas imágenes fueron recolectadas de la web, de una entidad clínica que cuenta con su propio repositorio público, el cual fue National institutes of Health (NIH), estas imágenes de radiografías de tórax pertenecen a las patologías pulmonares mencionadas, lo que fueron previamente diagnosticadas con su enfermedad por el instituto, estas imágenes fueron adquiridas de pacientes seleccionados aleatoriamente logrando realizar el proceso de búsqueda, descarga y clasificación según patología; estas imágenes fueron clasificadas por medio de un script usando PowerShell y C#, lo que permitió realizar el proceso automático.

Así mismo, se realizó el modelo, construcción, entrenamiento y validación en Python, basado en el modelo adam y sgdm, para esto se logró normalizar las imágenes que venían en formato de 1024 x1024 pixeles que pese de estar a blanco y negro para el modelo estaban a color lo que se llevó a aplicar un realce a las imágenes para generar un contraste más grade entre blancos y negros, convirtiéndolas en imágenes bicolor, es decir, a 1024x1024 a 1, por lo cual, Cada imagen está etiquetada con su clase correspondiente.

Además, se estableció un preprocesamiento y renormalización de las imágenes realizando una reducción de tamaño a 100 x 100 pixeles con MATLAB, manteniendo la mayor cantidad de información posible debido al alto consumo de recursos computacionales y el tiempo de entrenamiento requerido con las configuraciones de los hiper parámetros de las imágenes ya establecidas.

6.2 Hiper parámetros Usados

Los hiper parámetros establecidos para el entrenamiento de la CNN, como la función de activación ReLU y las capas convolucionales fueron:

6.2.1 Función de activación ReLU:

En la función de activación en las capas ocultas de la CNN, se utilizó la unidad lineal rectificada (ReLU), esta función de activación no lineal aplica la operación:

$$f(x) = \max(0, x)$$

Donde, los valores negativos se convierten en 0 y los valores positivos se permanecen sin cambios. La elección de ReLU, se basó en su probada eficacia comprobada para evitar la gradiente, lo que implicaría que se fuera desvaneciendo a valores muy pequeños, así como en su capacidad para introducir no linealidades sin involucrar costosas operaciones exponenciales. Además, ReLU permite un entrenamiento de CNN más rápido y eficiente, en comparación con otras funciones de activación como la tangente hiperbólica (Karr, 2023).

6.2.2 Capas convolucionales

El propósito de las capas convolucionales es extraer las características más relevantes de las imágenes de entrada, a través de los filtros de convolución. Cada capa convolucional aprende a detectar patrones más complejos a medida que se avanza en el entrenamiento de la red. Las capas de normalización por lotes y ReLU ayudan a mejorar el entrenamiento y la convergencia. Las capas de agrupación máxima reducen la resolución espacial a pequeños desplazamientos. Así mismo, en las validaciones realizadas se encontró que se logró obtener 6 épocas, con una frecuencia de validación de 50 imágenes cada una.

El proceso de las capas convolucionales implementadas fue:

- **imageInputLayer(inputSize):** Esta capa define el tamaño de entrada de las imágenes, que en este caso es de 100x100 píxeles y un canal (escala de grises).

- **convolution2dLayer(3,8,'Padding','same'):** Esta es la primera capa convolucional. Aplica 8 filtros de convolución de tamaño 3x3 a la imagen de entrada. El parámetro 'Padding','same' asegura que la salida tenga el mismo tamaño espacial que la entrada.

- **batchNormalizationLayer y reluLayer:** Después de la convolución, se aplica una capa de normalización por lotes (batch normalization) y una capa de activación ReLU (Unidad Lineal Rectificada).

- **maxPooling2dLayer(2,'Stride',2):** Esta capa de agrupación máxima (max pooling) reduce el tamaño espacial de la salida a la mitad, tomando el valor máximo en ventanas de 2x2 píxeles con un desplazamiento (stride) de 2.
- Este proceso de convolución, normalización, activación **ReLU** y agrupación máxima se repite cuatro veces más con un número creciente de filtros **(16, 32, 64 y 128)** en las capas convolucionales.

- Después de las capas convolucionales, se tiene una capa completamente conectada (`**fullyConnectedLayer**`) con un número de neuronas igual al número de clases, en este caso se aplicó 5.

- Finalmente, se tiene una capa de activación softmax **(`softmaxLayer`)** y una capa de clasificación **(`classificationLayer`).**

6.3 Exportación del Modelo

Se decidió exportar el modelo, con el objetivo de que fuera multiplataforma y poder probarlo en otros entornos, adaptándolo para que sea viable en diferentes desarrollos que permitan su manejo y uso.

Se encontró que el formato de modelo H5, si bien existe tanto en Python como en MATLAB, presenta discrepancias fundamentales en la construcción de dichos modelos, lo que impide que sean compatible en Matlab, esta descarga en formato H5 se logró realizar con Python. Al exportar el modelo a un formato .mat siendo este una matriz de datos, no es reconocible o adaptable dentro de Python a nivel matricial, ya que no toma los parámetros correctamente, por lo tanto, se optó por migrarlo directamente a un archivo JSON.

Sin embargo, al migrar el modelo a JSON, se generan dos parámetros: uno para el almacenamiento general del modelo y las condiciones de este, y otro para los pesos y los tamaños del modelo de acuerdo con la configuración de los hiperparámetros. Es decir, al migrarlo a JSON, tenemos el modelo general en un archivo y los pesos e hiperparámetros en otro archivo separado.

Esto implica que, cuando vamos a cargar el modelo en Python, debemos cargar el archivo JSON correspondiente al almacenamiento general del modelo; aunque ambos entornos de desarrollo utilizan la misma extensión JSON, cada uno la genera de cierta manera para entenderla a sí mismo. Existiendo una incompatibilidad significativa entre MATLAB y Python en este aspecto, como se evidenció con los formatos H5, .mat y JSON.

En el caso del formato JSON, si bien puede llegar a funcionar, Python busca algunas banderas o marcadores específicos, como el nombre de la variable "type", que MATLAB no utiliza dentro de los archivos JSON.

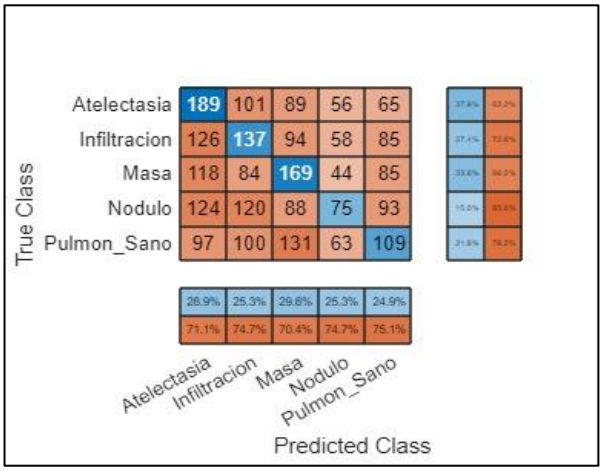
6.4 Métricas de Evaluación

La métrica principal utilizada para evaluar el desempeño del modelo es la precisión. Después de clasificar las imágenes de validación utilizando el modelo entrenado, se calcula la precisión comparando las etiquetas predichas con las etiquetas reales y calculando el porcentaje de predicciones correctas.

De igual forma, la matriz de confusión nos ayuda indicar la cantidad de predicciones correctas e incorrectas que el modelo realizo para cada patología, las filas de una matriz de confusión representan las clases reales, mientras que las columnas representan las clases que el modelo predice. Esto ayuda a comprender mejor el funcionamiento del modelo e identificar falsos positivos, falsos negativos, verdaderos positivos y verdaderos negativos.

Por otro lado, la precisión por clase, es el porcentaje de predicciones positivas correctas para una clase específica en comparación con el total de predicciones positivas realizadas para esa clase; cuando las clases tienen diferentes niveles de importancia o cuando el conjunto de datos está desequilibrado, se considera que es particularmente útil para su evaluación (Ramsgaard Thomsen, 2019).

Figura 17. Matriz de Confusión



Fuente: Elaboración Propia

6.5 Especificaciones de los Equipos

Para el entrenamiento de la red y la clasificación de las imágenes diagnosticas , se usaron 2 equipo con diferentes características, lo cual permitió realizar un análisis de viabilidad de funcionamiento, teniendo en cuenta el rendimiento y la eficiencia de ambos entornos. Teniendo en cuenta esto, se continuo con el entrenamiento de la CNN con el **Equipo 2** debido a las características que posee el mismo, el cual se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 4. Especificaciones de los Equipos

Especificaciones Equipos		
	Equipo 1	**Equipo 2**
Nombre Dispositivo	DESKTOP-56A3VEL	RYZEN9
Procesador	11th Gen Intel(R) Core (TM) i7-1165G7 @2.80GHz 2.80 GHz	AMD Ryzen 9 6900HX with Radeon Graphics
Ram	16 GB	32 GB
Sistema Operativo	Windows 11 pro version 23H2 64 bits, procesador x64	Windows 11 pro version 23H2 64 bits, procesador x64

Fuente: Elaboración Propia

6.6 Análisis Comparativo

Es importante tener en cuenta que el rendimiento y la eficiencia de ambos entornos pueden variar. En este caso, el equipo 2 utilizado (AMD Ryzen 9 6900HX, 32 GB RAM) es significativamente más potente que el equipo 1 (Intel Core i7-1165G7, 16 GB RAM), lo que podría explicar la diferencia considerable en los tiempos de ejecución.

Tabla 5. Análisis Comparativo

Aspecto	Python	MATLAB
Implementación de SGDM	El optimizador SGDM no está específicamente optimizado para el hardware de ninguna plataforma en particular.	La implementación de SGDM en MATLAB está optimizada para el hardware de MathWorks, lo que puede resultar en un entrenamiento más rápido y eficiente, especialmente en GPUs.
Implementación de Adam	Adam es un optimizador ampliamente utilizado y su implementación en Python es eficiente.	Aunque Adam se puede utilizar en MATLAB, su velocidad de ejecución puede no ser óptima en comparación con otras implementaciones más optimizadas, especialmente en problemas con conjuntos de datos muy grandes o modelos complejos.
Velocidad de entrenamiento	La velocidad de entrenamiento en Python puede verse afectada por las limitaciones del hardware utilizado (Intel Core i7-1165G7, 16 GB RAM).	MATLAB presenta un procesamiento rápido gracias a su enfoque optimizado para el análisis y representación de datos, incluso con grandes volúmenes de datos. La velocidad de entrenamiento en MATLAB se beneficia del hardware más potente utilizado (AMD Ryzen 9 6900HX, 32 GB RAM).
Resultados de Entrenamiento	En Python se logró obtener el máximo de resultados del 70.72%.	En MATLAB se logró obtener el máximo de resultados del 87.30%
Creación y depuración de código	Python ofrece una gran flexibilidad y facilidad de uso, pero puede requerir más tiempo para la creación y depuración de código.	MATLAB permite la creación rápida de código y su interfaz interactiva facilita la detección y corrección instantánea de errores.
Tiempo de desarrollo	El proceso que toma 12 horas en Python para su ejecución (Equipo 1), toma solo 3 horas en MATLAB (Equipo 2).	Un proceso que toma 4 horas en Python (Equipo 1), toma solo 15 minutos en MATLAB (Equipo 2).

Fuente: Elaboración propia

6.7 Evaluación del Modelo en Python

El entrenamiento inicial y final se realizó en Python, por lo que se obtuvo el siguiente resultado: En este entrenamiento en Python, se realizó con 160.000 imágenes por cada categoría, es decir, se llevó a cabo el entrenamiento con un total 800.000 imágenes de muestra, de igual forma se llevó a cabo este entrenamiento con los filtros específicos que se fueron ajustando a medida de su requerimiento, el cual se inició los filtros en 16 y se fue subiendo poco a copo estos filtros convolucionales , para este entrenamiento se configuraron los siguientes Hiper parámetros:

- **img_width, img_height = 100, 100:** Establece las dimensiones de las imágenes de entrada en 100x100 píxeles.

- **Batch_size = 32:** Define el tamaño del lote (batch size) para el entrenamiento, es decir, el número de muestras que se procesarán simultáneamente en cada iteración.

- **rescale=1. / 255:** Normaliza los valores de los píxeles de las imágenes al dividirlos por 255, lo que los convierte a un rango de 0 a 1.

- **shear_range=0.2:** Aplica deformación de las imágenes durante el aumento de datos (data augmentation), con un rango de 0.2.

- **zoom_range=0.2:** Aplica zoom aleatorio a las imágenes durante el aumento de datos, con un rango de 0.2.

- **horizontal_flip=True:** Aplica volteo horizontal a las imágenes durante el aumento de datos.

- **epochs = 50:** Establece el número de épocas (iteraciones completas sobre el conjunto de datos) para el entrenamiento del modelo.

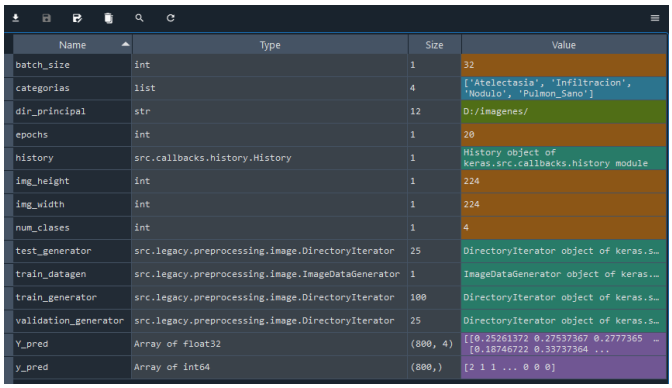
- **optimizer='sgd':** Especifica el optimizador utilizado para el entrenamiento del modelo, en este caso, el gradiente descendente estocástico (SGD).

- **loss='categorical_crossentropy':**Define la función de pérdida utilizada para el entrenamiento del modelo, en este caso, la entropía cruzada categórica.

- **metrics=['accuracy']:** Especifica la métrica de evaluación utilizada durante el entrenamiento, en este caso, la precisión (accuracy).

Adicional, se evidencio una tabla con información de diferentes variables y sus tipos de datos correspondientes en un entorno de programación. Algunas de las variables que se muestran son "batch_size", "categories", "img_original", "log_data", entre otras.

Figura 18. Entrenamiento Python



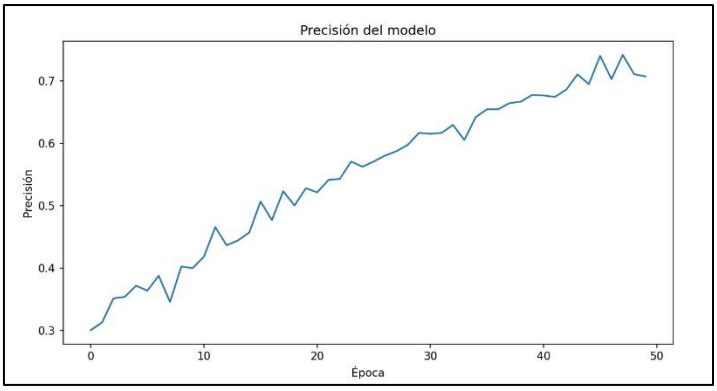
Name	Type	Size	Value
batch_size	int	1	32
categorias	list	4	['Atelectasia', 'Infiltracion', 'Nodulo', 'Pulmon_Sano']
dir_principal	str	12	D:/imagenes/
epochs	int	1	20
history	src.callbacks.history.History	1	History object of keras.src.callbacks.history module
img_height	int	1	224
img_width	int	1	224
num_clases	int	1	4
test_generator	src.legacy.preprocessing.image.DirectoryIterator	25	DirectoryIterator object of keras.s…
train_datagen	src.legacy.preprocessing.image.ImageDataGenerator	1	ImageDataGenerator object of keras.…
train_generator	src.legacy.preprocessing.image.DirectoryIterator	100	DirectoryIterator object of keras.s…
validation_generator	src.legacy.preprocessing.image.DirectoryIterator	25	DirectoryIterator object of keras.s…
Y_pred	Array of float32	(800, 4)	[[0.25261372 0.27537367 0.2777365 … [0.18746722 0.33737364 ...
y_pred	Array of int64	(800,)	[2 1 1 ... 0 0 0]

Fuente: Elaboración Propia

Sin embargo, los tipos de datos que se observan en el entrenamiento incluyen listas, enteros, objetos de directorios de imágenes, generadores de imágenes y arreglos de números flotantes. Esta información es útil para comprender la estructura de datos utilizada en un proyecto o programa específico.

Para la validación de la precisión del modelo (train_accuracy y val_accuracy), durante el entrenamiento de una red neuronal convolucional (CNN) en Python a lo largo de varias épocas, se puede evidenciar que : en el eje x se muestra el número de épocas de entrenamiento, mientras que en el eje y se muestra la precisión alcanzada por el modelo tanto en el conjunto de entrenamiento (train_accuracy) como en el conjunto de validación (val_accuracy).

Figura 19. Precisión del Modelo en Python



Fuente: Elaboración Propia

Además, se puede observar un patrón oscilante en ambas curvas de precisión, donde aumentan y disminuyen en diferentes épocas. Idealmente, se espera que la precisión de entrenamiento sea mayor que la de validación, pero no de manera excesiva, ya que esto podría indicar un sobreajuste del mismo modelo. Incluso , la precisión del entrenamiento es ligeramente mayor que la precisión de validación (línea azul) en la mayoría de sus épocas.

6.7.1 Matriz de Confusión en Python

En la siguiente matriz de confusión obtenida, se logra evidenciar la clasificación del entrenamiento de los datos usados, esta matriz de confusión es una herramienta útil para evaluar el rendimiento del modelo de clasificación de las patologías, ya que muestra la distribución de las predicciones correctas e incorrectas para cada clase. La matriz tiene 5 filas y 5 columnas, lo que corresponde a las 5 diferentes patologías de patologías. Cada fila representa las instancias reales de una patología, mientras que cada columna representa las predicciones realizadas por el modelo para esa patología.

Figura 20. Matriz de Confusión Python

```
Matriz de Confusión
[[128752   5712   4656  11392   9504]
 [ 10992 113088   7456  10912  17568]
 [  2208   2688 145656   4056   5928]
 [  8992   8976   5616 119296  17136]
 [  5776   5600   4016   4176 140448]]
```

Fuente: Elaboración Propia

Los elementos de la diagonal principal (128752, 113088, 145656, 119296, 140448) representan las instancias que fueron clasificadas correctamente por el modelo para cada patología. Por lo tanto, mientras más grandes sean los valores en la diagonal principal y más pequeños los valores fuera de la diagonal, mejor será el rendimiento del modelo de clasificación.

6.8 Evaluación del Modelo en MATLAB

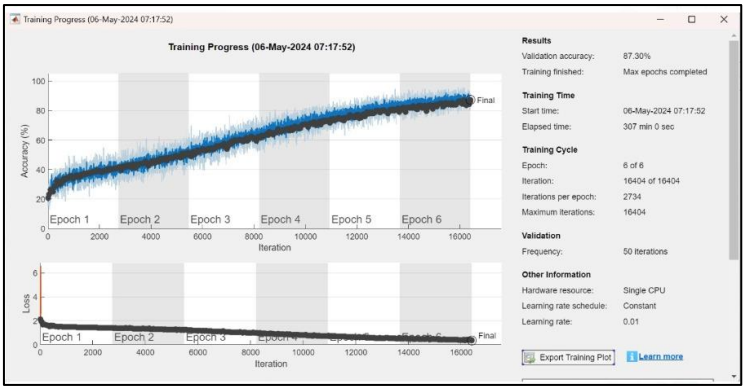
Esta imagen muestra el progreso de entrenamiento de una red neuronal convolucional (CNN) a lo largo de 5 épocas. El gráfico superior representa la precisión y la pérdida durante el entrenamiento, mientras que el gráfico inferior muestra la precisión y la pérdida durante la validación.

En el gráfico superior, se puede observar que la precisión de entrenamiento (línea azul) comienza en un valor bajo y aumenta gradualmente en cada época, alcanzando un valor cercano al 100% al final de la época 5. Por otro lado, la pérdida de entrenamiento (línea naranja) comienza en un valor alto y disminuye progresivamente a medida que se completan más épocas.

En el gráfico inferior, la precisión de validación (línea azul) también aumenta con cada época, pero no alcanza valores tan altos como la precisión de entrenamiento. Esto puede indicar cierto sobreajuste del modelo a los datos de entrenamiento. La pérdida de validación (línea naranja) disminuye de manera similar a la pérdida de entrenamiento, pero se mantiene en valores más altos.

Los detalles adicionales proporcionados en la imagen indican que se utilizó un conjunto de validación de tamaño 120, y que el entrenamiento se realizó en una GPU con un programa de entrenamiento de 5,81 horas.

Figura 21. Entrenamiento Matlab



Fuente: Elaboración Propia

En resumen, esta imagen muestra el progreso del entrenamiento de una CNN, donde la precisión aumenta y la pérdida disminuye a medida que se completan más épocas. Sin embargo, la diferencia entre la precisión de entrenamiento y validación sugiere la posibilidad de sobreajuste, lo que podría abordarse mediante técnicas como la regularización o el aumento de datos.

6.9 Tabla de Entrenamiento MATLAB

Esta tabla proporciona un resumen detallado del progreso y los resultados obtenidos durante el proceso de entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático en MATLAB, cada fila de la tabla representa una iteración o época del entrenamiento, y las columnas contienen información clave sobre diversos aspectos del proceso.

- La primera columna, **Epoch**, indica el número de época actual, que representa un ciclo completo a través del conjunto de datos de entrenamiento.

- La segunda columna, **Iteration**, muestra el número de iteración dentro de la época actual. Cada iteración implica el procesamiento de un lote (mini-batch) de datos de entrenamiento.

- La tercera columna, **Time Elapsed (hh:mm:ss),** registra el tiempo transcurrido desde el inicio del entrenamiento hasta la iteración actual, lo que permite realizar un seguimiento del progreso temporal.

- La cuarta columna, **Mini-batch Accuracy,** muestra la precisión del modelo en el lote actual de datos de entrenamiento.

- La quinta columna, **Validation Accuracy**, proporciona la precisión del modelo en el conjunto de datos de validación, lo que permite evaluar su capacidad de generalización.

- La sexta columna, **Mini-batch Loss**, muestra la función de pérdida o error del modelo en el lote actual de datos de entrenamiento.
- La séptima columna, **Validation Loss**, proporciona la función de pérdida del modelo en el conjunto de datos de validación.

- Finalmente, la columna, Base Learning Rate, indica la tasa de aprendizaje base utilizada durante el entrenamiento.

Tabla 6. Entrenamiento Matlab

Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Validation Accuracy	Mini-batch Loss	Validation Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:40	21.09%	20.70%	19.794	21.266	0.0100
1	50	00:01:35	31.25%	23.34%	16.926	19.319	0.0100
1	100	00:02:29	25.00%	26.41%	16.521	16.627	0.0100
1	150	00:03:23	32.03%	25.39%	16.758	17.251	0.0100
1	200	00:04:18	25.00%	25.00%	16.268	16.696	0.0100
1	250	00:05:14	31.25%	28.86%	16.053	16.432	0.0100
1	300	00:06:09	28.91%	28.81%	15.809	16.132	0.0100
1	350	00:07:04	36.72%	32.33%	14.561	15.411	0.0100
1	400	00:07:59	34.38%	29.85%	15.036	15.857	0.0100
1	450	00:08:55	32.81%	32.08%	15.731	15.461	0.0100
1	500	00:09:50	40.62%	30.35%	14.939	15.880	0.0100
1	550	00:10:45	35.16%	32.13%	15.589	15.496	0.0100
1	600	00:11:40	25.00%	33.52%	16.288	15.113	0.0100

1	650	00:12:36	33.59%	32.57%	14.976	15.246	0.0100
1	700	00:13:31	25.78%	34.18%	15.817	15.017	0.0100
1	750	00:14:26	35.16%	34.17%	14.615	15.159	0.0100
1	800	00:15:21	34.38%	34.33%	15.113	15.102	0.0100
1	850	00:16:16	29.69%	35.35%	15.245	14.989	0.0100
1	900	00:17:11	38.28%	35.87%	14.518	14.846	0.0100
1	950	00:18:07	39.06%	35.15%	14.476	14.858	0.0100
1	1000	00:19:02	25.00%	33.92%	15.838	14.983	0.0100
1	1050	00:19:57	32.03%	35.17%	15.109	14.908	0.0100
1	1100	00:20:53	34.38%	35.99%	14.888	14.846	0.0100
1	1150	00:21:47	41.41%	35.07%	14.008	14.929	0.0100
1	1200	00:22:43	31.25%	35.34%	15.890	15.042	0.0100
1	1250	00:23:38	34.38%	34.86%	14.725	14.848	0.0100
1	1300	00:24:32	32.81%	36.67%	15.127	14.716	0.0100
1	1350	00:25:28	39.06%	36.31%	14.234	14.726	0.0100
1	1400	00:26:24	36.72%	37.43%	14.839	14.581	0.0100
1	1450	00:27:19	35.94%	36.87%	15.081	14.625	0.0100
1	1500	00:28:15	43.75%	37.70%	13.513	14.584	0.0100
1	1550	00:29:10	34.38%	37.44%	14.638	14.557	0.0100
1	1600	00:30:05	37.50%	37.56%	14.248	14.554	0.0100
1	1650	00:31:00	35.16%	37.47%	15.022	14.578	0.0100
1	1700	00:31:56	34.38%	37.99%	14.768	14.532	0.0100
1	1750	00:32:52	43.75%	38.43%	14.152	14.445	0.0100
1	1800	00:33:47	47.66%	38.90%	13.599	14.392	0.0100
1	1850	00:34:43	34.38%	38.57%	14.709	14.423	0.0100
1	1900	00:35:38	39.84%	39.49%	14.298	14.358	0.0100
1	1950	00:36:33	41.41%	38.75%	14.212	14.401	0.0100
1	2000	00:37:29	41.41%	39.08%	14.230	14.329	0.0100
1	2050	00:38:25	41.41%	38.50%	13.828	14.361	0.0100
1	2100	00:39:20	39.84%	38.38%	14.276	14.445	0.0100
1	2150	00:40:16	46.88%	39.04%	13.355	14.369	0.0100
1	2200	00:41:11	38.28%	39.07%	14.509	14.285	0.0100
1	2250	00:42:06	35.16%	39.19%	14.739	14.299	0.0100
1	2300	00:43:03	39.06%	39.98%	13.729	14.187	0.0100
1	2350	00:43:58	38.28%	40.50%	13.853	14.093	0.0100
1	2400	00:44:54	36.72%	39.86%	14.717	14.190	0.0100
1	2450	00:45:49	46.09%	40.74%	14.068	14.120	0.0100
1	2500	00:46:45	46.88%	40.28%	13.755	14.111	0.0100
1	2550	00:47:42	37.50%	40.80%	13.948	14.045	0.0100
1	2600	00:48:37	41.41%	40.84%	13.574	14.052	0.0100
1	2650	00:49:33	38.28%	40.86%	14.164	14.013	0.0100

1	2700	00:50:28	34.38%	41.12%	14.541	13.980	0.0100
2	2750	00:51:23	42.97%	41.50%	14.669	13.986	0.0100
2	2800	00:52:18	40.62%	41.76%	13.716	13.892	0.0100
2	2850	00:53:14	45.31%	39.92%	13.288	14.149	0.0100
2	2900	00:54:09	46.88%	41.83%	13.980	13.881	0.0100
2	2950	00:55:03	39.84%	41.46%	14.359	13.875	0.0100
2	3000	00:55:58	44.53%	42.53%	13.088	13.787	0.0100
2	3050	00:56:52	42.19%	42.03%	13.532	13.815	0.0100
2	3100	00:57:49	37.50%	43.00%	14.095	13.764	0.0100
2	3150	00:58:43	36.72%	43.19%	13.851	13.664	0.0100
2	3200	00:59:38	37.50%	42.46%	14.124	13.837	0.0100
2	3250	01:00:32	47.66%	41.31%	13.847	14.028	0.0100
2	3300	01:01:27	53.91%	43.82%	12.997	13.596	0.0100
2	3350	01:02:21	44.53%	42.70%	13.284	13.740	0.0100
2	3400	01:03:16	42.97%	40.91%	14.279	14.169	0.0100
2	3450	01:04:11	46.09%	43.33%	12.577	13.605	0.0100
2	3500	01:05:06	39.84%	43.07%	13.765	13.642	0.0100
2	3550	01:06:00	49.22%	43.86%	12.765	13.543	0.0100
2	3600	01:06:55	37.50%	44.11%	13.345	13.504	0.0100
2	3650	01:07:50	46.09%	44.05%	13.132	13.501	0.0100
2	3700	01:08:44	40.62%	44.34%	13.710	13.491	0.0100
2	3750	01:09:38	46.09%	44.24%	13.644	13.479	0.0100
2	3800	01:10:33	42.19%	45.55%	13.115	13.289	0.0100
2	3850	01:11:28	41.41%	44.54%	14.208	13.407	0.0100
2	3900	01:12:22	51.56%	42.61%	12.942	13.663	0.0100
2	3950	01:13:17	38.28%	44.09%	13.747	13.515	0.0100
2	4000	01:14:12	46.09%	44.25%	13.611	13.415	0.0100
2	4050	01:15:06	46.88%	45.87%	13.182	13.198	0.0100
2	4100	01:16:01	46.88%	44.81%	13.040	13.373	0.0100
2	4150	01:16:55	49.22%	44.37%	12.485	13.560	0.0100
2	4200	01:17:50	42.97%	46.11%	13.621	13.158	0.0100
2	4250	01:18:45	49.22%	45.67%	12.656	13.167	0.0100
2	4300	01:19:39	49.22%	45.30%	12.049	13.268	0.0100
2	4350	01:20:34	50.78%	47.08%	13.098	13.053	0.0100
2	4400	01:21:28	45.31%	47.18%	13.275	12.986	0.0100
2	4450	01:22:23	44.53%	46.46%	12.550	13.047	0.0100
2	4500	01:23:18	45.31%	47.35%	13.444	12.917	0.0100
2	4550	01:24:12	53.12%	46.57%	12.707	13.057	0.0100
2	4600	01:25:07	51.56%	48.00%	11.750	12.846	0.0100
2	4650	01:26:01	43.75%	46.37%	13.449	13.156	0.0100
2	4700	01:26:56	42.97%	48.14%	12.969	12.777	0.0100

2	4750	01:27:51	44.53%	48.16%	13.076	12.799	0.0100
2	4800	01:28:46	50.00%	48.43%	12.457	12.704	0.0100
2	4850	01:29:40	48.44%	47.86%	12.516	12.770	0.0100
2	4900	01:30:35	42.19%	48.89%	12.641	12.676	0.0100
2	4950	01:31:29	46.09%	49.03%	12.918	12.607	0.0100
2	5000	01:32:24	50.78%	49.63%	12.323	12.502	0.0100
2	5050	01:33:18	46.09%	48.62%	13.074	12.617	0.0100
2	5100	01:34:13	57.03%	48.94%	11.656	12.642	0.0100
2	5150	01:35:08	47.66%	48.15%	13.155	12.969	0.0100
2	5200	01:36:03	51.56%	50.84%	11.615	12.295	0.0100
2	5250	01:36:57	50.00%	48.90%	12.396	12.605	0.0100
2	5300	01:37:52	50.00%	49.36%	11.830	12.477	0.0100
2	5350	01:38:46	51.56%	51.04%	11.682	12.338	0.0100
2	5400	01:39:41	47.66%	50.27%	11.743	12.438	0.0100
2	5450	01:40:36	52.34%	51.52%	11.587	12.169	0.0100
3	5500	01:41:30	45.31%	49.81%	13.467	12.421	0.0100
3	5550	01:42:24	50.00%	48.84%	12.532	12.569	0.0100
3	5600	01:43:19	45.31%	51.00%	12.959	12.280	0.0100
3	5650	01:44:14	53.91%	52.03%	11.456	12.061	0.0100
3	5700	01:45:09	46.88%	50.08%	13.005	12.355	0.0100
3	5750	01:46:03	54.69%	51.84%	12.204	12.100	0.0100
3	5800	01:46:58	47.66%	53.01%	12.773	11.838	0.0100
3	5850	01:47:53	49.22%	52.74%	12.625	11.870	0.0100
3	5900	01:48:47	57.81%	52.19%	11.274	11.994	0.0100
3	5950	01:49:41	60.94%	52.91%	10.778	11.859	0.0100
3	6000	01:50:36	50.78%	53.96%	11.749	11.651	0.0100
3	6050	01:51:30	52.34%	53.27%	10.977	11.724	0.0100
3	6100	01:52:25	53.91%	52.76%	11.244	11.828	0.0100
3	6150	01:53:19	57.81%	53.75%	12.210	11.629	0.0100
3	6200	01:54:13	56.25%	53.16%	11.979	11.738	0.0100
3	6250	01:55:25	55.47%	54.16%	11.820	11.544	0.0100
3	6300	01:56:27	60.94%	53.56%	10.853	11.722	0.0100
3	6350	01:57:24	53.91%	54.65%	11.923	11.462	0.0100
3	6400	01:58:38	57.81%	53.65%	10.639	11.586	0.0100
3	6450	01:59:42	46.09%	54.60%	12.370	11.480	0.0100
3	6500	02:00:40	55.47%	54.47%	10.821	11.484	0.0100
3	6550	02:01:38	52.34%	56.06%	10.752	11.234	0.0100
3	6600	02:02:36	51.56%	55.77%	11.419	11.172	0.0100
3	6650	02:03:34	60.94%	55.79%	10.972	11.257	0.0100
3	6700	02:04:31	57.03%	56.25%	10.560	11.171	0.0100
3	6750	02:05:29	63.28%	56.42%	10.668	11.113	0.0100

3	6800	02:06:27	54.69%	56.13%	11.015	11.184	0.0100
3	6850	02:07:25	59.38%	57.50%	10.379	10.950	0.0100
3	6900	02:08:22	54.69%	56.43%	12.069	11.158	0.0100
3	6950	02:09:20	55.47%	54.03%	11.593	11.554	0.0100
3	7000	02:10:18	66.41%	56.16%	0.9437	11.065	0.0100
3	7050	02:11:16	58.59%	58.25%	10.131	10.739	0.0100
3	7100	02:12:14	62.50%	57.31%	0.9453	10.882	0.0100
3	7150	02:13:12	57.81%	59.05%	10.432	10.545	0.0100
3	7200	02:14:10	60.94%	58.37%	10.424	10.730	0.0100
3	7250	02:15:08	56.25%	59.99%	10.220	10.384	0.0100
3	7300	02:16:06	55.47%	59.33%	10.960	10.511	0.0100
3	7350	02:17:04	58.59%	59.70%	10.697	10.412	0.0100
3	7400	02:18:02	60.94%	59.69%	10.339	10.469	0.0100
3	7450	02:19:00	63.28%	60.37%	0.9851	10.277	0.0100
3	7500	02:19:58	60.16%	60.07%	11.231	10.329	0.0100
3	7550	02:20:55	56.25%	59.89%	10.922	10.328	0.0100
3	7600	02:21:54	66.41%	59.09%	0.9577	10.560	0.0100
3	7650	02:22:52	59.38%	60.17%	10.957	10.305	0.0100
3	7700	02:23:50	54.69%	61.50%	10.594	10.018	0.0100
3	7750	02:24:48	63.28%	59.48%	0.9782	10.485	0.0100
3	7800	02:25:46	60.94%	60.49%	0.8996	10.151	0.0100
3	7850	02:26:44	56.25%	61.47%	10.575	0.9995	0.0100
3	7900	02:27:42	64.06%	62.46%	10.004	0.9836	0.0100
3	7950	02:28:40	64.06%	61.47%	0.9083	10.002	0.0100
3	8000	02:29:38	65.62%	61.35%	0.9583	10.049	0.0100
3	8050	02:30:37	64.06%	60.87%	0.9510	10.115	0.0100
3	8100	02:31:35	62.50%	59.43%	0.9009	10.335	0.0100
3	8150	02:32:33	70.31%	62.10%	0.8439	0.9810	0.0100
3	8200	02:33:31	61.72%	62.32%	0.9531	0.9838	0.0100
4	8250	02:34:30	60.94%	61.53%	10.413	0.9926	0.0100
4	8300	02:35:28	67.97%	63.13%	0.8500	0.9643	0.0100
4	8350	02:36:27	67.19%	62.46%	0.8476	0.9787	0.0100
4	8400	02:37:26	66.41%	62.90%	0.9139	0.9632	0.0100
4	8450	02:38:24	68.75%	63.44%	0.9500	0.9544	0.0100
4	8500	02:39:22	70.31%	64.02%	0.8357	0.9477	0.0100
4	8550	02:40:20	64.84%	63.44%	0.8127	0.9542	0.0100
4	8600	02:41:18	67.97%	65.70%	0.9046	0.9054	0.0100
4	8650	02:42:16	67.19%	64.54%	0.9020	0.9299	0.0100
4	8700	02:43:14	62.50%	64.85%	0.9468	0.9180	0.0100
4	8750	02:44:12	54.69%	63.74%	11.759	0.9477	0.0100
4	8800	02:45:10	57.03%	64.86%	10.162	0.9129	0.0100

4	8850	02:46:07	70.31%	64.88%	0.8447	0.9160	0.0100
4	8900	02:47:05	64.84%	66.23%	0.9270	0.8984	0.0100
4	8950	02:48:04	70.31%	67.26%	0.8792	0.8734	0.0100
4	9000	02:49:01	66.41%	66.21%	0.8677	0.8964	0.0100
4	9050	02:50:00	74.22%	65.60%	0.8075	0.9032	0.0100
4	9100	02:50:57	72.66%	66.69%	0.8307	0.8809	0.0100
4	9150	02:51:54	64.84%	66.60%	0.9026	0.8810	0.0100
4	9200	02:52:49	73.44%	66.97%	0.7996	0.8673	0.0100
4	9250	02:53:43	73.44%	67.10%	0.7347	0.8687	0.0100
4	9300	02:54:38	70.31%	67.81%	0.7915	0.8513	0.0100
4	9350	02:55:32	68.75%	66.85%	0.7872	0.8755	0.0100
4	9400	02:56:26	71.09%	66.60%	0.8547	0.8803	0.0100
4	9450	02:57:21	75.00%	68.32%	0.7250	0.8411	0.0100
4	9500	02:58:15	72.66%	66.94%	0.8218	0.8684	0.0100
4	9550	02:59:10	67.97%	67.78%	0.8252	0.8532	0.0100
4	9600	03:00:05	75.00%	69.24%	0.6603	0.8219	0.0100
4	9650	03:01:00	75.00%	68.83%	0.7105	0.8369	0.0100
4	9700	03:01:54	75.00%	68.67%	0.6921	0.8279	0.0100
4	9750	03:02:49	67.19%	67.62%	0.8413	0.8578	0.0100
4	9800	03:03:43	67.19%	68.08%	0.8597	0.8437	0.0100
4	9850	03:04:38	72.66%	69.86%	0.8415	0.8041	0.0100
4	9900	03:05:32	70.31%	70.33%	0.7820	0.7880	0.0100
4	9950	03:06:26	71.09%	70.37%	0.8206	0.7886	0.0100
4	10000	03:07:20	67.97%	70.65%	0.7744	0.7890	0.0100
4	10050	03:08:14	77.34%	70.14%	0.7275	0.7897	0.0100
4	10100	03:09:08	73.44%	69.01%	0.7694	0.8254	0.0100
4	10150	03:10:02	76.56%	70.85%	0.6707	0.7819	0.0100
4	10200	03:10:56	75.78%	71.48%	0.7235	0.7666	0.0100
4	10250	03:11:51	74.22%	71.21%	0.6992	0.7685	0.0100
4	10300	03:12:45	80.47%	71.56%	0.5451	0.7659	0.0100
4	10350	03:13:40	77.34%	72.21%	0.6783	0.7479	0.0100
4	10400	03:14:35	76.56%	70.23%	0.7183	0.7881	0.0100
4	10450	03:15:30	71.88%	71.79%	0.6840	0.7579	0.0100
4	10500	03:16:24	71.09%	71.40%	0.7769	0.7651	0.0100
4	10550	03:17:19	75.78%	72.55%	0.6729	0.7406	0.0100
4	10600	03:18:13	67.97%	70.40%	0.7678	0.7846	0.0100
4	10650	03:19:08	75.78%	72.93%	0.7602	0.7351	0.0100
4	10700	03:20:02	82.81%	73.26%	0.5166	0.7188	0.0100
4	10750	03:20:56	71.88%	72.58%	0.8002	0.7351	0.0100
4	10800	03:21:50	75.78%	73.10%	0.5662	0.7245	0.0100
4	10850	03:22:45	76.56%	72.80%	0.6773	0.7293	0.0100

4	10900	03:23:39	78.12%	73.26%	0.6401	0.7152	0.0100
5	10950	03:24:33	68.75%	71.67%	0.7887	0.7545	0.0100
5	11000	03:25:27	77.34%	74.23%	0.6139	0.6951	0.0100
5	11050	03:26:21	82.81%	73.12%	0.5772	0.7173	0.0100
5	11100	03:27:15	78.12%	74.54%	0.5866	0.6963	0.0100
5	11150	03:28:10	74.22%	73.59%	0.7151	0.7085	0.0100
5	11200	03:29:05	74.22%	73.92%	0.6767	0.7015	0.0100
5	11250	03:30:00	75.00%	74.64%	0.6228	0.6906	0.0100
5	11300	03:30:55	79.69%	75.03%	0.6431	0.6766	0.0100
5	11350	03:31:49	76.56%	74.37%	0.5963	0.6900	0.0100
5	11400	03:32:44	79.69%	73.90%	0.5849	0.7002	0.0100
5	11450	03:33:39	80.47%	74.82%	0.5505	0.6780	0.0100
5	11500	03:34:34	75.78%	73.38%	0.7176	0.7061	0.0100
5	11550	03:35:29	71.88%	75.08%	0.7328	0.6792	0.0100
5	11600	03:36:23	78.12%	75.04%	0.5943	0.6769	0.0100
5	11650	03:37:18	78.12%	75.15%	0.5702	0.6698	0.0100
5	11700	03:38:13	77.34%	76.58%	0.5644	0.6439	0.0100
5	11750	03:39:08	78.91%	76.78%	0.5969	0.6393	0.0100
5	11800	03:40:03	75.78%	76.10%	0.6194	0.6386	0.0100
5	11850	03:40:58	78.91%	76.14%	0.5688	0.6475	0.0100
5	11900	03:41:53	83.59%	75.47%	0.4784	0.6651	0.0100
5	11950	03:42:48	78.12%	76.54%	0.6008	0.6361	0.0100
5	12000	03:43:43	80.47%	77.10%	0.5272	0.6261	0.0100
5	12050	03:44:38	87.50%	77.18%	0.4624	0.6224	0.0100
5	12100	03:45:33	77.34%	74.77%	0.6323	0.6714	0.0100
5	12150	03:46:27	80.47%	75.18%	0.5974	0.6662	0.0100
5	12200	03:47:22	78.12%	76.68%	0.5798	0.6290	0.0100
5	12250	03:48:17	84.38%	77.45%	0.4842	0.6080	0.0100
5	12300	03:49:12	82.81%	76.00%	0.4735	0.6409	0.0100
5	12350	03:50:07	75.00%	77.46%	0.5707	0.6066	0.0100
5	12400	03:51:02	87.50%	79.06%	0.4587	0.5737	0.0100
5	12450	03:51:56	85.16%	77.74%	0.4333	0.6021	0.0100
5	12500	03:52:51	78.12%	78.04%	0.5389	0.5975	0.0100
5	12550	03:53:46	73.44%	78.92%	0.6618	0.5804	0.0100
5	12600	03:54:41	84.38%	78.03%	0.5159	0.5971	0.0100
5	12650	03:55:35	84.38%	78.12%	0.4822	0.5934	0.0100
5	12700	03:56:30	78.12%	78.83%	0.6069	0.5786	0.0100
5	12750	03:57:25	85.16%	79.97%	0.4817	0.5561	0.0100
5	12800	03:58:19	84.38%	79.98%	0.4273	0.5452	0.0100
5	12850	03:59:14	82.03%	79.66%	0.4981	0.5566	0.0100
5	12900	04:00:09	84.38%	78.66%	0.4700	0.5797	0.0100

5	12950	04:01:05	80.47%	80.11%	0.5873	0.5477	0.0100
5	13000	04:01:59	86.72%	79.93%	0.4329	0.5496	0.0100
5	13050	04:02:55	82.03%	80.31%	0.5075	0.5449	0.0100
5	13100	04:03:50	83.59%	79.80%	0.4431	0.5504	0.0100
5	13150	04:04:45	78.91%	79.23%	0.4973	0.5692	0.0100
5	13200	04:05:40	87.50%	78.07%	0.4775	0.5923	0.0100
5	13250	04:06:35	73.44%	79.75%	0.6544	0.5518	0.0100
5	13300	04:07:30	78.91%	80.61%	0.5391	0.5342	0.0100
5	13350	04:08:25	86.72%	80.13%	0.3930	0.5458	0.0100
5	13400	04:09:20	84.38%	80.75%	0.4392	0.5234	0.0100
5	13450	04:10:15	80.47%	80.00%	0.5172	0.5501	0.0100
5	13500	04:11:10	82.81%	80.59%	0.4259	0.5303	0.0100
5	13550	04:12:05	80.47%	80.94%	0.5153	0.5196	0.0100
5	13600	04:13:00	83.59%	81.39%	0.5066	0.5070	0.0100
5	13650	04:13:55	78.91%	79.09%	0.5422	0.5666	0.0100
6	13700	04:14:50	85.16%	81.12%	0.3641	0.5127	0.0100
6	13750	04:15:45	77.34%	80.69%	0.4865	0.5252	0.0100
6	13800	04:16:40	82.81%	82.01%	0.4748	0.4964	0.0100
6	13850	04:17:35	81.25%	80.85%	0.4166	0.5289	0.0100
6	13900	04:18:30	82.81%	79.16%	0.4977	0.5668	0.0100
6	13950	04:19:25	82.81%	81.74%	0.4358	0.5021	0.0100
6	14000	04:20:20	82.81%	82.12%	0.4667	0.4912	0.0100
6	14050	04:21:15	86.72%	81.68%	0.3524	0.5051	0.0100
6	14100	04:22:10	82.81%	82.22%	0.4096	0.4909	0.0100
6	14150	04:23:05	93.75%	81.81%	0.2735	0.4937	0.0100
6	14200	04:24:00	82.03%	83.05%	0.4300	0.4692	0.0100
6	14250	04:24:55	91.41%	82.46%	0.3220	0.4775	0.0100
6	14300	04:25:50	79.69%	81.09%	0.5407	0.5120	0.0100
6	14350	04:26:44	87.50%	80.98%	0.4110	0.5178	0.0100
6	14400	04:27:39	86.72%	83.31%	0.3939	0.4605	0.0100
6	14450	04:28:34	84.38%	82.48%	0.4277	0.4778	0.0100
6	14500	04:29:29	89.84%	83.21%	0.3024	0.4675	0.0100
6	14550	04:30:24	88.28%	81.89%	0.3170	0.4957	0.0100
6	14600	04:31:18	89.06%	82.37%	0.3429	0.4775	0.0100
6	14650	04:32:13	89.06%	83.39%	0.3559	0.4524	0.0100
6	14700	04:33:08	90.62%	79.81%	0.2959	0.5410	0.0100
6	14750	04:34:02	86.72%	82.03%	0.4242	0.4932	0.0100
6	14800	04:34:57	82.81%	83.60%	0.4760	0.4416	0.0100
6	14850	04:35:52	87.50%	83.59%	0.3399	0.4503	0.0100
6	14900	04:36:47	87.50%	83.58%	0.4026	0.4558	0.0100
6	14950	04:37:41	85.94%	81.15%	0.4626	0.5048	0.0100

6	15000	04:38:35	89.84%	83.20%	0.3599	0.4586	0.0100
6	15050	04:39:31	86.72%	83.82%	0.3570	0.4463	0.0100
6	15100	04:40:28	84.38%	82.64%	0.4299	0.4702	0.0100
6	15150	04:41:25	90.62%	84.21%	0.3587	0.4315	0.0100
6	15200	04:42:22	89.06%	84.46%	0.3534	0.4300	0.0100
6	15250	04:43:17	85.94%	84.94%	0.4465	0.4132	0.0100
6	15300	04:44:13	85.94%	84.94%	0.3882	0.4159	0.0100
6	15350	04:45:10	85.94%	82.85%	0.4027	0.4659	0.0100
6	15400	04:46:07	85.16%	83.76%	0.3749	0.4414	0.0100
6	15450	04:47:05	89.84%	85.10%	0.3029	0.4163	0.0100
6	15500	04:48:03	82.03%	84.39%	0.4293	0.4256	0.0100
6	15550	04:49:02	87.50%	84.86%	0.3425	0.4167	0.0100
6	15600	04:50:00	87.50%	84.76%	0.3793	0.4202	0.0100
6	15650	04:50:59	79.69%	84.01%	0.5066	0.4402	0.0100
6	15700	04:51:58	88.28%	85.16%	0.3025	0.4138	0.0100
6	15750	04:52:58	86.72%	84.05%	0.4412	0.4366	0.0100
6	15800	04:53:57	87.50%	84.03%	0.3467	0.4386	0.0100
6	15850	04:54:55	87.50%	84.08%	0.3405	0.4335	0.0100
6	15900	04:55:54	90.62%	85.24%	0.3229	0.4057	0.0100
6	15950	04:56:53	87.50%	86.06%	0.3689	0.3937	0.0100
6	16000	04:57:52	89.84%	86.42%	0.2995	0.3865	0.0100
6	16050	04:58:51	89.06%	85.54%	0.3831	0.4043	0.0100
6	16100	04:59:50	87.50%	84.57%	0.3702	0.4205	0.0100
6	16150	05:00:49	93.75%	86.90%	0.1977	0.3678	0.0100
6	16200	05:01:48	85.94%	84.33%	0.3918	0.4254	0.0100
6	16250	05:02:48	86.72%	83.73%	0.3845	0.4428	0.0100

Fuente. Elaboración del Entrenamiento de la CNN

Por lo tanto, esta tabla brinda una visión general completa del progreso del entrenamiento, incluyendo métricas de precisión, pérdida, tiempo transcurrido y tasa de aprendizaje, tanto para los datos de entrenamiento como para los de validación.

6.10 Generalización del Modelo

Se considera la robustez del modelo entrenado, frente a las diferentes condiciones de los datos:

6.10.1 Validación de la Generalización del Modelo

La capacidad de un modelo para hacer predicciones precisas en datos no vistos, es decir, datos que no se usaron durante el entrenamiento, se conoce como generalización. La evaluación del desempeño del modelo en un conjunto de datos de prueba independiente es necesaria para validar su capacidad para generalizar patrones aprendidos durante el entrenamiento. Para evaluar de manera efectiva la generalización del modelo, se pueden utilizar métodos como la división de datos en conjuntos de entrenamiento y prueba, la validación cruzada y la validación fuera de la muestra (LeCun, 2015).

6.10.2 Consideración de la Robustez del Modelo

La capacidad del modelo para mantener un rendimiento consistente y preciso en diferentes condiciones o distribuciones de datos se conoce como robustez del modelo. Esto incluye cambios en la naturaleza o la calidad de los datos de entrada, así como perturbaciones o ruido en los datos. Se pueden utilizar métodos como el aumento de datos, la regularización, el uso de arquitecturas de modelos más complejas y la incorporación de técnicas de preprocesamiento de datos que reducen la sensibilidad a las variaciones en los datos de entrada para aumentar la robustez del modelo (Hastie, 2009).

7. Construcción Aplicativo

A continuación, se presentan una descripción de los elementos que se tuvieron en cuenta al momento de realizar la planeación y estructuración del aplicativo.

7.1 Definición del Producto

Se elaborará un aplicativo que permita verificar si una radiografía de tórax enviada por el usuario presenta alguna de las patologías pulmonar como lo es: Atelectasia, Infiltración, Masa, Nódulo o si es un Pulmón Sano; ya que la aplicación utilizará redes neuronales convolucionales para dar dicho diagnóstico.

El Producto entregado será un aplicativo con una base de datos relacional en MySql, y un api creado en Mathlab que será la encargada de emitir la validación de las imágenes diagnostico enviadas por el usuario y que a su vez realizará la gestión de los usuarios.

7.2 Requerimientos Específicos

7.2.1 Interfaces de Usuario

Las interfaces del sistema serán adaptables, lo que significa que se verán bien en cualquier navegador o dispositivo, ya sea un teléfono móvil o una computadora de escritorio.

7.2.2 Requerimientos de Persistencia

Se empleará Mysql, un sistema de base de datos, para almacenar los diagnósticos y la información de los usuarios.

7.2.3 Tabla de Requerimientos Funcionales

De acuerdo con los requerimientos iniciales, se define la siguiente tabla de requerimientos:

Tabla 7. Tabla de Requerimientos

Código	Requerimiento
R-01	Permitir a los usuarios del sistema realizar un registro en la plataforma
R-02	Permitir a los usuarios del sistema poder realizar operaciones tipo CRUD en sus datos personales.
R-03	Permitir al usuario del sistema iniciar sesión en la aplicación web
R-04	Permitir al usuario del sistema cerrar sesión en la aplicación web
R-05	Permitir al usuario cargar una imagen desde su dispositivo, para realizarle el respectivo diagnóstico
R-06	Permitir al usuario conocer la información del diagnóstico generado de la imagen cargada previamente

Fuente: Elaboración Propia

CRUD: Termino técnico utilizado en el desarrollo de software que se refiere a un conjunto de operaciones básicas que se pueden realizar en los datos almacenados en una base de datos o cualquier otro sistema de almacenamiento de datos.

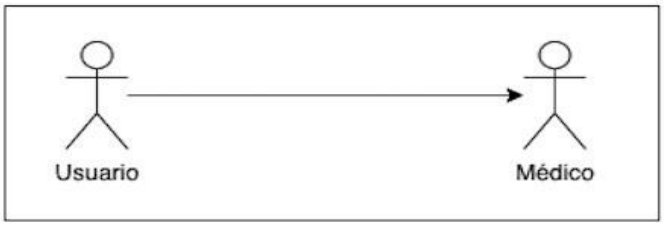
CRUD es un acrónimo de:

- **Create (Crear):** Permite crear nuevos registros o entradas en la base de datos.
- **Read (Leer):** Permite leer o recuperar registros existentes de la base de datos.
- **Update (Actualizar):** Permite actualizar o modificar registros existentes en la base de datos.
- **Delete (Eliminar):** Permite eliminar registros existentes de la base de datos.

7.3 Diagrama general de actores

Diagrama general de los actores que interactúan con el sistema:

Figura 22. Actores Involucrados



Fuente: Elaboración Propia

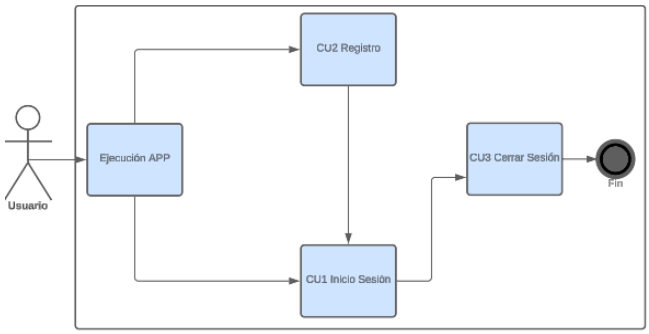
7.4 Diagrama general de casos de uso

Los diagramas de las acciones que se pueden ejecutar dentro de la aplicación se presentan a continuación para facilitar la comprensión de las opciones disponibles para los usuarios.

7.4.1 Caso de uso ejecución aplicativo web

En el siguiente diagrama describe los pasos que debe recorrer el usuario cuando interactúa con el aplicativo para la validación de la imagen.

Figura 23. Interacción aplicativo web

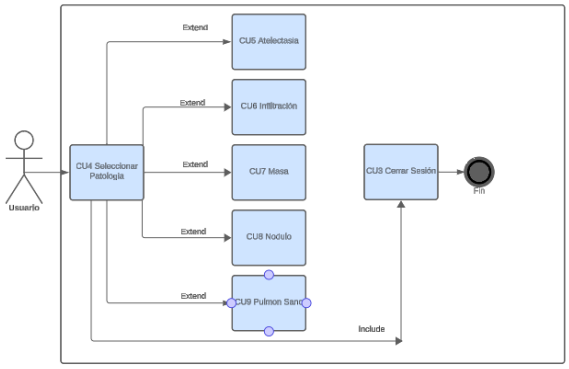


Fuente: Elaboración Propia

7.4.2 Caso de uso para selección de patología

En el siguiente diagrama se describe el recorrido que debe realizar el usuario cuando carga la imagen diagnostica para identificar la patología detectada.

Figura 24. Selección de Patología

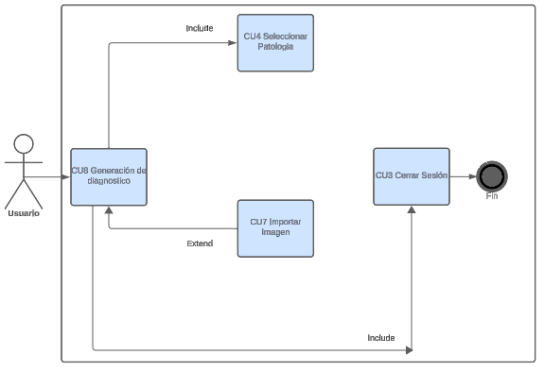


Fuente: Elaboración Propia

7.4.3 Caso de uso para cargue de la imagen

En el siguiente diagrama se evidencia el proceso cuando se realiza el cargue de la imagen.

Figura 25. Cargue de Imagen

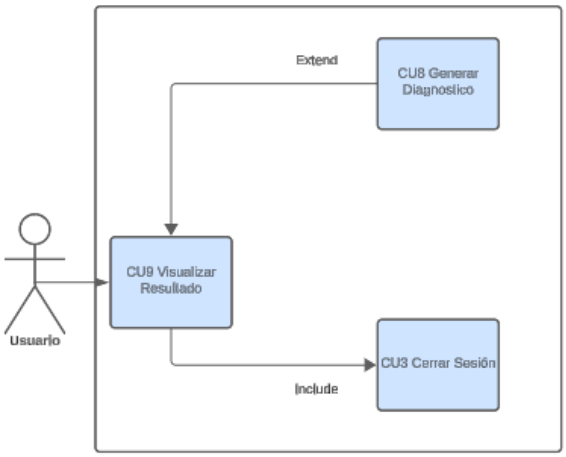


Fuente: Elaboración Propia

7.4.4 Caso de uso de generación de diagnóstico

En el siguiente diagrama se puede observar el proceso que realiza el aplicativo para emitir el diagnóstico de la imagen cargada por el usuario.

Figura 26: Generación de Diagnóstico



Fuente: Elaboración Propia

7.4.5 Casos de uso para los requerimientos

Se presenta los formatos generados para los casos de uso requeridos en el aplicativo

7.4.6 Caso de usó inicio de sesión

La tabla presente, se describe los requisitos que se debe tener en cuenta para el inicio de la sesión en la plataforma del aplicativo.

Tabla 8. Requisitos del usuario para iniciar sesión en la plataforma

Identificador:	**Nombre del CU:**	**Actores:**
CU_01	Inicio de sesión en el sistema	**Usuario (Medico)**
Responsabilidad (Descripción del caso de uso):		
Permitir que los usuarios inicien sesión en la aplicación web para interactuar con el sistema.		
Tipo de CU:	**Dependencias:**	
Primario	**CU_02**	
Precondición:	**Postcondición:**	
El usuario para poder interactuar con la aplicación debe realizar este proceso de registro CU_02	Luego de ejecutar este CU el usuario estará habilitado para interactuar con la aplicación, ya sea para realizar diagnósticos o editar su perfil	
Flujo eventos		
Acciones del usuario:	**Acciones del sistema:**	

1. El usuario deberá ingresar los datos correspondientes al inicio de sesión en el formulario, como son: correo del usuario y contraseña	2. Valida credenciales ingresadas si corresponden lo redirigirá al usuario a la página principal
Flujo Excepción de eventos	
1. Cuando el usuario realiza un clic en el botón "Ingresar". El sistema valida que el usuario exista en el sistema y que haya ingresado las credenciales correctamente	2. Si las credenciales son erróneas el usuario no accederá al sistema
3. Si el usuario olvida sus contraseñas debe contactarse con el soporte para restablecer la contraseña	

Fuente: Elaboración Propia

7.4.7 Caso de uso registro en el aplicativo

La tabla presente, se describe el proceso que se debe realizar para el registro del usuario en el aplicativo.

Tabla 9. Requisitos del usuario para registrarse en la plataforma

Identificador:	**Nombre del CU:**	**Actores:**
CU_02	Registro de usuarios en el sistema	**Usuario (Medico)**
Responsabilidades (Descripción del caso de uso):		
El usuario deber registrar sus datos personales además le permite hacer operaciones CRUD a estos datos.		
Tipo de CU:	**Dependencias:**	
Primario	**Ninguna**	
Precondición:	**Postcondición:**	
Para que el usuario pueda interactuar con la aplicación debe realizar este proceso de registro.	Luego de ejecutar este CU el usuario quedará registrado en la aplicación, para luego iniciar sesión utilizando el correo y la contraseña previamente creada.	
Flujo de eventos		
Acciones usuario:	**Acciones del sistema:**	
1. El usuario deberá ingresar los datos correspondientes solicitados por el formulario, como los son: nombres del usuario, correo del usuario y contraseña.	2. Una vez creado el usuario en la base de datos de la aplicación, el sistema mostrará un mensaje de éxito indicando la correcta creación del usuario.	

Flujo Excepción de eventos	
1. Cuando el usuario hace clic en el botón "Registrar". El sistema valida que el usuario no exista en el sistema.	2. Si el usuario ya está registrado, el sistema le informará que ya tiene una cuenta.

Fuente: Elaboración Propia

7.4.8 Caso de uso cierre de sesión

La tabla presente, se describe los requisitos que se debe tener en cuenta para cerrar sesión en la plataforma del aplicativo.

Tabla 10. Requisitos del usuario para cerrar sesión

Identificador:	Nombre del CU:	Actores:
CU_03	Cerrar sesión en el sistema	**Usuario (Medico)**
Responsabilidades (Descripción del caso de uso):		
Permitir a los usuarios que inicien sesión en la aplicación puedan salir del sistema.		
Tipo de CU:	**Dependencias:**	
Primario	**CU_01, CU_02**	
Precondición:	**Postcondición:**	
Para cerrar sesión en la aplicación el usuario debe haber iniciado sesión.	Luego de ejecutar este CU el usuario el usuario deberá cerrar sesión en su perfil y será redirigido a la pantalla de inicio de sesión.	
Flujo de eventos		
Acciones usuario:	**Acciones del sistema:**	
1. El usuario ingresa al menú y da clic en el botón de cerrar sesión.	2. La aplicación muestra la pantalla de inicio de sesión.	
Flujo Excepción de eventos		

Fuente: Elaboración Propia

7.4.9 Caso de uso registro clínico

La tabla presente, se describe los procesos que se debe tener en cuenta para llegar a realizar el proceso de registro clínico.

Tabla 11. Requisitos para el registro clínico

Identificador:	**Nombre del CU:**	**Actores:**
CU_04	Registro clínico	**Usuario (Medico)**
Responsabilidades (Descripción del caso de uso):		
Permitir que el usuario que inicio sesión pueda realizar el registro clínico del paciente		
Tipo de CU:	**Dependencias:**	
Primario	**CU_01, CU_02, CU_03**	
Precondición:	**Postcondición:**	
Para que el usuario pueda interactuar con la aplicación debe realizar este proceso de registro e inicio de sesión CU_01, CU_02	Luego de realizar el registro clínico se deberá cargar la imagen.	
Flujo de eventos		
Acciones usuario:	**Acciones del sistema:**	
1. El usuario deberá diligenciar los campos pertinentes para el debido registro clínico del paciente, como lo son: Número de Identificación, nombre(s),apellidos, fecha de nacimiento, email, teléfono, celular, dirección, ciudad, ocupación y notas en caso de ser requerido.	2. Una vez realizado el registro podrá validar la patología.	
Flujo Excepción de eventos		

Fuente: Elaboración Propia

7.4.10 Caso de uso para cargar imagen

La tabla presente, se describe el proceso que se debe tener en cuenta para poder cargar una imagen diagnostica.

Tabla 12. Requisitos del usuario para cargar una imagen

Identificador:	**Nombre del CU:**	**Actores:**
CU_08	Importar imagen	**Usuario (Medico)**
Responsabilidades (Descripción del caso de uso):		
Permitir que los usuarios puedan subir la imagen que desean diagnosticar.		
Tipo de CU:	**Dependencias:**	

Primario	**CU_02, CU_3,CU_04**
Precondición:	**Postcondición:**
Para que el usuario pueda interactuar con la aplicación debe realizar este proceso de registro, inicio de sesión y haber diligenciado el registro clínico.	Luego de ejecutar este caso de uso el usuario estará habilitado para conocer el diagnostico que obtuvo la imagen cargada.
Flujo Normal de eventos	
Acciones usuario:	**Acciones del sistema:**
1. El usuario ingresa los datos correspondientes del formulario sobre el paciente como: Número de Identificación, nombre(s),apellidos, fecha de nacimiento, email, teléfono, celular, dirección, ciudad, ocupación y notas en caso de ser requerido, para finalmente da clic sobre el botón de seleccionar archivo, allí se mostrará una ventana que le permitirá seleccionar el archivo desde su dispositivo.	2. Una vez creado el archivo es seleccionado, ya está lista la aplicación para generar el diagnostico.
Flujo Excepción de eventos	
1. Cuando el archivo es muy pesado, el sistema tardará más de lo normal en notificar el correcto cargue del mismo.	

Fuente: Elaboración Propia

7.4.11 Caso de uso para visualizar resultados

La tabla presente, se describe el proceso que se debe tener en cuenta para poder visualizar los resultados obtenidos tras el cargar la imagen diagnostica.

Identificador:	**Nombre del CU:**	**Actores:**
CU_09	**Visualizar resultado**	**Usuario (Medico)**
Responsabilidades (Descripción del caso de uso):		
Permitir al usuario conocer el diagnóstico que la imagen carga en sistema.		
Tipo de CU:		**Dependencias:**
Primario		**CU_02, CU_03, CU_04, CU_07,CU_08**
Precondición:		**Postcondición:**

Para que el usuario pueda interactuar con la aplicación debe realizar este proceso de registro, inicio de sesión, además debe haber seleccionado la patología a analizar y haber cargado la imagen CU_02, CU_03, CU_04,CU_07,CU_08.	El usuario puede volver a realizar toda la interacción con la aplicación.
Flujo Normal de eventos	
Acciones usuario:	**Acciones del sistema:**
1. El usuario debe dar clic en el botón clasificar imagen y se despliega un testo que me indica muestra el análisis obtenido.	
Flujo Excepción de eventos	
1.Que no se reciba la respuesta del diagnóstico por demoras en conexión.	

Fuente: Elaboración Propia

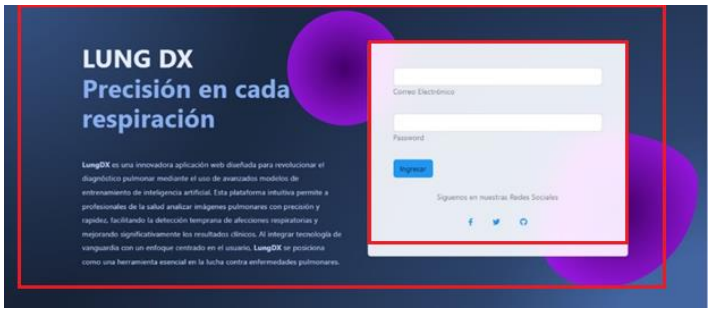
7.5 Interfaz gráfica de usuario

A continuación, se presenta la interfaz gráfica del sistema denominado Lung dx, el cual está por cada caso de uso que se presenta en el sistema.

7.5.1 Inicio de sesión

Para iniciar sesión se debe de ingresar los datos correspondientes como lo son: Correo electrónico y contraseña.

Figura 27. Inicio de Sesión

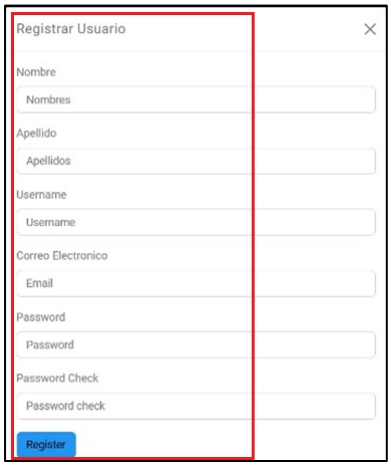


Fuente: Elaboración Propia

7.5.2 Registro en el aplicativo

En este apartado, podrá el usuario realizar el registro inicial para poder acceder a la plataforma.

Figura 28. Registro en el aplicativo

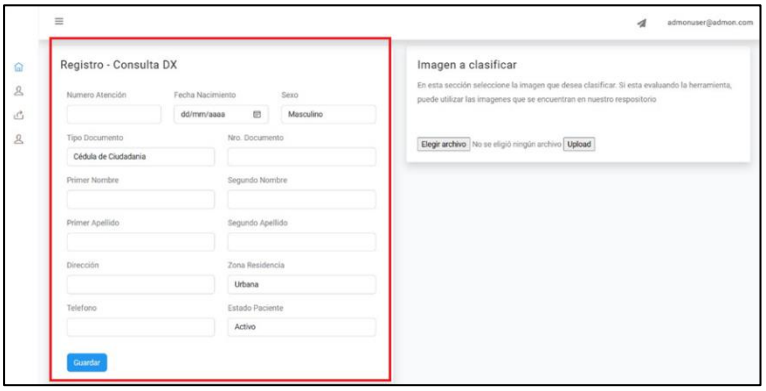


Fuente: Elaboración Propia

7.5.3 Registro Clínico

En este entorno se podrá realizar el registro del caso clínico del usuario a evaluar.

Figura 29. Registro Clínico

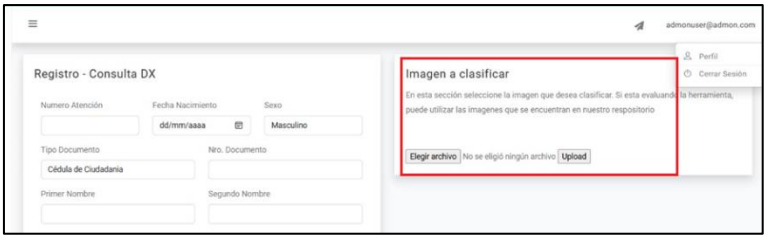


Fuente: Elaboración Propia

7.5.4 Cargar una imagen

Se podrá realizar el cargue de la imagen diagnostica a evaluar, en caso de no subir en el tamaño requerido la plataforma lo convertida en el tamaño ideal para su detección.

Figura 30. Cargue de Imagen



Fuente: Elaboración Propia

7.5.5 Visualización de Resultados

Después de realizar el cargue de la imagen, se podrá visualizar el diagnóstico de la patología pulmonar.

Figura 31. Visualización de Resultados

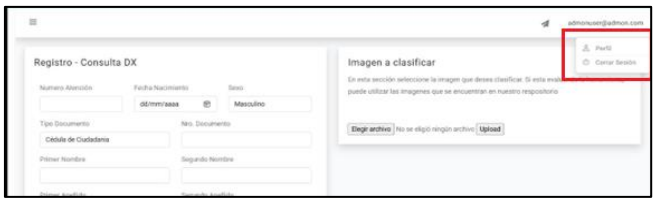


Fuente: Elaboración Propia

7.5.6 Cierre de sesión

Mediante el botón de cierre de sesión, se podrá realizar el cierre de la sesión del usuario en la plataforma.

Figura 32. Cierre de Sesión

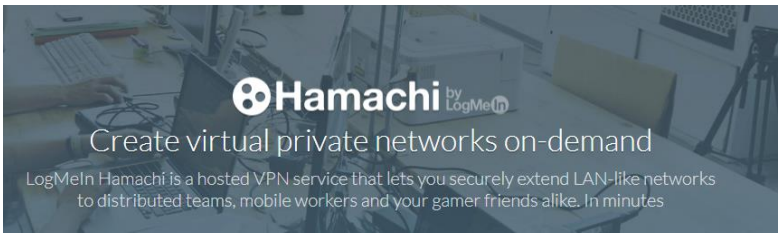


Fuente: Elaboración propia

7.6 Conexión al Aplicativo Long dx

Para acceder al aplicativo, se deberá realizar la descarga e instalación de la VPN llamada hamachi.

Figura 33. VPN Hamachi



Fuente: VPN Hamachi (Center)

7.6.1 IP de conexión al aplicativo

Luego de realizar la instalación de la VPN, se deberá acceder al navegador de confianza y acceder a la IP 25.20.32.249:8000 y desde allí podrá acceder al sistema.

Figura 34. IP de Acceso al aplicativo



Fuente: Elaboración Propia

8. Análisis de Resultados

El análisis de los resultados del entrenamiento de la CNN, es importante por varias razones:

- **Hipótesis validada:** Los resultados se pueden analizar para determinar si la CNN está cumpliendo con los objetivos de la investigación. Si los resultados cumplen con las expectativas, fortalece la hipótesis del proyecto (medio, 2015).

- **Optimización del Modelo:** Se pueden encontrar áreas de mejora en el modelo al analizar los resultados de la CNN; esto puede incluir la recopilación de datos, modificaciones en la arquitectura de la red o los hiper parámetros. Con base a esto, la optimización continua es fundamental para mejorar el rendimiento y la eficacia del modelo (Courville, 2016).

- **Generalización y Aplicabilidad:** Un análisis ayuda a determinar si la CNN puede generalizar los patrones aprendidos de los datos de entrenamiento a datos nuevos y no vistos, esto es esencial para garantizar que el modelo sea válido en situaciones del mundo real, además del conjunto de datos utilizado en la investigación (Bernal Cárdenas, 2018).

- **Identificación de sesgos y limitaciones:** El análisis cuidadoso de los resultados puede revelar sesgos en el conjunto de datos o limitaciones en la capacidad del modelo para capturar la complejidad de los datos, teniendo en cuenta que es esencial para comprender los límites del modelo y evitar llegar a conclusiones incorrectas (Erick Moen, 2019).

- **Comunicación y reproducibilidad:** los resultados de la evaluación, es una base sólida para informar a la comunidad científica sobre los resultados de la investigación. Además, una evaluación detallada facilita que otros investigadores reproduzcan los hallazgos, lo que promueve la transparencia y la confiabilidad en la ciencia (Fawcett, 2009).

Teniendo en cuenta esto, Se trabajó con un conjunto de imágenes médicas que inicialmente tenían un tamaño no especificado; aunque se suponía que las imágenes estaban en escala de grises, en realidad contenían información a color, por lo que se realizó un realce de contraste para convertirlas a imágenes binarias de 1024x1024x1.

Posteriormente, se realizaron pruebas de entrenamiento y validación de modelos de aprendizaje automático en Python, utilizando los algoritmos ADAM y SGM. Sin embargo, en ninguno de los casos se logró superar el 30% de precisión en el aprendizaje. Con el algoritmo ADAM, se obtenían resultados con baja precisión y alta discrepancia entre entrenamiento y validación. Por su parte, SGM arrojaba matrices de confusión con errores significativos entre las diferentes características a determinar.

Debido al alto consumo de recursos y tiempos prolongados en Python, se optó por cambiar el entorno de desarrollo a MATLAB. Inicialmente, en MATLAB se obtuvieron resultados aproximados del 30%, similares a los de Python, pero con una gran discrepancia entre los valores de entrenamiento y validación, y errores importantes en las matrices de confusión. Para intentar mejorar los resultados, se realizó la variación de los hiper parámetros de los modelos, como el número de capas, tanto en Python como en MATLAB. En Python, se probaron modelos SGM y ADAM con diferentes cantidades de capas, pero agregar más capas generaba un sistema con demasiados hiper parámetros, lo cual no era óptimo dado el conjunto de datos disponible.

En MATLAB, se trabajó con el algoritmo ADAM, que había mostrado mejores resultados que en Python, pero aun variando los hiper parámetros, lograron obtener buenos resultados del 87.30% de precisión con el consumo de recursos menor. Del conjunto total de 80.008 imágenes por categoría, se utilizaron 70.000 imágenes para el entrenamiento de manera aleatoria, y las 10.008 imágenes restantes se reservaron para la validación adicional y externa del modelo.

Los hiper parámetros establecidos incluyeron la utilización de una unidad ReLU, cuatro capas convolucionales con filtros de 3x3 (con 8, 16, 32, 64 y 128 filtros en cada capa), capas completamente conectadas, 6 épocas de entrenamiento y una frecuencia de validación de 50 imágenes.

Posteriormente, se decidió exportar el modelo para hacerlo multiplataforma y probarlo en otros entornos, realizando el análisis de la compatibilidad de las extensiones de modelo generadas (.h5, .mat y .json) entre los entornos de MATLAB y Python. Se encontró que, si bien existían estas extensiones en ambos entornos, había discrepancias de base en la construcción de los modelos que impedían su compatibilidad.

Específicamente, al exportar el modelo a .mat, no era reconocible ni adaptable a nivel matricial en Python. Por lo tanto, se optó por migrar el modelo a archivos JSON, lo que generó dos archivos: uno para el almacenamiento general del modelo y otro para los pesos e hiper parámetros. Sin embargo, aún existían incompatibilidades menores, como la búsqueda de ciertas variables por parte de Python que MATLAB no utiliza en los archivos JSON.

9. Conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros

9.1 Conclusiones

- Las CNN son generalmente la mejor opción para tareas de visión por computadora en entornos donde se requiere alta precisión y recursos computacionales adecuados, logrando una comparación y precisión, eficiente y escalable de las CNN entre Python y MATLAB.En comparación con otros métodos o modelos tradicionales, las CNN suelen ofrecer una precisión superior en tareas de visión por computadora. La escalabilidad y la eficiencia computacional varían según la implementación específica de Python o MATLAB y el hardware disponible.

- Se evidencio que, mediante la variación de la configuración de los hiper parámetros, como el número de capas y el tipo de unidades utilizadas, fue crucial para mejorar el rendimiento del modelo. En MATLAB, la configuración óptima incluyó la utilización de la unidad ReLU, cuatro capas convolucionales, un número específico de filtros y épocas de entrenamiento, lo que permitió alcanzar una precisión mayor en comparación con las configuraciones probadas en Python.

- Se logro identificar que , la exportación del modelo en formato .H5 para su uso multiplataforma reveló incompatibilidades significativas entre MATLAB y Python, aunque ambos entornos soportaban extensiones de modelo similares, las diferencias fundamentales en la construcción de los modelos y la búsqueda de variables específicas dificultaron la compatibilidad. La solución parcial fue migrar el modelo a

archivos JSON, pero aún con incompatibilidades se seguían presentando ya que el modelo buscaba la estructura definida que los archivos de conversión no tenían.

- De igual forma, el cambio del entorno de desarrollo a MATLAB resultó en mejoras significativas en el rendimiento del modelo; aunque los resultados iniciales eran comparables a los obtenidos en Python, las posteriores optimizaciones de hiper parámetros llevaron a un aumento considerable en la precisión del modelo mismo, alcanzando un 87.30% de precisión. Este incremento, junto con un menor consumo de recursos, demuestra la ventaja de MATLAB para este tipo de procesamiento en comparación con Python.

- Las CNN son una herramienta poderosa de análisis de datos, con una gran capacidad de aprender generando nuevas oportunidades en varios campos. Sin embargo, para saberlas aprovechar hay que aceptar nuevos retos como es la interpretación de los modelos, la investigación continua e integración de nuevas técnicas para así aplicarlas tanto en la tecnología como en la ciencia.

9.2 Recomendaciones y Trabajos Futuros

En el actual trabajo, se implementó el desarrollo del entrenamiento de las CNN bajos dos algoritmos Adam y SGDM y desarrollados en los ambientes de Python y Matlab arrojando diferentes resultados para la detección de las patologías pulmonares.

En la búsqueda de las imágenes en las diferentes fuentes, se encontró que estas no poseen buena calidad de esta, lo que hace que se tenga que realizar procesos de preprocesamiento y análisis de las imágenes, realizando actividades como clasificación y segmentación, logrando optimizar la textura para capturar las características más relevantes de las imágenes diagnosticas. Así mismo, en el entrenamiento de las CNN se identificó que la falta de equipo con características más robustas tanto en memoria y Procesamiento pueden ralentizar el proceso de entrenamiento, por lo que se recomienda infraestructuras como lo es Azure o AWS,

que puedan garantizar las arquitecturas más eficientes para este tipo de procesos. Sin embargo, bajo el tipo de infraestructura manejado en el desarrollo de este proyecto, se logró alcanzar una precisión del 70,72% con Python y una precisión del 87,30% en Matlab.

Por otra parte, se puede promover la colaboración entre diferentes instituciones académicas, hospitales y centros de investigación colombianos para desarrollar conjuntos de datos más grandes y diversos de imágenes médicas como lo son las radiografías, tomografías computarizadas, etc. de pacientes con precedentes de patologías pulmonares, lo cual permitiría entrenar modelos de CNN más robustos y generalizables para esta detección.

Además, realizar las investigaciones pertinentes para desarrollar técnicas y mejorar la compatibilidad y portabilidad de los modelos de CNN entrenados entre Python y MATLAB, ya que por medio de la ejecución de este proyecto se evidencio las incompatibilidades al intentar exportar los modelos en formatos como .h5, .mat y json, lo que dificultó su uso en diferentes plataformas. De igual forma, fomentar la colaboración entre grupos de investigación en Colombia que trabajen con CNN en Python y MATLAB para el intercambio de conocimientos, recursos y mejores prácticas en la implementación de estas tecnologías para la detección de cáncer de pulmonar y otras enfermedades respiratorias.

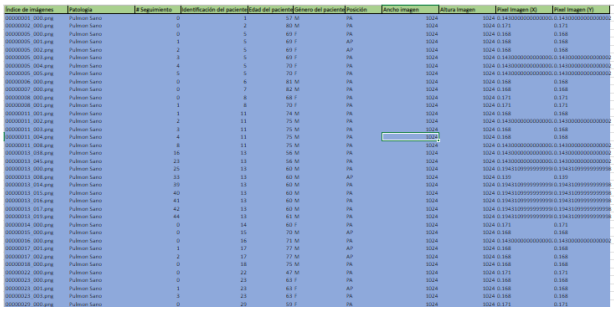
Por último, poder establecer programas de capacitación continua para profesionales de la salud como médicos, radiólogos, enfermeros, etc. en el uso e interpretación de los resultados de los modelos de CNN para la detección de patologías pulmonares, esto fomentaría la confianza y la adopción de estas herramientas en la práctica clínica.

A. Anexo: Estructura Inventario Imágenes

A continuación, se presenta la estructura del inventario de las imágenes diagnosticas usadas para el entrenamiento de la CNN.

- **Pulmón sano**

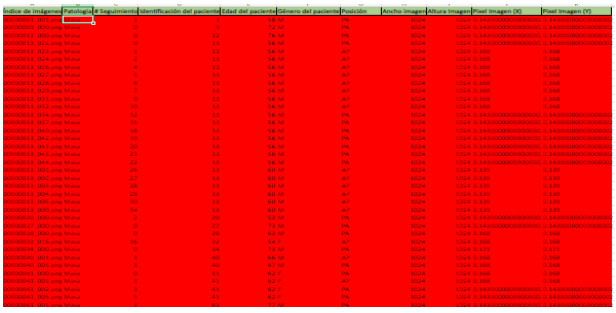
Figura 35. Pulmón Sano



Fuente: Pulmón Sano (NIH, s.f.)

- **Masa**

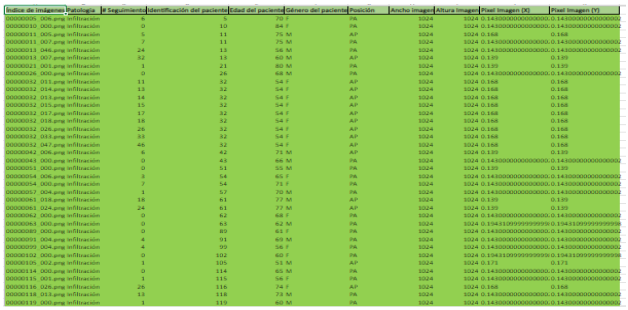
Figura 36. Masa en Pulmón



Fuente: Pulmón Sano (NIH, s.f.)

- **Infiltración Pulmonar**

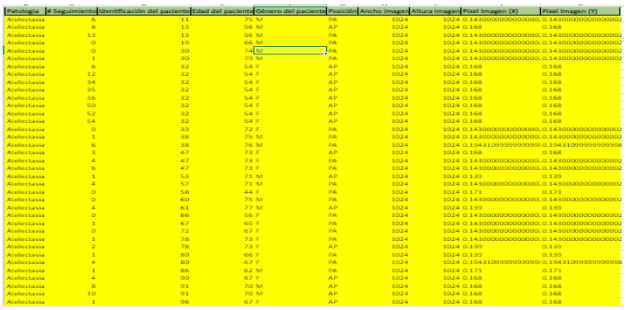
Figura 37. Infiltración Pulmonar



Fuente: Pulmón Sano (NIH, s.f.)

- **Atelectasia**

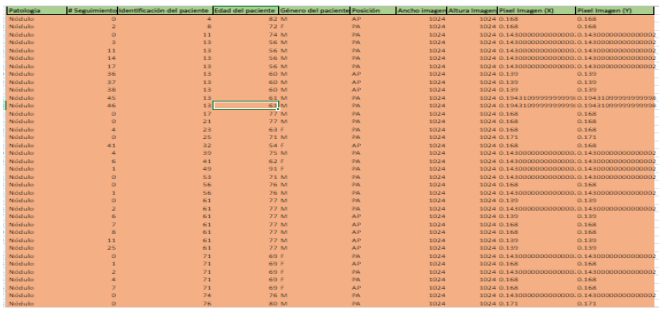
Figura 38. Atelectasia



Fuente: Pulmón Sano (NIH, s.f.)

- **Nódulo Pulmonar**

Figura 39. Nódulo Pulmonar



Fuente: Pulmón Sano (NIH, s.f.)

Bibliografía

Adam . (s.f.). Obtenido de Interactive Chaos: https://interactivechaos.com/es/manual/tutorial-de-machine-learning/adam

adslzone.net. (s.f.). *Qué es Windows Powershell y cómo puedes sacarle partido*. Obtenido de https://www.adslzone.net/esenciales/preguntas/que-es-powershell/

Alonso, F. (s.f.). *Redes neuronales y deep learning. Capítulo 2: La neurona*. Obtenido de FutureSpace: https://www.futurespace.es/redes-neuronales-y-deep-learning-capitulo-2-la-neurona/

Alonso, J. L. (15 de 06 de 2022). *¿Qué es TensorFlow y para qué sirve?* Obtenido de Incentro: https://www.incentro.com/es-ES/blog/que-es-tensorflow

Andres, D. (4 de Octubre de 2022). *Gradiente descendente*. Obtenido de Machine Learning Pills : https://mlpills.dev/machine-learning-es/gradiente-descendente/

artificial, V. (s.f.). *wikipedia.org*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/wiki/Visi%C3%B3n_artificial

AWS. (s.f.). *¿Qué es JavaScript (JS)?* Obtenido de https://aws.amazon.com/es/what-is/javascript/

AWS. (s.f.). *¿Qué es Python?* Obtenido de Explicación del lenguaje Python : https://aws.amazon.com/es/what-is/python/#:~:text=Python%20es%20un%20lenguaje%20de,ejecutar%20en%20muchas%20plataformas%20diferentes.

AWS. (2023). *¿Qué es una red neuronal?* Obtenido de Explicación de las redes neuronales artificiales: https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/

Bastidas, A., Herreros, P. G., Saavedra, A., & Sánchez, E. (s.f.). *Revista Colombiana de Neumologia.* Obtenido de Métodos diagnósticos no invasivos en cáncer pulmonar.

Bernal Cárdenas, C. Y. (18 de 03 de 2018). *Modelo conceptual del manejo del síntoma: evaluación y crítica*. Obtenido de https://aquichan.unisabana.edu.co/index.php/aquichan/article/view/8574

BY-NC, C. (s.f.). *ResearchGate*. Obtenido de Infiltrados pulmonares bilaterales.: https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-Infiltrados-pulmonares-bilaterales_fig1_341268435

Calleja, A. M. (2022). *Archivo Digital UPM*. Obtenido de Aplicación de redes neuronales al diagnóstico, a partir de imágenes, de enfermedades neurodegenerativas: https://oa.upm.es/71636/

Calvo, D. (13 de Julio de 2017). *Clasificación de redes neuronales artificiales*. Obtenido de https://www.diegocalvo.es/clasificacion-de-redes-neuronales-artificiales/

Cáncer, I. N. (s.f.). *Diccionario de cáncer del NCI*. Obtenido de https://www.cancer.gov/espanol/publicaciones/diccionarios/diccionario-cancer/def/enfermedad-pulmonar

Cáncer, I. N. (s.f.). *Radiografía del Tórax*. Obtenido de https://www.cancer.gov/espanol/publicaciones/diccionarios/diccionario-cancer/def/radiografia-del-torax

Cancerología, I. N. (s.f.). *Cáncer de Pulmón*. Obtenido de https://www.cancer.gov.co/conozca-sobre-cancer-1/informacion-sobre-cancer-para-pacientes/tipos-cancer/cancer-pulmon

Cancerología, R. C. (Abril - Junio de 2023). *Desenlaces clínicos de pacientes con cáncer de pulmón de célula no pequeña temprano manejados quirúrgicamente en Bogotá.*

Cancerología, R. C. (Enero - Marzo de 2023). *Tamización de cáncer de pulmón.*

Center, H. R. (s.f.). *Hamachi.* Obtenido de https://www.vpn.net/

Colombia, D. (s.f.). *Inteligencia Artificial en Salud*. Obtenido de Transformando los sistemas y los seguros médicos de Latinoamérica: https://www2.deloitte.com/co/es/pages/life-sciences-and-healthcare/articles/inteligencia-artificial-en-salud.html

Colombia, I. A. (2024). *La IA revoluciona la salud en Colombia.* Cumbres.

computación, C. d. (18 de Enero de 2024). *¿Cómo puede garantizar la precisión de su red neuronal convolucional?* Obtenido de linkedin: https://es.linkedin.com/advice/0/how-can-you-ensure-accuracy-your-convolutional-dgkvc?lang=es

Costo, C. c. (s.f.). *Día mundial del cáncer de pulmón 2023*. Obtenido de https://cuentadealtocosto.org/cancer/dia-mundial-del-pulmon-2023/

Courville, I. G. (2016). *Aprendizaje profundo*. Obtenido de http://www.deeplearningbook.org

DataScientest. (s.f.). *Convolutional Neural Network : definición y funcionamiento*. Obtenido de https://datascientest.com/es/convolutional-neural-network-es

Datos, F. E. (7 de Febrero de 2024). *¿Cómo aprovechar el rendimiento de la matriz de confusión?* Obtenido de DataScientest.com: https://datascientest.com/es/matriz-de-confusion#:~:text=La%20matriz%20de%20confusi%C3%B3n%2C%20tambi%C3%A9n,deben%20ser%20clasificados%20como%20spam.

Deep Learning y Redes Neuronales Artificiales. (31 de Mayo de 2022). Obtenido de Noddar: https://nodd3r.com/blog/deep-learning-y-redes-neuronales-artificiales

Delgado, D. O. (29 de Marzo de 2017). *Openwebinars*. Obtenido de Qué es C#: Introducción: https://openwebinars.net/blog/que-es-c-introduccion/

Domínguez Torres, A. (abril - Junio de 1996). *Procesamiento digital de Imágenes.* Obtenido de Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación: https://www.redalyc.org/pdf/132/13207206.pdf

Domínguez, M. (15 de Agosto de 2022). *El Español*. Obtenido de El nuevo factor de riesgo del cáncer de pulmón aunque no seas fumador: https://www.elespanol.com/ciencia/salud/20220815/nuevo-factor-riesgo-cancer-pulmon-no-fumador/694680855_0.html

enfermedades, C. p. (31 de Julio de 2023). *¿Qué es el cáncer de pulmón?* Obtenido de cáncer de pulmón: https://www.cdc.gov/spanish/cancer/lung/basic_info/what-is-lung-cancer.htm

Equipo editorial, E. (9 de Junio de 2013). *Importancia de la tecnología en la vida cotidiana*. Obtenido de https://concepto.de/importancia-de-la-tecnologia-en-la-vida-cotidiana/

Erick Moen, D. B. (27 de 05 de 2019). *Aprendizaje profundo para el análisis de imágenes celulares*. Obtenido de https://www.nature.com/articles/s41592-019-0403-1

FasterCapital. (s.f.). *Técnicas De Entrenamiento Y Optimización De Redes Neuronales*. Obtenido de https://fastercapital.com/es/tema/t%C3%A9cnicas-de-entrenamiento-y-optimizaci%C3%B3n-de-redes-neuronales.html

Fawcett, J. (2009). *El Modelo de Adaptación de Roy*. Obtenido de https://aquichan.unisabana.edu.co/index.php/aquichan/article/view/78

Forero, L. A. (2023). Día mundial del cáncer de pulmón 2023. *CAC Cuenta de Alto Costo*.

Fuyong Xing, T. C. (2021). Capítulo 11 - Inteligencia artificial para patología. En *Inteligencia artificial en medicina* (págs. 183-221).

Geeksforgeeks. (20 de Marzo de 2024). *¿Qué es Adam Optimizer?* Obtenido de https://www.geeksforgeeks.org/adam-optimizer/

Hastie, T. T. (2009). *Los elementos del aprendizaje estadístico*. Obtenido de https://web.stanford.edu/~hastie/Papers/ESLII.pdf

IBM. (s.f.). *¿Qué es el descenso de gradiente?* Obtenido de https://www.ibm.com/mx-es/topics/gradient-descent#:~:text=El%20descenso%20de%20gradiente%20estoc%C3%A1stico,f%C3%A1cil%20almacenarlos%20en%20la%20memoria.

IBM. (s.f.). *¿Qué es la visión artificial?* Obtenido de https://www.ibm.com/mx-es/topics/computer-vision

Imagine Easy Solutions. (09 de 2016). *Normas APA*. Obtenido de http://normasapa.net/

J. Trujillano. (2003). *Aplicación de las redes neuronales artificiales para la estratificación de riesgo de mortalidad hospitalaria.* España. Obtenido de Aplicación de las redes neuronales artificiales para la estratificación de riesgo de mortalidad hospitalaria.

Karr, D. (19 de Abril de 2023). *Martech Zone Acronyms, Martech Zone*. Obtenido de Que es Unidad Lineal Rectificada?: https://es.martech.zone/acronym/relu/

Kravets, A. (18 de Febrero de 2022). *Towardsdatascience*. Obtenido de Propagación hacia adelante y hacia atrás en redes neuronales convolucionales: https://towardsdatascience.com/forward-and-backward-propagation-in-convolutional-neural-networks-64365925fdfa

La, F. L. (Abril de 2019). *Microsoft*. Obtenido de ¿Cómo aprenden las redes neuronales?: https://learn.microsoft.com/es-es/archive/msdn-magazine/2019/april/artificially-intelligent-how-do-neural-networks-learn

Learning, A. M. (29 de Noviembre de 2018). *¿Cómo funcionan las Convolutional Neural Networks? Visión por Ordenador*. Obtenido de https://www.aprendemachinelearning.com/como-funcionan-las-convolutional-neural-networks-vision-por-ordenador/

LeCun, Y. B. (2015). *Deep learning. nature, 521*. Obtenido de https://www.redalyc.org/journal/3783/378362738008/html/

Leidy Alexandra Jiménez Forero. (s.f.). *Cuenta de Alto Costo*. Obtenido de Día mundial del cáncer de pulmón 2023: https://cuentadealtocosto.org/cancer/dia-mundial-del-pulmon-2023/

Machinelearning, A. (12 de Septiembre de 2018). *Breve Historia de las Redes Neuronales Artificiales*. Obtenido de https://www.aprendemachinelearning.com/breve-historia-de-las-redes-neuronales-artificiales/

Martín, D. L. (2018). *e-medida Revista española de Metrologia.* Obtenido de https://www.e-medida.es/numero-9/la-imagen-en-el-diagnostico-medico-y-en-terapia/

Martínez, D. G. (04 de 04 de 2023). *Topdoctors*. Obtenido de Enfermedades Pulmonares: tipos y cómo clasificarlas: https://www.topdoctors.com.co/articulos-medicos/enfermedades-pulmonares-tipos-y-como-clasificarlas/

Martínez, J. (s.f.). *Data Smarts*. Obtenido de Redes Neuronales Convolucionales en Profundidad: https://datasmarts.net/es/redes-neuronales-convolucionales-en-profundidad/

MATA, L. (2005). Comparación de la Tomografía Axial Computarizada con el estudio anatomopatológico en el estadiaje ganglionar del cáncer de pulmón. En L. MATA, *Oncología* (págs. 343-350). Barcelona.

MathWorks. (s.f.). *MATLAB*. Obtenido de https://la.mathworks.com/products/matlab.html

MathWorks. (s.f.). *Redes neuronales convolucionales*. Obtenido de https://es.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html

Mathworks. (s.f.). *trainNetwork*. Obtenido de https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainnetwork.html

Mayoclinic. (22 de Marzo de 2022). *Cáncer de pulmón*. Obtenido de https://www.mayoclinic.org/es/diseases-conditions/lung-cancer/diagnosis-treatment/drc-20374627#:~:text=Entre%20las%20pruebas%2C%20se%20pueden,detecten%20en%20los%20rayos%20X.

Mayoclinic. (s.f.). *Radiografía*. Obtenido de https://www.mayoclinic.org/es/tests-procedures/x-ray/about/pac-20395303

MD, A. R. (1999). *REVISTA DE LA FACULTADDE MEDICINA UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA Asociación de Exalumnosde la Facultad.* Obtenido de https://revistas.unal.edu.co/index.php/revfacmed/article/view/19455/20429

Medicine, N. L. (Septiembre de 2023). *Preguntas y respuestas en cáncer de pulmón*. Obtenido de https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10505677/

Medicine, N. L. (2024). *Cáncer de Pulmón*. Obtenido de MedlinePlus: https://medlineplus.gov/spanish/lungcancer.html#:~:text=El%20c%C3%A1ncer%20de%20pulm%C3%B3n%20es,tanto%20en%20hombres%20como%20mujeres.

medio, P. d. (17 de Noviembre de 2015). *LeCun et al., 2015*. Obtenido de Universidad de Cornell: https://arxiv.org/abs/1511.05440

Medline Plus. (18 de 06 de 2021). Obtenido de https://medlineplus.gov/spanish/lungdiseases.html#:~:text=El%20t%C3%A9rmino%20enfermedad%20pulmonar%20se,y%20muchos%20otros%20problemas%20respiratorios.

Mendeley. (09 de 2016). *Mendeley*. Obtenido de https://www.mendeley.com/

minsalud. (21 de Septiembre de 2023). *Colombia Potencia de la vida*. Obtenido de Directrices para el fortalecimiento de la prevención y detección temprana del cáncer en Colombia: https://www.minsalud.gov.co/Paginas/directrices-para-el-fortalecimiento-de-la-prevencion-y-deteccion-temprana-del-cancer-en-Colombia.aspx#:~:text=El%20c%C3%A1ncer%20es%20la%20principal%20causa%20de%20muerte%20en%20el%20mundo&text=En%202020%2C%20se%20atrib

Moreno, C. (2023). Detección de nódulos pulmonares mediante redes neuronales convolucionales en el Hospital Universitario San Ignacio. *Revista Colombiana de Neumología*, págs. 35(1), 15-22.

National Heart, L. a. (25 de Marzo de 2022). *Cómo funcionan los pulmones*. Obtenido de https://www.nhlbi.nih.gov/es/salud/pulmones#:~:text=Al%20inhalar%2C%20el%20aire%20ingresa,el%20centro%20del%20sistema%20respiratorio.

National heart, L. a. (s.f.). *Cómo funcionan los pulmones*. Obtenido de https://www.nhlbi.nih.gov/es/salud/pulmones#:~:text=Al%20inhalar%2C%20el%20aire%20ingresa,el%20centro%20del%20sistema%20respiratorio.

NIH, N. I.-C. (s.f.). *Summers, Ronald (NIH/CC/DRD)*. Obtenido de CXR8 Images: https://nihcc.app.box.com/v/ChestXray-NIHCC/folder/37178474737

NUBIX. (s.f.). *Aplicación del Deep Learning en la imagen radiológica y patológica del cáncer de pulmón*. Obtenido de https://nubix.cloud/general/aplicacion-del-deep-learning-en-la-imagen-radiologica-y-patologica-del-cancer-de-pulmon

nytimes. (22 de Mayo de 2019). *La inteligencia artificial hizo una prueba para detectar el cáncer de pulmón… y aprobó con honores*. Obtenido de https://www.nytimes.com/es/2019/05/22/espanol/inteligencia-artificial-cancer-pulmon.html

Oncóloga, D. C. (Enero de 2023). *TUASAÚDE*. Obtenido de Nódulo pulmonar: qué es, síntomas y cuándo es cáncer: https://www.tuasaude.com/es/nodulo-pulmonar/

Organizacion Mundial de la Salud. (s.f.). Obtenido de Las 10 principales causas de defunción: https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death

Pacientes, R. (2024). *Roche Pacientes*. Obtenido de ¿Cómo son los pulmones?: https://rochepacientes.es/fibrosis-pulmonar-idiopatica/como-son-

pulmones.html#:~:text=Los%20pulmones%20se%20dividen%20en,la%20laringe%20con%20la%20tr%C3%A1quea.

Pluma, D. A. (s.f.). *Doctoralia*. Obtenido de Que es infiltración pulmonar?: https://www.doctoralia.com.mx/preguntas-respuestas/que-es-infiltracion-pulmonar

Plus, M. (31 de Julio de 2022). *Biopsia pulmonar por punción*. Obtenido de https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/003860.htm

Plus, M. (7 de 1 de 2023). *Medline Plus Informacion de salud para usted*. Obtenido de Enciclopedia Medica: https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/007451.htm

Portafolio. (04 de 03 de 2023). *Inteligencia artificial, al servicio de la salud*. Obtenido de https://www.portafolio.co/innovacion/inteligencia-artificial-al-servicio-de-la-salud-579417

Publica, R. P. (26 de Septiembre de 2022). *National Library of Medicine*. Obtenido de https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9512683/#:~:text=Se%20estima%20que%20cada%20a%C3%B1o,alto%20impacto%20social%20y%20econ%C3%B3mico.

Ramírez, J. (2022). Clasificación de enfermedades pulmonares intersticiales utilizando redes neuronales convolucionales en la Universidad de los Andes. *Revista Colombiana de Radiología*, págs. 34(2), 25-33.

Ramsgaard Thomsen, M. N. (2019). *Predicting and steering performance in architectural materials*. Obtenido de http://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/BrowseTree=series=AZ/Show?ecaadesigradi2019_150

Rebellon-Sanchez, D. E. (s.f.). *ResearchGate*. Obtenido de https://www.researchgate.net/figure/Figura-21-Efecto-de-la-atelectasia-sobre-la-saturacion-de-oxigeno-de-la-sangre-La_fig4_344332509

Red, P. e. (s.f.). *Conocé tus pulmones y cómo se lleva adelante el proceso de la respiración*. Obtenido de https://www.pacientesenred.com.ar/noticias/conoce-tus-pulmones-y-como-se-lleva-adelante-el-proceso-de-la-respiracion/

Rodríguez, A. (2020). Revista Colombiana de Neumología. págs. 32(1), 10-18. Obtenido de Impacto de la espirometría computarizada en el diagnóstico de enfermedades pulmonares obstructivas en el Hospital Universitario de la Samaritana.

Roy Rosenzweig Center for History and New Media. (09 de 2016). *Zotero*. Obtenido de https://www.zotero.org

Saavedra, F. I. (2000). *Redes Neuronales Artificiales.* Obtenido de Departamento de Física, Universidad de Concepción Chile: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/36957207/Redes_neuronales-

libre.pdf?1426217722=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DRedes_Neuronales_Artificiales.pdf&Expires=1708534640&Signature=JawV2RMB5XWukAHw95KgUCGP7OVkT63VUKW06ADioXChtaa-YcAmGdBj

Sáenz, J. (09 de 09 de 2016). *Wiki Sistemas Digitales*. Obtenido de http://sistdig.wikidot.com

Salas, R. (2004). *Redes Neuronales Artificiales.* Valparaiso: Departamento de Computación. Universidad de Valparaíso. Obtenido de Universidad de Valparaıso. Departamento de Computación, 1(1), 1-7: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/50358783/Redes_Neuronales_Artificiales-libre.pdf?1479332869=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DRedes_Neuronales_Artificiales.pdf&Expires=1708534883&Signature=NGa4PQB5YjoAkmJu7GXUplbMC3hISl3sMkDBpPNsRXx

Salud, O. M. (26 de Junio de 2023). *Cáncer de pulmón*. Obtenido de https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/lung-cancer

SALUD, R. D. (Diciembre de 2018). Obtenido de https://seis.es/wp-content/uploads/2018/12/IS_132_DIC18_WEB.pdf#page=16

Sánchez, M. (s.f.). *Imágenes RGB*. Obtenido de cupi2-ip.github.io: https://cupi2-ip.github.io/IPBook/nivel4/seccion4-4.html

SAP. (s.f.). *¿Qué es machine learning?* Obtenido de Definición, tipos y ejemplos: https://www.sap.com/latinamerica/products/artificial-intelligence/what-is-machine-learning.html#:~:text=El%20machine%20learning%20es%20un%20subconjunto%20de%20la%20IA%20y,inteligencia%22%20exhibida%20por%20las%20m%C3%A1quinas.

services, A. W. (2023). *¿Qué es una red neuronal?* Obtenido de https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/

Shen. (2017). Annual Review of Biomedical Engineering. *Deep Learning in Medical Image Analysis*, 19:221-248.

Social, M. d. (s.f.). *Enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC)*. Obtenido de https://www.minsalud.gov.co/salud/publica/PENT/Paginas/Enfermedad-pulmonar-obstructiva-cronica.aspx

Society, A. C. (1 de Octubre de 2019). *Nódulos pulmonares*. Obtenido de https://www.cancer.org/es/cancer/tipos/cancer-de-pulmon/deteccion-diagnostico-clasificacion-por-etapas/nodulos-pulmonares.html

Steinbach, T. (Julio de 2023). *AtelectAsias.* Obtenido de Manual MSD Versión Para Profesionales: https://www.msdmanuals.com/es-co/professional/trastornos-pulmonares/bronquiectasias-y-atelectasias/atelectasias

Suárez, R. (2015). Energías renovables, Impacto y Efectividad. *Revista Científica Ingeniería y Desarrollo en Energía*, 48-53.

Technology. (s.f.). *Training data: the milestone of machine learning*. Obtenido de Mapendo Blog: https://mapendo.co/blog/training-data-the-milestone-of-machine-learning

Thomson Reuters. (09 de 2016). *EndNote*. Obtenido de http://endnote.com/

UNIR. (s.f.). *¿Qué es el algoritmo backpropagation para el entrenamiento de redes neuronales?* Obtenido de https://www.unir.net/ingenieria/revista/backpropagation/#:~:text=El%20algoritmo%20backpropagation%20ajusta%20los,entregar%C3%A1%20el%20resultado%20de%20salida.

univision. (11 de Abril de 2023). *La inteligencia artificial podría detectar el cáncer de pulmón antes que las tomografías, señalan expertos*. Obtenido de https://www.univision.com/noticias/salud/inteligencia-artificial-cancer-pulmon

Velásquez, D. (2022). Cuantificación del enfisema pulmonar utilizando redes neuronales convolucionales en la Universidad de Antioquia. *Revista Colombiana de Ingeniería Biomédica*, págs. 6(2), 40-48.

Yébenes Calvo, B. (2016). *Realce de imágenes mamográficas mediante técnicas basadas en histograma para su clasificación por medio de redes neuronales convolucionales*. Obtenido de Archivo digital UPM.

Zárate, A. V. (30 de Noviembre de 2023). *Clasificación de imágenes con redes profundas*. Obtenido de Medium: https://medium.com/@alejandravz/clasificaci%C3%B3n-de-im%C3%A1genes-con-redes-profundas-202db1646d64