



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE
SISTEMAS

Pre-diagnóstico de amigdalitis por procesamiento de
imágenes usando redes neuronales convolucionales, 2021

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
Ingeniero de Sistemas

AUTORES:

Chaparro Zapata, José Leonardo (ORCID: 0000-0002-9582-5966)

Rosales Palacios, Ashly Alexandra (ORCID: 0000-0003-2974-4735)

ASESOR:

Mg. More Valencia, Rubén Alexander (ORCID: 0000-0002-7496-3702)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistema de información y comunicaciones

PIURA – PERÚ

2022

DEDICATORIA

A mis padres quienes siempre han sido un ejemplo. A mis profesores por el apoyo y la incansable paciencia.

José Chaparro.

A mi madre porque es la razón de sentirme orgullosa mi meta. A mi padre porque me ha ayudado a seguir adelante en los momentos difíciles

Ashly Rosales.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a mis formadores, personas de gran sabiduría quien se han esforzado por ayudarme a llegar al punto en el que me encuentro.

A mis padres, por brindarme su amor, apoyo, comprensión y educación durante esta larga y hermosa carrera.

José Chaparro.

El principal agradecimiento a Dios quien me cuida y me da la fortaleza para seguir adelante. A mis abuelitos que desde el cielo me iluminan para seguir adelante con mis metas y proyectos.

Ashly Rosales.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTO.....	iii
ÍNDICE DE TABLAS	v
ÍNDICE DE FIGURAS	v
RESUMEN	vi
ABSTRACT	vii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. MARCO TEÓRICO	4
III. METODOLOGÍA.....	13
3.1. Tipo y diseño de investigación	13
3.2. Variables y operacionalización.....	14
3.3. Población, muestra y muestreo.....	15
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	18
3.5. Procedimientos	19
3.6. Método de análisis de datos.....	20
3.7. Aspectos éticos	21
IV. Resultados.....	22
V. Discusión.....	29
REFERENCIAS.....	34
ANEXOS	39

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Operacionalización de variables	14
Tabla 2 Población, muestra y muestreo de procesamiento de imágenes	16
Tabla 3 Población, muestra y muestreo de amigdalitis pre-diagnóstico.....	17
Tabla 4 Resultados del aprendizaje propuesto para la implementación del modelo de redes neuronales convolucionales	22
Tabla 5 Prueba T al 95%	23
Tabla 6 Prueba T al 98%	23
Tabla 7 Datos del diagrama de caja no amigdalitis.....	24
Tabla 8 Datos del diagrama de caja amigdalitis.....	24
Tabla 9 Datos de la Curva Roc	28

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Diseño de investigación	13
Figura 2 Diagrama de caja no amigdalitis.....	24
Figura 3 Diagrama de caja Amigdalitis.....	25
Figura 4 Histograma de amígdalas sanas.....	25
Figura 5 Histograma de amígdalas sanas.....	26
Figura 6 Histograma de amígdalas enfermas.	26
Figura 7 Histograma de amígdalas con tonsilolitos.....	27
Figura 8 Histograma de amígdalas con tonsilolitos.....	27
Figura 9 Curva ROC	29

RESUMEN

La presente investigación evalúa el pre-diagnóstico de amigdalitis. La amigdalitis es una enfermedad que afecta a las personas y no todas saben si la presentan. En esta investigación, se usa la tecnología de procesamiento de imágenes para automatizar el pre-diagnóstico de esta enfermedad. Además, se usan las redes neuronales convolucionales que permitirán el entrenamiento del sistema para poder obtener resultados más acertados. Para obtener información de esta enfermedad, se han elaborado fichas de registro para anotar los datos relevantes de la misma, las que nos permiten tener un control más exacto de las iteraciones de las imágenes las cuales tendrán la función de entrenar al sistema. Con ayuda de un profesional podremos obtener información validada por el empirismo del mismo. Las consultas tradicionales presenciales en tiempos de pandemia son un gran miedo para la población debido a que podría tener como consecuencia un contagio del virus. Sin embargo, se pueden abarcar mayores pacientes sin necesidad de consultas presenciales en los establecimientos médicos de Piura Este proyecto permitirá que las personas más alejadas a los centros de salud obtengan un resultado de pre-diagnóstico sin tener que salir de su propia casa exponiéndose a las consecuencias de la pandemia.

Palabras Clave: Pre diagnóstico amigdalitis, redes neuronales convolucionales, procesamiento de imágenes, amigdalitis

ABSTRACT

The present investigation evaluates the pre-diagnosis of tonsillitis. Tonsillitis is a disease that affects people and not everyone knows if they have it. In this research, image processing technology is used to automate the pre-diagnosis of this disease. In addition, convolutional neural networks are used that will allow the training of the system in order to obtain more accurate results. In order to obtain information on this disease, registry cards have been prepared to record the relevant data, which allow us to have a more exact control of the iterations of the images, which will have the function of training the system. With the help of a professional we can obtain information validated by its empiricism. Traditional face-to-face consultations in times of pandemic are a great fear for the population because it could lead to the spread of the virus. However, larger patients can be covered without the need for face-to-face consultations in Piura medical establishments. This project will allow people furthest away from health centers to obtain a pre-diagnosis result without having to leave their own home exposing themselves to the consequences of the pandemic.

Keywords: Pre-diagnosis tonsillitis, convolutional neural networks, image processing, tonsillitis

I. INTRODUCCIÓN

El derecho a la salud es un principio fundamental que permite a las personas acceder a un idóneo, tolerable y accesible servicio de salud de calidad; sin embargo, no todas las personas tienen acceso porque tienen costos muy elevados. En el Perú, más de la mitad de las personas cuentan con un servicio de salud de calidad, aunque todos los peruanos tienen el derecho a la salud, no todos lo ejercitan. Mayormente las personas que no ejercen su derecho a la salud se encuentran alejadas de las zonas urbanas, ubicándose en partes de la sierra donde el clima es muy frío y afecta principalmente al sistema respiratorio.

Uno de los órganos más afectados por el clima y la suciedad del mismo son las amígdalas, las cuales son un filtro que limpian el aire que ingresa a nuestro organismo. Las amígdalas son órganos que se encuentran muy expuestos debido a la función que cumplen, logrando que sean vulnerables a las infecciones bacterianas y virales, produciendo inflamaciones severas en algunas personas que muchas veces no acuden a un centro de salud por la falta de accesibilidad y confusión de síntomas que presentan.

El diagnóstico de amigdalitis exige un análisis más riguroso que incluye un cultivo de exudado faríngeo o prueba estreptocócica que puede durar entre 4 a 5 días para detectar si es una amigdalitis viral o bacteriana, generando malestar en los pacientes debido a que ellos quieren un diagnóstico inmediato para realizar un tratamiento a la enfermedad y no tener consecuencias graves a futuro.

Según el Diario El Regional de Piura, en un informe del Ministerio de Salud indicó que, la Región Piura a partir de enero hasta septiembre del 2017, un total de 90 mil 568 personas que tienen Seguro Integral de Salud (SIS) fueron diagnosticadas con amigdalitis aguda y faringitis, ocupando el primer lugar en el diagnóstico con mayor frecuencia de atención en el 2017 (El Regional Piura 2017).

En caso no se ejerza un control sobre la amigdalitis, las personas seguirán yendo a un centro de salud por desinformación generando un gasto económico y físico en la persona.

Como justificación teórica la investigación busca ampliar la teoría para el estudio con imágenes digitales en la zona bucal, debido a que estudios anteriores no han podido completar por falta de accesibilidad para el origen de imágenes. Sin embargo, actualmente los estudios han avanzado y utilizan reconocimiento de imágenes en parte de la zona bucal como boca y dientes (Xiu-Ping et al. 2017). Lo que se propone es ampliar la teoría y extender el estudio en el aspecto más interno de la boca, tomando como estudio el pre-diagnóstico de amigdalitis, que es un tema que necesita estudiarse con reconocimiento de imágenes, que ha tenido abundante estudio.(Spiesman et al. 2021)

Como justificación práctica la investigación apoyaría en abarcar mayores pacientes sin necesidad de consultas presenciales en los establecimientos médicos de Piura, el resultado de la investigación basado en el pre-diagnóstico de las enfermedades de amigdalitis; además, en el futuro permitirá elaborar herramientas sobre el reconocimiento de enfermedades sin la necesidad de acudir a un centro médico implementando tecnologías nuevas como telecitas, sistemas de reconocimiento de imágenes con aprendizaje profundo, sistemas inteligentes de enfermedades entre otros programas. Estas herramientas de vanguardia permitirán mayor acceso médico a las personas, debido a que cada día se van expandiendo a una velocidad más rápida.

Como justificación social la investigación permitirá que personas que no cuenten con recursos económicos para acudir a un centro médico puedan tener un pre-diagnóstico de una posible amigdalitis que es una de las enfermedades más registradas en la zona. Esta servirá de apoyo médico en las tele-consultas debido a que permitirá que el paciente sienta como si él estuviera presente con el personal médico sin estar físicamente en el mismo lugar, generando la misma interacción que ocurre en un consultorio presencial. En caso de que sean consultas específicas, el médico solicitará una imagen de la zona afectada para su posterior análisis, generando un diagnóstico más acertado

Como justificación metodológica la investigación va a utilizar fichas de registro de entrenamiento para la variable de procesamiento de imágenes y fichas de registro de casos para la amigdalitis. Además, los resultados podrán ser observados a través de un gráfico de curvas ROC, diagramas de caja y prueba T - Student.

La pregunta general para la presente investigación es ¿Cómo un modelo con redes neuronales convolucionales se aplica para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021? Y las preguntas específicas son ¿Cómo medir el incremento de la precisión en un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021?, ¿Cómo medir la exactitud para la especificidad de un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021? y ¿En qué se diferencia el aspecto y la hipertrofia utilizando un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021?

Como objetivo general se tiene aplicar un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura. Los objetivos específicos son distinguir el aspecto y la hipertrofia utilizando un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021, calcular el incremento de la precisión en un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021 e incrementar la exactitud para la especificidad de un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021.

II. MARCO TEÓRICO

En China, en la Universidad Médica de Shanxi, Xiu-Ping (2017) “Análisis de la Morfología de las Rugas Palatinas Antes y Después de Tratamiento Ortodóncico por un Sistema de Reconocimiento por Imágenes Digitales” cuya investigación tuvo como objetivo analizar la tasa de exactitud de un sistema de reconocimiento de imágenes digitales en la adaptación de la morfología de la rugosidad palatina y proporcionar evidencia teórica para la identificación individual. Setenta pacientes, que consistían en 35 hombres y 35 mujeres, que recibieron tratamiento en el Departamento de Ortodoncia del Hospital Estomatológico de la Universidad Médica de Shanxi, China, entre junio y diciembre de 2015, fueron incluidos en este estudio después de la selección de los criterios de inclusión y exclusión. Utilizaron Cámaras SLR digitales (Canon EOS 300D); reflector de luz para cirugía de ortodoncia; Software MATLAB para realizar cálculos numéricos (MathWorks, EE. UU.); Software PRCSVersion 2.0; Software SPSS13.0. Como resultados se obtuvo que la tasa de precisión de coincidencia del patrón de las arrugas palatinas para la identificación individual utilizando el sistema de imagen de reconocimiento digital fue del 100%. La tasa de precisión de los patrones de las arrugas palatinas coincidentes antes y después del tratamiento de ortodoncia fue del 95,67% con un nivel de significación de $P < 0,05$. Como discusión se obtuvo que sigue en discusión si los cambios en el patrón de las arrugas palatinas después del tratamiento de ortodoncia influyen en la precisión del patrón de las arrugas palatinas utilizado como referencia en la identificación forense. Es difícil medir los patrones de las arrugas palatinas y no existe un método de medición bien aceptado (Xiu-Ping et al. 2017).

En Japón, en la Universidad de Osaka de Odontología, Takahashi y otros (2021) en su investigación “Detección basada en aprendizaje profundo de prótesis y restauraciones dentales” tuvo como objetivo reconocer prótesis y restauraciones dentales mediante un método de detección de objetos de aprendizaje profundo. En el estudio se utilizó un conjunto de datos de 1904 imágenes fotográficas orales de arcos dentales (maxilar: 1084 imágenes; mandíbula: 820 imágenes). Se desarrolló un método de aprendizaje profundo para reconocer los 11 tipos de prótesis y restauraciones dentales utilizando las bibliotecas de aprendizaje

profundo TensorFlow y Keras. Después de completar el procedimiento de aprendizaje, se utilizaron la precisión promedio de cada prótesis, la precisión promedio y la intersección media sobre la unión para evaluar el rendimiento del aprendizaje. La precisión media de cada prótesis varía de 0,59 a 0,93. La precisión media y la intersección media sobre la unión de este sistema fueron 0,80 y 0,76, respectivamente. Más del 80% de las prótesis dentales metálicas se detectaron correctamente, pero solo el 60% de las prótesis del color del diente se detectaron. Los resultados de este estudio sugieren que las prótesis y restauraciones dentales de color metálico pueden reconocerse y predecirse con alta precisión mediante el aprendizaje profundo; sin embargo, los que tienen el color de los dientes se reconocen con una precisión moderada (Takahashi et al. 2021).

En Corea del Sur, en la Universidad Nacional de Seúl, Choi, Park y otros (2021) en su investigación denominada “Inteligencia artificial en la detección de osteoartritis de la articulación temporomandibular en ortopantomografía” tiene como objetivo investigar la utilidad clínica de una herramienta de diagnóstico de inteligencia artificial desarrollada para el diagnóstico de articulación temporomandibular a partir de ortopantomografía utilizando aprendizaje profundo. Se utilizaron imágenes radiográficas de los pacientes que visitaron la clínica de dolor orofacial del Hospital Dental de la Universidad Nacional de Seúl que informaron síntomas relacionados con temporomandibular y tenían un ortopantomografía. Se excluyeron los registros de pacientes menores de 18 años o con antecedentes de cirugía ortognática, macro trauma y enfermedades sistémicas que pudieran causar deformidad articular. Se desarrolló un algoritmo para extraer regiones de interés que incluyen el cóndilo mandibular y las estructuras circundantes de cada ortopantomografía mediante la detección de objetos. Las imágenes de ROI (Región de Interés) extraídas se clasificaron como normales, indeterminadas y OA (Osteoartritis) mediante el modelo ResNet de Keras basado en una red neuronal convolucional. La tasa de aprendizaje del modelo fue de $1,0 \times 10^{-6}$ y se utilizó un optimizador de Adam. Una IA puede leer ortopantomografía para diagnosticar TMJOA (osteoartritis de la articulación temporomandibular), así como los expertos de OMFR (radiología maxilofacial oral) con respecto a la sensibilidad y tiene una mayor conformidad con las

interpretaciones de CBCT (Tomografía computarizada de haz cónico) que los expertos de OMFR (oromaxilofacial radiology), lo que implica que la IA (Artificial Intelligence) puede desempeñar un papel importante en el diagnóstico de TMJOA (Temporomandibular joint osteoarthritis) principalmente a partir de ortopantomografía en general. El rendimiento diagnóstico de la IA y el experto y la concordancia entre su lectura de ortopantomografía y las lecturas de CBCT (Cone Beam Computed Tomography) fueron casi similares. La IA en el Ensayo 1 (0,80) y el experto en el Ensayo 3 (0,85) fueron los más precisos, respectivamente (Choi et al. 2021a).

En Estados Unidos, en la Universidad Estatal de Kansas, Spiesman y otros (2021) en su investigación “Evaluar el potencial del aprendizaje profundo y la visión por computadora para identificar especies de abejorros a partir de imágenes” tiene como objetivo evaluar el desempeño de cuatro modelos de redes neuronales convolucionales entrenados para clasificar 36 especies de abejorros de América del Norte. Se reunió más de 89.000 imágenes de abejorros, que representan 36 especies en América del Norte, para entrenar los modelos ResNet, Wide ResNet, InceptionV3 y MnasNet. Entre estos modelos, InceptionV3 presentó un buen equilibrio de precisión (91,6%) y velocidad media (3,34 ms). Como resultados se obtuvieron que el árbol de los modelos de redes neuronales convolucionales utilizados para la identificación a nivel de especie de abejorros proporcionó tasas de precisión similares. De los cuatro modelos probados, InceptionV3 presenta un buen equilibrio entre rendimiento y velocidad. InceptionV3 tenía la precisión más alta y casi igualaba la precisión y recuperación de Wide-ResNet mientras era un 39% (2,1 ms) más rápido. Para evaluar cómo los resultados del modelo se vieron afectados por los subconjuntos aleatorios particulares de las imágenes de entrenamiento y prueba, entrenaron cada modelo dos veces más con diferentes divisiones de tren / prueba al azar. Como discusión tuvieron que el uso de visión por computadora para identificar abejas u otros taxones en imágenes será importante para avanzar en la investigación sobre ecología y conservación de polinizadores. Han demostrado que un enfoque de clasificación de imágenes de aprendizaje profundo puede con precisión (> 91% para los mejores modelos) e identificar rápidamente especies de abejorros de América del Norte a partir de imágenes digitales heterogéneas.

No se sabe cuál es el verdadero rango de precisión de los expertos, pero al igual que este modelo, es probable que varíe según especies y con la calidad de las imágenes disponibles para hacer una predicción (Spiesman et al. 2021).

En Cuba, en la Universidad Tecnológica de la Habana, Betancourt y otros (2018) en su investigación “Diagnóstico automático de artritis reumatoide en radiografías de manos utilizando redes neuronales convolucionales” tiene como objetivo desarrollar un sistema basado en inteligencia artificial empleando redes neuronales convolucionales para la detección automática de la artritis reumatoide en radiografías de manos. Para el desarrollo de este trabajo, se seleccionó varias arquitecturas de redes neuronales convolucionales y se capacitó de extremo a extremo con imágenes de radiografías de mano utilizando solo su información de píxeles. Como resultados se obtuvo que todos los modelos se entrenaron 15 veces con el mismo conjunto de datos, siendo LeNet y Network in Network alcanzaron su punto máximo para una precisión del 93% y SqueezeNet, clasificó correctamente todas las imágenes con una puntuación del 100%. Como discusión y resultados en este estudio se capacitó y evaluó varias arquitecturas de redes neuronales convolucionales con un conjunto de datos cubanos. Se propone un sistema que detecta la AR (Artritis Reumatoide) a partir de radiografías de la mano sin un pre procesamiento extenso o características artesanales, solo utilizando valores de píxeles sin procesar y logrando mejores precisiones que modelos similares del estado de la técnica. Estos resultados preliminares muestran el potencial de este sistema, y en trabajos futuros se buscará ampliar el conjunto de datos para presentar una herramienta de diagnóstico confiable para la medicina cubana (Betancourt-Hernandez, Viera-Lopez y Serrano-Munoz 2018).

En Colombia, en la Universidad Cooperativa de Colombia, Montaña y Perilla (2017) en su investigación “Diseño de Software para la identificación de caries por tratamiento de imágenes aplicando la norma ICDAS (International Caries Detection and Assessment System)” tiene como objetivo diseñar e Implementar un software en la herramienta Matlab para el diagnóstico de caries en imágenes digitales. Tiene como método desarrollar el software y para dar por cumplidos los objetivos del proyecto, se desarrolla por una serie de etapas. Además, se realizan la toma de múltiples muestras de color de caries en sus primeras y

últimas clasificaciones teniendo una variación de tonalidades marrón oscuro. Al ser la caries un elemento diferenciador en un diente sano genera un contraste alto con respecto al fondo del diente, al convertir la imagen en grises. Al comparar los dos métodos en dos imágenes se aprecia que para los colores superficiales o claros el método de la máscara es ideal logrando identificar una gran cantidad de área afectada. Presenta como resultados el análisis de 10 imágenes de dientes afectados en diferentes grados de manchas y caries es de una detección del área afectada por encima de un 95% comparando la imagen original con el área demarcada solo dos de las imágenes presentaron una detección del área del 50%. Concluyendo que, aunque la identificación del área afectada del diente es de hasta un 95%, el diagnóstico final lo debe tener el personal especializado ya que se pueden presentar errores en el análisis del software (Montaña Henandez y Perilla Benitez 2017).

En Colombia, en la Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, Gonzáles y Quintero (2021) en su investigación "Uso de redes neuronales convolucionales en teléfonos inteligentes para la identificación de enfermedades bucales utilizando un pequeño conjunto de datos" tiene como objetivo desarrollar un prototipo de aplicación móvil para la identificación de lesiones bucales basada en redes neuronales convolucionales. La aplicación móvil desarrollada tiene dos actividades y un servicio general. El servicio de reconocimiento prepara la imagen, carga el modelo de redes neuronales convolucionales, analiza la imagen, realiza inferencias y muestra los resultados. El conjunto de datos se dividió aleatoriamente en 2 partes, se usó el 80% para el entrenamiento y 20% para pruebas y validación de resultados. Se ha evidenciado que sistemas similares de reconocimiento de lesiones presentan un rendimiento inferior al obtenido en esta investigación, alrededor del 75% utilizando pre procesamiento de imágenes y un conjunto de datos superior al utilizado en este trabajo. Sin embargo, los estudios han descrito que un buen rendimiento de predicción debería ser superior al 90%. Si bien la clase de estomatitis nicotínica obtuvo métricas desfavorables e inaceptables, tuvo el mejor desempeño en cuanto a especificidad, esto se debe al conjunto de imágenes que se utilizaron para el entrenamiento de la red, a pesar de tener una sensibilidad del 40% su especificidad fue del 99%. La aplicación desarrollada mostró un rendimiento

aceptable para tres lesiones elegidas, sin embargo, los resultados reflejan que este modelo necesita mejoras en el proceso de entrenamiento de la red. Esta aplicación serviría de aliado a los odontólogos en las actividades de diagnóstico clínico precoz de lesiones potencialmente malignas que pueden evolucionar a patologías más complicadas como el cáncer bucal (Quintero-Rojas y González 2021).

La amigdalitis según los autores Couloigner y Graber nos expresan que la amigdalitis también se llamada anginas, dicha palabra viene del latín *angere*, que tiene como significado apretar o estrangular. Por esa misma razón, este término expresa al comienzo una sensación de constricción faríngea que se puede observar en cualquier inflamación a ese mismo nivel. Actualmente se designa a una inflamación aguda de origen viral o bacteriano de las amígdalas. Las amígdalas faríngeas, pueden verse afectadas. Otras denominaciones pueden ser adenoamigdalitis, faringitis o faringoamigdalitis (Couloigner y Graber 2014). Así mismo Font, nos dice que cuando la inflamación aguda se localiza especialmente en las amígdalas palatinas y en otras formaciones linfoides de la bucofaringe, se denomina amigdalitis o faringitis circunscrita y se conoce vulgarmente como anginas. La etiología se puede atribuir también a virus o a bacterias y se diferencian por pruebas analíticas. Las amígdalas, como mecanismo de defensa, constituyen un reservorio de linfocitos B. Aunque esta patología puede aparecer en cualquier sector de la población, normalmente afecta a niños mayores de 3 años y a adultos hasta los 50. Este órgano va creciendo a medida que el niño entra en contacto con agentes infecciosos y se activan células inmunitarias. En la pubertad, las amígdalas son casi inactivas (Font 2001). Iñíguez afirma que una amigdalitis aguda es una patología frecuente en la población. Y que a veces son necesarios exámenes de laboratorios complementarios como hemograma, proteína C reactiva, test pack faríngeo y cultivo faríngeo, son útiles sólo para poder diferenciar entre etiología viral y bacteriana (Iñíguez L et al. 2019)

Las redes neuronales según el autor Tello-Cifuentes nos comenta que las redes neuronales son clasificadores que le permiten resolver problemas complejos y no lineales. Se utilizan principalmente para resolver problemas técnicos. Uno de los tipos de redes más utilizados es la red multicapa con algoritmos de aprendizaje de retro propagación debido a su capacidad como motor de

predicción y capacidad para extraer información útil (Tello-Cifuentes et al. 2021). Y los autores Guzmán y otros afirman que las Redes Neuronales Artificiales son sistemas que se pueden adaptar programadas en forma de algoritmo computacionales los cuales se encuentran basados en el funcionamiento del Sistema Nervioso. Una red está formada por un alto número de unidades interconectadas entre sí, llamadas neuronas las cuales presentan una cierta tendencia al aprendizaje de manera natural usando la información que obtiene del exterior. Estas son empleadas para estimar funciones que pueden depender de un número alto de variables que por lo general no se conocen. Esa es una de las razones en las cuales cumplen las RNAs (Guzmán et al. 2017).

Las redes neurales convolucionales según el autor López en su libro Deep Learning, señala que las redes neuronales convolucionales son similares a las redes neuronales convencionales, como los perceptrones multicapa. Consiste en neuronas con pesos y retrasos que se pueden aprender. Cada neurona recibe una entrada, ejecuta un producto interno y luego usa una función de activación. En un perceptron multicapa, la función de pérdida se encuentra en la última capa completamente conectada. Otra diferencia con las redes neuronales convolucionales es que asumen que la entrada es una imagen, lo que le permite codificar ciertas propiedades de la arquitectura, mejorando así la eficiencia y reduciendo los parámetros de la red (Raul, Lopez 2017). Según el autor Vannieuwenhuyze en su libro Inteligencia artificial fácil – Machine Learning y Deep Learning prácticos, menciona que para clasificar imágenes es mejor utilizar redes neurales especiales como lo son las redes neuronales convolucionales o también Convolutional Neural Network. Es un algoritmo de aprendizaje que se asemeja a un dulce llamado Milhojas debido a que tiene una serie de capas; para una red neuronal convolucional los datos de entrada de las últimas capas proceden de capas antecesoras o también llamadas capas de convolucionales (Vannieuwenhuyze, Aurelien 2020).

El procesamiento de imágenes es parte del análisis de imágenes y se divide en dos ramas principales: procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones. El procesamiento de imágenes se entiende como un grupo de extensiones bien definidas y clasificadas que preparan una imagen para una descripción matemática de su región componente. Estas regiones están

formadas por patrones espectrales especiales que le permiten reconocer patrones utilizando modelos matemáticos. En otras palabras, el reconocimiento de patrones requiere en primer lugar su expresión mediante un procesamiento de imágenes bien definido, seguido de una interpretación cualitativa de sus propiedades morfológicas y estadísticas (Cristina, Salvatierra 2014).

El Pre-diagnóstico según Góngora y otros en su artículo “Pre diagnóstico de la situación de investigación en administración en Argentina”, define el pre diagnóstico como una etapa antes del diagnóstico, un primer acercamiento, que aparece de una cierta situación desagradable del objeto de estudio; a diferencia del término diagnóstico que indaga detalladamente el estudio de los elementos o vulnerabilidades que son reconocidas en el pre diagnóstico (Góngora, Nóbile y Larrivey 2013). Según Reyes y otros en su artículo “Pre-diagnóstico de enfermedades crónicas mediante la aplicación de modelos de cómputo inteligente”, menciona que, dado que muchas enfermedades se caracterizan por una progresión lenta y prolongada, el diagnóstico previo temprano mejora la calidad de vida de las personas al reducir los impactos negativos en la población y el tratamiento oportuno. Proporcionar información para su procesamiento (Reyes León, Salgado Ramírez y Velázquez Rodríguez 2020).

La inteligencia artificial según Rouhiainen en su libro Inteligencia Artificial – 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro, define a la inteligencia artificial, como la capacidad de las personas para usar algoritmos, aprender de los datos y usar lo que han aprendido en la toma de decisiones como mejor les parezca. La diferencia entre humanos y dispositivos basados en IA es que el dispositivo no descansa y analiza grandes cantidades de información al mismo tiempo, y el margen de error es menor que cuando los humanos actúan (Rouhiainen, Lasse 2018). Según Ávila y otros, en su artículo La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: importancia actual y aplicaciones prácticas, menciona que al incorporarse inteligencia artificial a la medicina mejora la atención de los pacientes ya que acelera los procesos y logra una mayor precisión en el diagnóstico, lo que produce una mejor atención médicas. Algunas herramientas médicas, como radiografías, patología y registros médicos electrónicos, se evalúan mediante el aprendizaje automático para ayudar en el

diagnóstico y tratamiento de los pacientes (Ávila Detomás, Mayer y Quesada Varela 2020)

El aprendizaje profundo según Banafa, experto en inteligencia artificial, el aprendizaje profundo utiliza redes neuronales para lograr una mejora en un sistema como lo es el reconocimiento de voz, la visión por ordenador y el procesamiento del lenguaje natural; logrando que sea uno de los campos que actualmente soliciten muchos sectores, principalmente el de informática, debido a que permite avanzar en diferentes áreas. Lo que diferencia al aprendizaje profundo de otras disciplinas del campo de la inteligencia artificial es que está menos sometido a la supervisión; el aprendizaje profundo se basa en teorías de cómo funciona el cerebro de las personas (Banafa 2016). Según Costa-jussa y Fonollosa en su artículo DeepVoice: Tecnologías de aprendizaje profundo aplicadas al procesado de voz y audio, mencionan que las tecnologías que involucran aprendizaje profundo mencionan métodos y sistema de aprendizaje automático compuesto de varias capas de procesamiento, donde el algoritmo que utilizan suele tener una estructura sencilla de describir y versátil. Además de que suele utilizar algunas variantes de las redes neurales artificiales de múltiples capas para aprender de un cierto modelo (COSTA-JUSSA, Martha 2017).

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

El tipo de investigación es aplicada debido a que se busca ampliar el conocimiento del pre-diagnóstico de enfermedades a través del procesamiento de imágenes usando redes neuronales convolucionales, de esa manera serviría como base de estudio para diferentes proyectos o investigaciones de pre-diagnóstico de enfermedades. Como lo menciona Álvarez Risco en el 2020, una investigación aplicada orienta a crear un nuevo conocimiento que aporte a la solución de diferentes problemas (Risco 2020).

El diseño de la investigación es Pre Experimental debido a que se busca establecer una relación entre causa y efecto, este diseño se busca observar el efecto causado por las variables. Una o más variables causales se manipulan deliberadamente para medir su impacto sobre otra variable de interés (Gabriel et al. 2017).

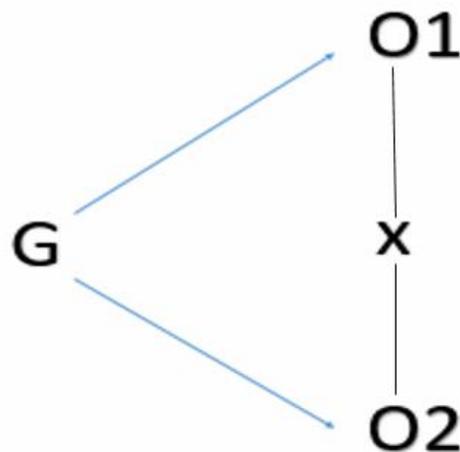


Figura 1 Diseño de investigación

G: Fotografías de imágenes a procesar de amígdalas

O1: Observación del médico

O2: Observación del médico y el reconocimiento del pre-diagnóstico de la aplicación

X: Relación entre las dos variables.

3.2. Variables y operacionalización

VARIABLE	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición
Procesamiento de imágenes	“El reconocimiento de imágenes juega un papel importante en el campo de las ciencias de la conservación. Gestión de la recuperación de especie se basa en estimar la abundancia de la población y monitorear las tendencias a lo largo del tiempo” (Bogucki et al. 2019)	El procedimiento efectuado en el procesamiento de imágenes es la precisión, es decir la ubicación por coincidencia de las imágenes, además de la especificidad, clasificando las imágenes de forma binaria utilizando ficha de registros para el entrenamiento para aumentar la confiabilidad del sistema.	Precisión (ubicación por coincidencia)	Incremento de la precisión.	Razón / Continua
			Especificidad	Incremento de exactitud para la especificidad	Razón / Continua
Amigdalitis pre-diagnóstico	“La amigdalitis causada por una infección (viral o bacteriana); Suele presentarse con secreciones de las amígdalas y / o linfadenopatía cervical.” (Pavez et al. 2019)	El procedimiento efectuado en el pre-diagnóstico de amigdalitis es la hipertrofia de las amígdalas, es decir la inflamación de estas, además del aspecto. Se utilizarán fichas de registro de casos de los pacientes para obtener datos	Hipertrofia	Incremento del tamaño	Razón / Continua
			Aspecto	Nivel de colorimetría por máquina	Razón / Continua

Tabla 1 Operacionalización de variables

3.3. Población, muestra y muestreo

El presente trabajo tiene dos variables de estudio: Procesamiento de imágenes y Amigdalitis pre-diagnóstico. Para el procesamiento de imágenes se evalúa en base a dos dimensiones y cada dimensión con un indicador respectivamente. El primer indicador es el incremento de la precisión en la ubicación por coincidencia, se identificó como población a un conjunto de fotografías digitales de la zona bucal, como muestra se determinó el conjunto de fotografías digitales de las amígdalas, en el marco muestral se tiene las fotografías contenidas en la galería del dispositivo, la unidad de muestreo es la fotografía de amígdalas que pueden ser utilizada dentro del sistema de procesamiento de imágenes, la unidad de análisis es la fotografía de amígdalas y para este indicador se identificó una escala de medición razón o continua.

El segundo indicador para el procesamiento de imágenes es el incremento de exactitud para la especificidad, se identificó como población a un conjunto de fotografías digitales de la zona bucal, como muestra se determinó el conjunto de casos positivos al procesar fotografías digitales de las amígdalas, en el marco muestral se tiene las fotografías en la galería del dispositivo, la unidad de muestreo es la fotografía de amígdalas que han sido analizadas dentro del sistema de procesamiento de imágenes, la unidad de análisis es la fotografía de amígdalas y para este segundo indicador se identificó una escala de medición razón o continua.

Variable	Indicador	Población	Muestra	Marco muestral	Unidad de muestreo	Unidad de análisis	Variable de estudio	Escala de medición
Procesamiento de imágenes	Incremento de la precisión en la ubicación por coincidencia	Conjunto de fotografías digitales de la zona bucal	Conjunto de fotografías digitales de las amígdalas	Fotografías contenidas en la galería del dispositivo	Fotografía de amígdalas que puedan ser utilizados dentro del sistema de procesamiento de imágenes	Fotografía de amígdalas	Incremento de la precisión en la ubicación	Razón / Continua
	Incremento de exactitud para la especificidad	Conjunto de fotografías digitales de la zona bucal	Conjunto de casos positivos al procesar fotografías digitales de las amígdalas	Fotografías en la galería del dispositivo	Fotografía de amígdalas que han sido analizadas dentro del sistema de procesamiento de imágenes	Fotografía de amígdalas	Incremento de exactitud para la especificidad	Razón / Continua

Tabla 2 Población, muestra y muestreo de procesamiento de imágenes

Para nuestra segunda variable que es Amigdalitis Pre-diagnóstico se evalúa en base a dos dimensiones, donde cada dimensión tiene su indicador correspondiente. Como primer indicador está el Incremento del tamaño por la hipertrofia, se identificó como población al tracto respiratorio superior debido a que es la zona que contiene las amígdalas y los demás órganos que contiene, como muestra se estableció las amígdalas, en el marco muestral se determinó la garganta y como unidad de muestreo tenemos a la amígdala.

Por consiguiente, tenemos el segundo indicador que es el Nivel de colorimetría por máquina del aspecto. El cual su población es el tracto gastrointestinal, se determinó que la muestra son las amígdalas, el marco muestral es la garganta, como unidad de muestreo se determinó las amígdalas, de tal manera como unidad de análisis, la amígdala. El nivel de colorimetría por máquina nos ayudará a percibir el nivel de enrojecimiento de una amígdala para poder saber su condición.

Variable	Indicador	Población	Muestra	Marco muestral	Unidad de muestreo	Unidad de análisis	Variable de estudio	Escala de medición
Amigdalitis pre-diagnóstico	Incremento del tamaño por la hipertrofia	Tracto respiratorio superior	Amígdalas	Garganta	Amígdalas	Amígdala	Incremento del tamaño por la hipertrofia	Razón / Continua
	Nivel de colorimetría por máquina del aspecto	Tracto gastrointestinal	Amígdalas	Garganta	Amígdalas	Amígdala	Nivel de enrojecimiento en el aspecto	Razón / Continua

Tabla 3 Población, muestra y muestreo de amigdalitis pre-diagnóstico

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Las variables de estudio de procesamiento de imágenes y amigdalitis pre-diagnóstico necesitan de instrumentos para recolectar datos, es por ello que se realizaron dos tipos de fichas de registro para entrenamiento y para casos. Las fichas de registro para entrenamiento están orientadas específicamente para la variable de estudio de procesamiento de imágenes donde en cada ficha de registro se evalúa por cada indicador de esta variable.

La primera ficha de registro de entrenamiento evalúa con respecto al primer indicador el incremento de la precisión en la ubicación por coincidencia, este tipo de prueba es descriptiva y la dimensión a la que pertenece es la precisión que es la ubicación por coincidencia. La medida identificada son las épocas procesadas, es decir, la cantidad de veces que el conjunto de fotos de la zona bucal ha sido procesado por el modelo. Es necesario definir el número de épocas que son el número de veces que se va a procesar el conjunto de imágenes en el modelo. El modelo de redes neuronales, nos emitirá el valor de pérdida y el valor de precisión. Estos datos son las valorizaciones que ha generado el modelo frente a la pérdida de información del conjunto de imágenes. Esta ficha de registro nos da el porcentaje de precisión que ha tenido cada época utilizando los valores de precisión de las épocas, el número de épocas procesadas y el valor de pérdida de cada época. Mientras las épocas vayan avanzando el valor pérdida irá disminuyendo, eso significa, que cada época logra cubrir mayor capacidad de información del conjunto de imágenes.

La segunda ficha de registro evalúa con respecto al primer indicador el incremento del tamaño por hipertrofia y al segundo indicador el incremento de exactitud para la especificidad, este tipo de prueba es descriptiva y la dimensión a la que pertenece es la hipertrofia. Las medidas identificadas es la separación que existe entre las amígdalas y la medida de las amígdalas incluyendo la separación de las mismas. El resultado obtenido nos ayudará a saber si las amígdalas presentan una hipertrofia, se establecerá un rango máximo y mínimo logrando saber que amígdala es sana y cual está enferma; de acuerdo al resultado mostrará el pre-diagnóstico correspondiente, logrando que se mida el incremento de exactitud para la especificidad.

La tercera ficha de registro evalúa con respecto al primer indicador del nivel de colorimetría por máquina del aspecto, este tipo de prueba es descriptiva y la dimensión a la que pertenece es el aspecto, la medida identificada es el rango. El resultado obtenido nos ayudará a conocer el nivel de color de las amígdalas y establecer un rango mínimo y máximo.

3.5. Procedimientos

Las fichas de registro para el entrenamiento según la dimensión de Precisión por coincidencia, se usarán las fotografías digitales que se han obtenido anteriormente para poder entrenar el sistema. A razón de que usaremos redes neuronales convolucionales se podrá obtener el porcentaje de precisión de cada época. Cuando el modelo ejecuto todas las épocas programadas y con los datos que nos generará se procederá a sumar todos los valores de precisión de cada época, el cual es dividido por el número de épocas programadas. Este resultado se le resta el valor de pérdida a la época que le corresponde. Y para que nos quede un porcentaje se multiplica por 100, obteniendo como resultado el porcentaje de precisión que ha tenido cada época frente al conjunto de imágenes.

Las fichas de registro de casos de la dimensión de hipertrofia se usan para la anotación de los casos de pacientes que habrá. El dato relevante que se va a solicitar será la edad del mismo. Además, se le solicitará una fotografía sus amígdalas, en caso que no pueda él mismo, se procederá a ayudarlo para obtener una fotografía con la mínima distorsión. A través de la fotografía podremos saber la medida exacta que hay en la separación de las amígdalas, y la medida que tienen las dos amígdalas incluyendo la separación, de tal manera se procederá a su división de los valores, obteniendo un resultado. Este resultado, nos ayudará para saber si existe un incremento por hipertrofia en las amígdalas y con este resultado saber el pre-diagnóstico según la imagen procesada cumpliendo con el indicador de especificidad a la vez.

La ficha de registro de casos para el aspecto se usará para la anotación de los casos procesados considerando el color. El dato relevante que se va a solicitar será la edad del mismo. Además, se le solicitará una fotografía sus amígdalas, en caso que no pueda él mismo, se procederá a ayudarlo para obtener una

fotografía con la mínima distorsión. A través de la fotografía se conocerá cual es el nivel de color que tiene y se tomará registro de ello, este resultado servirá para establecer un rango mínimo y máxima.

3.6. Método de análisis de datos

Como primer método de análisis está la Prueba T, siendo esta una distribución de probabilidad. Según Moncada, las pruebas t-student se usan para comparar diferencias entre los promedios de dos grupos u observaciones ya sean independiente o pareadas, realizadas a una misma persona. Para que la prueba t-student se realice de manera efectiva, las muestras deben seleccionarse de manera aleatoria sin ningún sesgo, las desviaciones estándar de ambas muestras deben tener una gran similitud (Moncada, 2005).

Los diagramas de caja a diferencia de los histogramas o diagramas de tallos proporcionan menos detalles, sin embargo, según David tienen la utilidad para comparar simultáneamente varias distribuciones. Se pueden dibujar tanto como en forma horizontal como vertical. Los diagramas de caja también informan la simetría o asimetría de la distribución de los datos. La mediana es el punto medio que existe entre los rangos que se establecen para el primer cuartil y el último cuartil, mostrando cuál es su punto medio, es decir su rango máximo. Cuando hay una distribución simétrica, el primero y tercer cuartil están a la misma distancia de la mediana. Estos diagramas ayudarán a entender estadísticamente los datos obtenidos de las fichas de registro para poder patrones y datos relevantes para la investigación (Moore, 2005).

Asimismo, las curvas ROC nos ayudarán a representar gráficamente la especificidad de un sistema clasificador binario. Según los autores Domínguez y Gonzáles, las curvas ROC permiten comparar diferentes diagnósticos, ofrecen un índice de capacidad de un diagnóstico para discriminar entre estados alternativos de salud que utilizan escalas ordinales, por intervalos o continua y permiten escoger los umbrales de decisión (Domínguez Alonso y González Suárez 2002).

Además, se utilizará estadística descriptiva, tablas de frecuencias relativas y absolutas, medias, proporción, varianzas y promedios. Las tablas de frecuencia relativas se utilizarán para el ordenamiento de los datos del pre-diagnóstico de

amigdalitis. Esta relación no es evaluada en las curvas ROC, debido a que son representaciones gráficas de los datos, es por ello que la estadística descriptiva va a ofrecer una comparación de cada observación de manera individual. Según Faraldo y Pateiro, la estadística descriptiva es un conjunto de técnicas que incluyen números y gráficos que describen y analizan ciertos datos sin inferencias sobre una población específica (Gutierrez 2013).

3.7. Aspectos éticos

La investigación realizada se realizará con la Declaración de Helsinki debido a que posee principios éticos que incluye las investigaciones médicas en seres humanos en Finlandia en junio de 1964; donde se resalta que a la persona que va a ser partícipe de la investigación se le debe informar cuales son los pros y los contras, cuales son los riesgos si es que cuenta y los beneficios; esto se establece en un documento llamado consentimiento informado, el cual el individuo firma aceptando las condiciones explicadas de forma libre, sin ningún tipo de presión y en el caso durante la investigación decide retirarse podrá hacerlo de manera normal.

Se debe de respetar en todo momento el principio básico que es el respeto por el individuo, su derecho a la autodeterminación y a la toma de decisiones, asimismo se debe tomar en cuenta el bienestar del individuo por encima de la investigación a realizar. En el caso una persona es incompetente física y/o mentalmente incapaz de firmar o en sea menor de edad, este debe darlo por una persona a su cargo.

Para el desarrollo de este trabajo se debe de trabajar bajo estos principios donde resaltan que se debe de trabajar en base a algunos incisos en la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial: el inciso 2 donde se indica que debe de tener un cuidado en el campo científico, el inciso 16 y 17 que establece una evaluación rigurosa de los riesgos y beneficios, el artículo 19 que es una probabilidad que las personas obtengan un beneficio y el artículo 15 donde se recalcan que solo se manipulará por los investigadores (ASAMBLEA MÉDICA MUNDIAL 2000).

IV. Resultados

La dimensión de estudio para la variable procesamiento de imágenes es precisión que tiene como indicador incremento de la precisión en la ubicación por coincidencia, como métricas utilizadas fueron el número de épocas procesadas. Después de entrenar el modelo con el banco de imágenes de amígdalas sanas y enfermas, el prototipo de las redes neuronales convolucionales expone el valor de pérdida y precisión que aprendió en cada época. El valor de precisión que debe alcanzar en una época como máximo es 1,00, esto indica que el procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones fueron óptimos en el proceso. Se establece que, a mayor valor de precisión será menor el valor de pérdida de píxeles. En la tabla 4, se observa el incremento de la precisión por cada época debido al aprendizaje por capas. La primera época muestra un valor de precisión de 0,55 ya que el modelo recién está procesando el conjunto de imágenes. En la tercera época, el valor de precisión es 0,94, esto se debe a que aprendió el modelo de las épocas previas. Finalmente, en la última época se muestra el valor máximo de la precisión estabilizado. Con los resultados de la arquitectura desarrollada y la ficha de registro se obtuvo que en la primera época se obtuvo 45% de precisión, en la segunda época 65%, en la tercera época se obtuvo 71%, en la cuarta época un 78% y en la quinta época se obtuvo 82%.

ÉPOCA	TIEMPO PROCESAMIENTO	PÉRDIDA	PRECISIÓN	VALOR DE PÉRDIDA	VALOR DE PRECISIÓN
1/5	8 segundos	0,69	0,49	0,40	0,55
2/5	4 segundos	0,56	0,75	0,20	0,75
3/5	3 segundos	1,22	0,80	0,14	0,94
4/5	2 segundos	0,36	0,76	0,07	1,00
5/5	2 segundos	0,55	0,73	0,03	1,00

Tabla 4 Resultados del aprendizaje propuesto para la implementación del modelo de redes neuronales convolucionales

Fuente: Elaboración propia

La dimensión de estudio para amigdalitis pre-diagnóstico es la hipertrofia que tiene como indicador el incremento del tamaño, como métrica utilizada se tiene la separación entre las amígdalas y la medida de las amígdalas. Se utilizó la prueba t de student para poder evaluar las medias de dos grupos siendo

amigdalitis y no amigdalitis. Se obtuvo un valor crítico de dos colas en un 95% en 0.0630 a diferencia del 98% obteniendo un 0.02519. Teniendo como p-valor 0 en ambos, es decir, que se mostró una diferencia. Se rechazó la hipótesis nula en ambos casos. El incremento del tamaño de las amígdalas sí tiene una significancia ya sea por enfermedad u otro tipo de índole.

	<i>Variable 1</i>	<i>Variable 2</i>
Media	5.879615385	2.650384615
Varianza	0.074275846	0.006267846
Observaciones	26	26
Varianza agrupada	0.040271846	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	50	
Estadístico t	58.01896652	
P(T<=t) una cola	0.00	
Valor crítico de t (una cola)	-1.675905025	
P(T<=t) dos colas	0.00	
Valor crítico de t (dos colas)	0.063022325	

Tabla 5 Prueba T al 95%

Fuente: Elaboración propia

	<i>Variable 1</i>	<i>Variable 2</i>
Media	5.879615385	2.650384615
Varianza	0.074275846	0.006267846
Observaciones	26	26
Varianza agrupada	0.040271846	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	50	
Estadístico t	58.01896652	
P(T<=t) una cola	0.00	
Valor crítico de t (una cola)	-2.108721282	
P(T<=t) dos colas	0.00	
Valor crítico de t (dos colas)	0.025194638	

Tabla 6 Prueba T al 98%

Fuente: Elaboración propia

Se utilizó un diagrama de caja para amígdalas sanas y amígdalas enfermas. Para amígdalas sanas el valor mínimo es 2.51 píxeles y el valor máximo es 2.80 píxeles, teniendo como primer cuartil 2.58 píxeles, como segundo cuartil o mediana 2.65 píxeles y el cuartil tres 2.6975 píxeles

	Valores	Anchos
Min	2.51	2.51
Q1	2.585	0.08
Q2 = Mediana	2.65	0.07
Q3	2.6975	0.05
Max	2.80	0.10

Tabla 7 Datos del diagrama de caja no amigdalitis

Fuente: Elaboración propia

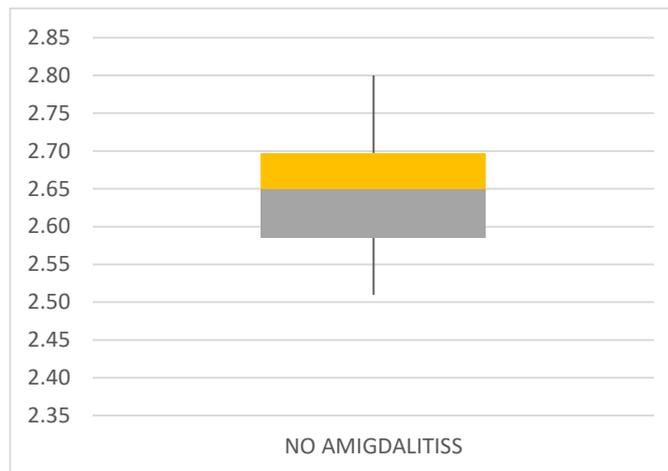


Figura 2 Diagrama de caja no amigdalitis

Fuente: Elaboración propia

Para amígdalas enfermas el valor mínimo es 5.19 píxeles y el valor máximo es 6.20 píxeles, teniendo como primer cuartil 5.71 píxeles, como segundo cuartil o mediana 5.925 píxeles y el cuartil tres 6.20 píxeles

	Valores	Anchos
Min	5.19	5.19
Q1	5.71	0.52
Q2 = Mediana	5.925	0.22
Q3	6.135	0.21
Max	6.20	0.07

Tabla 8 Datos del diagrama de caja amigdalitis

Fuente: Elaboración propia

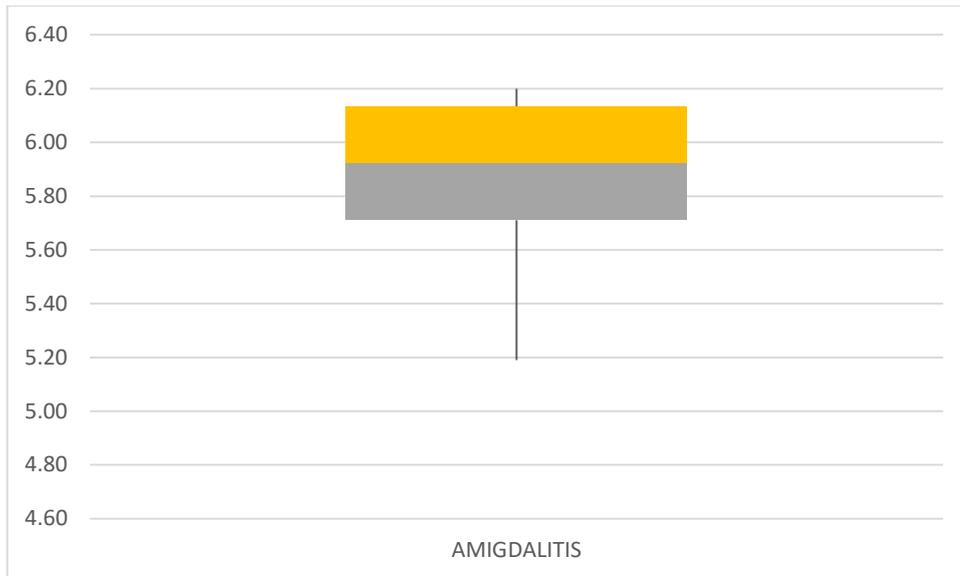


Figura 3 Diagrama de caja Amigdalitis

Fuente: Elaboración propia

El aspecto de las amígdalas ha sido evaluado por la colorimetría y representado por histogramas donde se muestra la longitud de la onda en un plano cartesiano. Las amígdalas cuando están sanas presentan características particulares con respecto al color, sin embargo, se han aplicado filtros a escala de grises para obtener una mejor precisión al momento de capturar los valores y disminuir el margen de error. El nivel de intensidad del color rojo es bajo cuando se procesa una fotografía de amígdala sana que al ser convertida en escala de grises muestra una longitud de onda menor a 0,80 nanómetros en el eje horizontal, detectando que la amígdala tiene un aspecto normal sin ninguna protuberancia ni anomalía. Como se muestra en la Figura 4, en la zona de las amígdalas se observa una tonalidad grisácea clara lo que indica que el órgano está en condiciones óptimas.

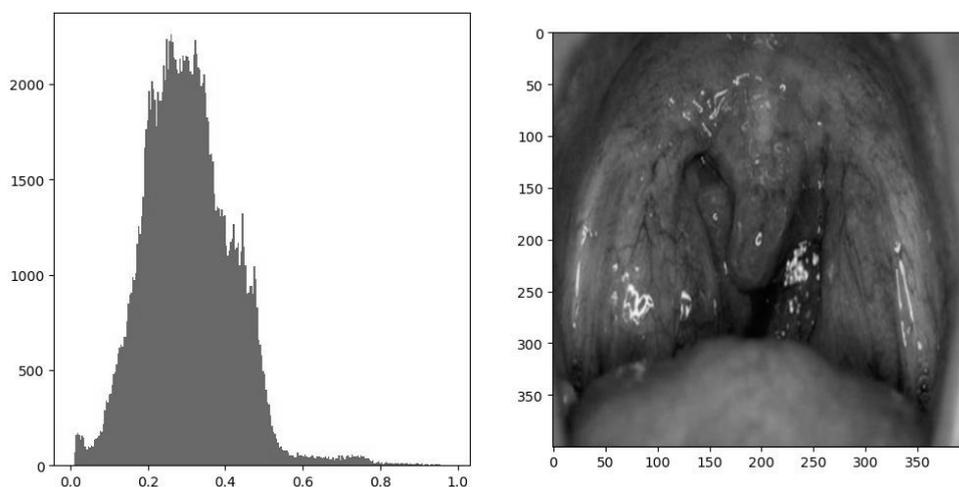


Figura 4 Histograma de amígdalas sanas

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 5 se muestra una fotografía amigdalar en buen estado que al ser convertida en escala de grises muestra una zona oscura, esto ocurre por interferencia de una luz exterior; sin embargo, no afecta el resultado del modelo entrenado.

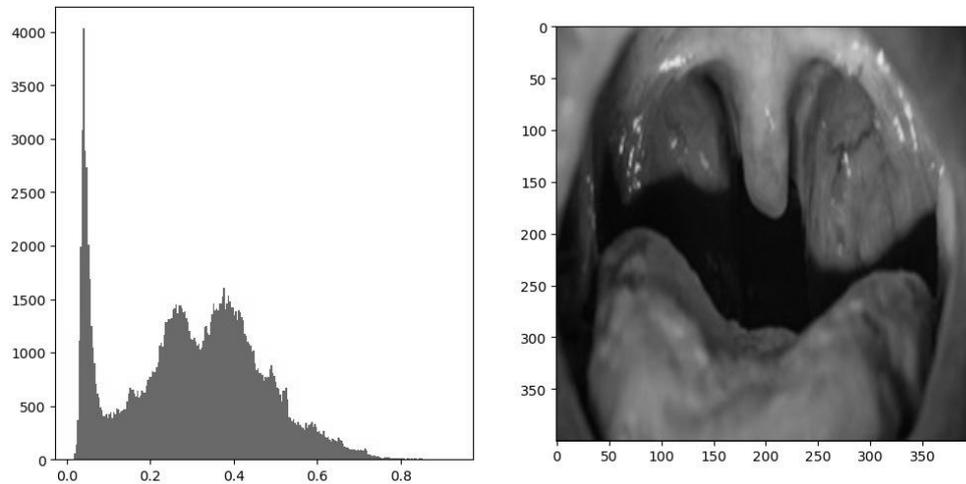


Figura 5 Histograma de amígdalas sanas

Fuente: Elaboración propia

Las amígdalas cuando están enfermas presentan particularidades con respecto al color, debido a que el nivel de intensidad del color rojo es alto, al ser convertido en escala de grises muestra una longitud de onda mayor a 0,80 nanómetros en el eje horizontal, detectando que la amígdala tiene un aspecto anormal como se muestra en la Figura 6.

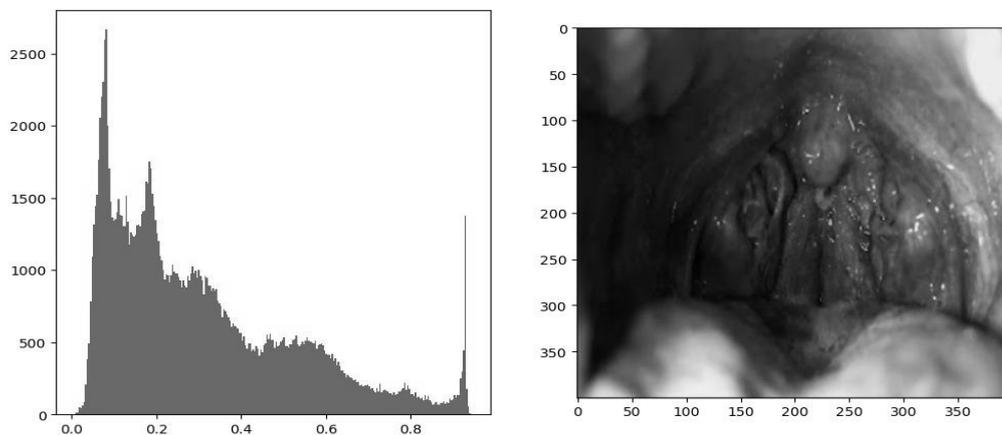


Figura 6 Histograma de amígdalas enfermas.

Fuente: Elaboración propia

La amigdalitis suele presentar un color rojo intenso acompañada de unas protuberancias denominadas tonsilolitos. En la Figura 7, se procesa una fotografía de amígdalas muy enfermas con brotes, donde se muestra una longitud de onda mayor a 0,80 nanómetros en el eje horizontal incluso llegando casi a alcanzar 1,00 nanómetros.

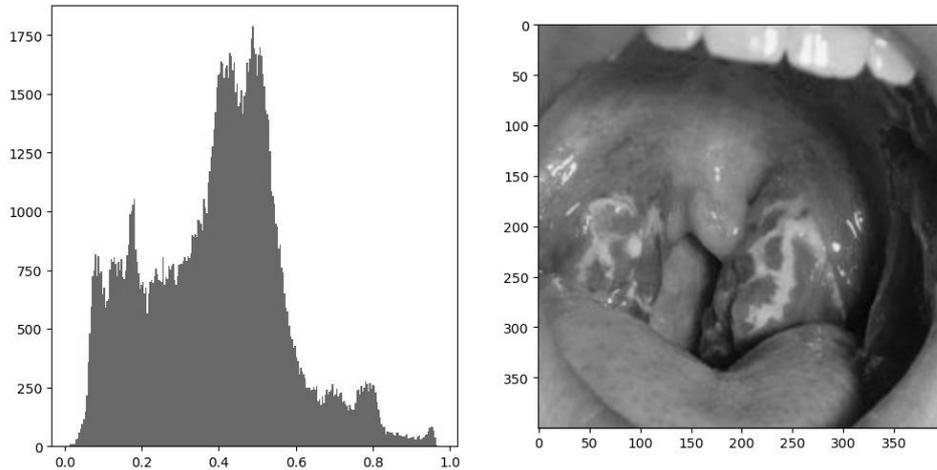


Figura 7 Histograma de amígdalas con tonsilolitos.

Fuente: Elaboración propia

Los tonsilolitos ocasionan que la longitud de onda aumente aún más su tamaño superando el resultado del procesar una fotografía de amígdala enferma, pero sin protuberancias. Al procesar una fotografía donde se muestra muy poco la zona amigdal, pero con presencia de tonsilolitos, no afecta el resultado del modelo. En la Figura 8, el modelo reconoce la ubicación de solo una amígdala demostrando la eficacia de la red neuronal convolucional.

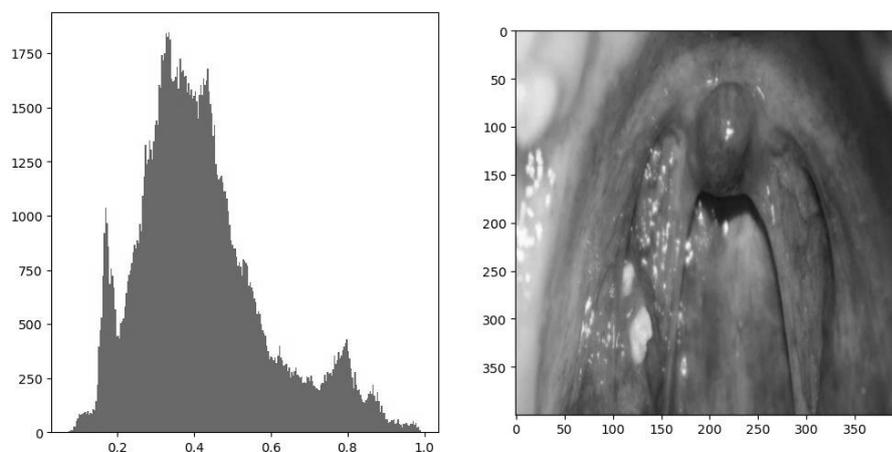


Figura 8 Histograma de amígdalas con tonsilolitos.

Fuente: Elaboración propia

En la figura 8, se muestra que la longitud de onda aumenta en el eje horizontal a partir de 0,80 nanómetros y llega hasta 1,00 nanómetros, aunque existan interferencia y obstaculización para visualizar las amígdalas. Se establece como rango mínimo [67,67,67] y como rango máximo [95,95,95] para que un caso de amígdalas sanas y para amígdalas enfermas el rango mínimo es [141 ,141 ,141] y el rango máximo es [218 ,218 ,218].

La dimensión de estudio para amigdalitis pre-diagnóstico es la especificidad se utilizó la curva ROC para representar gráficamente la exactitud diagnóstica del modelo de redes neuronales convolucionales. El modelo ha reconocido exitosamente la amigdalitis en 39 casos y de manera errónea 13 casos. El gráfico en el área bajo la curva muestra un resultado de 0.94, indicando que la red neuronal convolucional está rindiendo correctamente.

Edades	Modelo		Acumulativos		TASA DE FALSOS	TASA DE VERDADEROS	ÁREA BAJO LA CURVA
	VERDADERO	FALSO	VERDADERO	FALSO			
			0	0	1	1	0.07692308
18 años	3	0	3	0	0.92307692	1	0.07692308
19 años	3	0	6	0	0.84615385	1	0.1025641
20 años	4	0	10	0	0.74358974	1	0.20512821
21 años	8	0	18	0	0.53846154	1	0.20512821
22 años	8	0	26	0	0.33333333	1	0.07692308
23 años	3	1	29	1	0.25641026	0.923076923	0.07100592
24 años	3	1	32	2	0.17948718	0.846153846	0.08678501
25 años	4	2	36	4	0.07692308	0.692307692	0.01775148
26 años	1	3	37	7	0.05128205	0.461538462	0.01183432
29 años	1	3	38	10	0.02564103	0.230769231	0.00591716
30 años	1	3	39	13	0	0	0

Tabla 9 Datos de la Curva Roc

Fuente: Elaboración propia

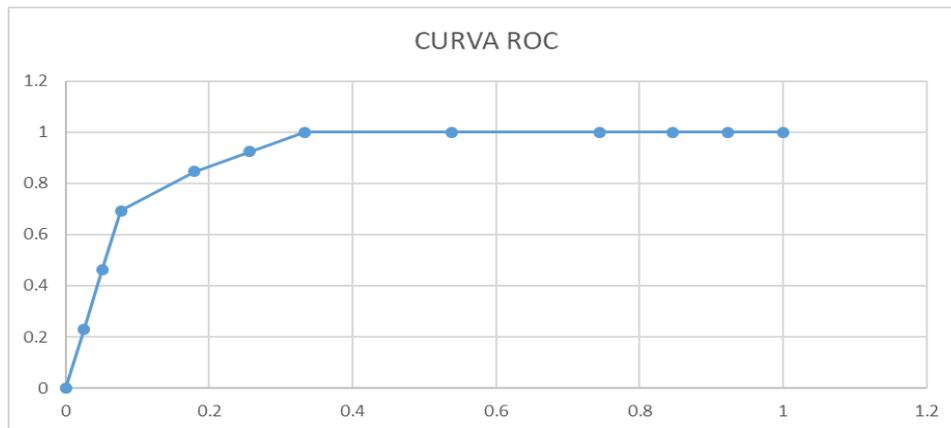


Figura 9 Curva ROC

Fuente: Elaboración propia

V. Discusión

El uso de redes neuronales convoluciones en el sector de la salud mayormente está enfocado en partes externas del cuerpo, debido a su fácil acceso para obtener una fotografía; en cambio en partes internas del cuerpo humano son escasas debido a la poca luminosidad e incomodidad del paciente. Por estas razones, aún más en tiempos de pandemia, se logró obtener un conjunto de 52 imágenes de amígdalas, donde el modelo de redes neuronales procesa una fotografía de 400x400 píxeles utilizando 5 épocas. A diferencia de otras investigaciones, utilizaron imágenes de 224x224 píxeles para ResNet y 299x299 píxeles para InceptionV3 (Spiesman et al. 2021). Se debe utilizar imágenes de alta calidad para que el modelo de redes neuronales convolucionales pueda reconocer las características de las fotografías, en la investigación de Jojoa la cantidad de fotografía de melanomas es de 1995 pero el número de épocas para procesar el modelo fue incremental, comenzó desde 56 épocas logrando conseguir una precisión menor y terminó con 93 épocas logrando conseguir una precisión de 0.96 (Jojoa Acosta et al. 2021).

El desarrollo de la red neuronal convolucional puede traer algunas complicaciones en el trayecto, debido a la cantidad de recursos de computación que consume para la ejecución de las épocas y los nodos creados a partir de las neuronas. Son pocas las personas que acceden a tomarse una fotografía de la zona bucal, se utilizaron 52 fotografías, es decir de 52 personas. En otras investigaciones fueron 72 la cantidad de fotografías de rugas palatinas, en la

zona bucal, utilizadas en el procesamiento (Xiu-Ping et al. 2017). En cambio para zona de dental se obtienen 1904 fotografías (Takahashi et al. 2021). La cantidad de píxeles que contiene una imagen es importante, mientras la imagen contenga un gran número de píxeles la red neuronal obtendrá la información de una manera clara, sin embargo, necesitará una gran capacidad de procesamiento. La cantidad de imágenes que hay en los dos grupos de entrenamiento debe ser iguales.

La poca cantidad de épocas utilizadas en el modelo de redes neuronales convolucionales es por los bajos recursos computacionales que se tienen como un procesador Intel Core I3-8100 que cuenta con una velocidad de 3.60GHz y 4 núcleos. Además 8 GB de memoria RAM, a pesar de que no hubo participación de una tarjeta gráfica se obtuvo un óptimo resultado. En otras investigaciones, hubo mayor cantidad de recursos como un Dell XPS 15 9570, procesador Intel Core i7 8700H, GPU Nvidia GTX 1050ti Max-Q y 16 GB de RAM, debido a que la cantidad de píxeles fue de 4032x3024, logrando que el procesamiento de imágenes sea mayor y con menor valor de pérdida en píxeles (Juan F. Heredia-Gómez et al. 2020).

La diferencia entre las arquitecturas de redes neuronales convolucionales se debe a la cantidad de épocas programables, resolución de imágenes y recursos computacionales donde se ejecuta el modelo. Para poder procesar una cantidad mayor a 500 imágenes se baja la resolución de estas para que el procesamiento sea más rápido y no consuma tantos recursos, en cambio, si se procesan imágenes con alta resolución el procesamiento se hace más largo y se obtienen más épocas. La arquitectura LeNet hizo uso de 891 épocas, logrando una precisión del 93%, Network in Network con 1248 épocas obtuvo 93% de precisión y SqueezeNet con 1761 épocas obtuvo una precisión del 100% (Betancourt-Hernandez, Viera-Lopez y Serrano-Munoz 2018). Se diseñó un modelo de redes neuronales convolucionales sencillo que utiliza recursos computacionales básicos logrando utilizar 25 épocas, pero utilizando imágenes de calidad.

A comparación de otras arquitecturas donde la cantidad de imágenes es mayor a 100 pero la calidad al procesarlas es menor a 150x150 píxeles. El modelo de redes neuronales convolucionales desarrollado procesa 52 fotografías de

amígdalas con 400x400 píxeles logrando que los patrones se hagan más reconocibles para la inteligencia artificial y se obtengan resultados aceptables. Por otra parte, los autores Aguilar y Campoverde afirman que para obtener mejores resultados de aprendizaje va a depender de la resolución de las imágenes (Aguilar Alvarado, Jonathan Victor y Campoverde Molina, Milton Alfredo 2020). Es decir, se debe dar preferencia a la calidad de las imágenes mas no a la cantidad.

El modelo de entrenamiento de la red neuronal convolucional al utilizar escala de grises consume menos recursos computacionales y procesa de manera más rápida las fotografías ingresadas. Ciertas investigaciones utilizan colores RGB, ocasionando que el procesamiento de imágenes requiera más capacidad computacional y ocupe más tiempo de lo esperado. Esto conlleva a utilizar matrices y/o algunos sistemas de cómputo numérico para procesar la gran cantidad de información (Romero-Acero, Marín-Cano y Jiménez-Builes 2015). Para procesar imágenes a color normalmente suelen utilizar MATLAB debido a que permite crear algoritmos para tratar las fotografías y lograr una mejor clasificación, logrando una mejor eficacia en el análisis (Montaña Henandez y Perilla Benitez 2017).

En la investigación se utilizaron los píxeles como unidad de medida para calcular la separación que generaba la hipertrofia, sin embargo, otra investigación tuvo como resultado que existen las posibilidades que en imágenes digitales pueden existir píxeles anómalos que pueden generar falsas interpretaciones en el estado de los materiales a inspeccionar. Las imágenes además de presentar píxeles anómalos, sus píxeles sufren un desorden en la distribución por la aplicación de niveles de grises que se aplicaron en la imagen. Sin embargo, esa distribución permite un mayor reconocimiento de patrones para las inteligencias artificiales debido a que son más fáciles de procesar y reconocer. (Baima, y otros, 2019)

Se debe tener una certeza del pre-diagnóstico que arroja el sistema es por ello que se utilizan las curvas ROC para evaluar la sensibilidad o también denominada verdaderos positivos y especificidad o falsos positivos. Cuando la curva este más prolongada para el lado superior izquierdo del gráfico mejores resultados tendrá el modelo de redes neuronales convolucionales al procesar los

datos. Las investigaciones médicas utilizan curvas ROC para las pruebas de laboratorio debido a que utiliza la especificidad, que es el resultado negativo y la sensibilidad que es el resultado positivo en la enfermedad. Una prueba diagnóstica ideal debería tener al 100% la especificidad y la sensibilidad, pero lo aceptable es que sea de un 80% en adelante, si es inferior se debe rechazar. (Burgueño, y otros, 2018) En la investigación de Choi, evalúan 3 pruebas con la curva ROC utilizando el mismo modelo logrando obtener 0.81 de precisión en el primer modelo, 0.69 en el segundo modelo y 0.85 en el tercer modelo. (Choi et al. 2021b)

Se establece un modelo de redes neuronales convolucionales con pocos recursos computacionales en la zona bucal utilizando como librería TensorFlow, González y Quintero logran desarrollar una aplicación móvil para lesiones de la zona bucal utilizando la misma librería, utilizando una base de datos de 500 imágenes en cinco grupos (Jesus-David Gonzalez y Quintero-Rojas 2021).

VI. CONCLUSIONES

Debido a la inaccesibilidad de la zona y por la pandemia actual, el conjunto de imágenes utilizado para el modelo de redes neuronales convolucionales consta de 52 fotografías de alta calidad. Logrando obtener una precisión de 84,80% en el procesamiento, a pesar de la poca cantidad de imágenes, los recursos computacionales y las épocas programables, se compensaron con el aumento en la calidad de imágenes a 400x400 píxeles y la velocidad de procesamiento, obteniendo una la velocidad promedio de 3.8 segundos. La arquitectura de redes neuronales convolucionales propuesta obtuvo una pérdida de píxeles por fotografía de 16.80% siendo un resultado favorable debido a que las fotos contienen cientos de píxeles. El uso excesivo de imágenes hará que el modelo se estrese con mayor facilidad y su capacidad de aprendizaje disminuya, es por ello que algunos desarrolladores recurren a otros programas informáticos que procesen mayor cantidad de imágenes. La velocidad de procesamiento del modelo es mayor cuando se procesan fotografías a escala de grises, debido a que no sobrecarga demasiado a la red neuronal logrando procesar más imágenes y obtener mejores resultados. Este modelo puede ser utilizado como base para el pre-diagnóstico de otras enfermedades, si bien la tasa de precisión

es alta, el tratamiento debe realizarse con un profesional de la salud. Al utilizar los pocos recursos computacionales para procesar el modelo de redes neuronales convolucionales con fotografías se tuvo en cuenta la cantidad de píxeles para medir la distancia que hay entre las amígdalas, debido a que, si se realizaba una conversión de píxeles a cualquier sistema de unidad de medida, se sobrecargaría el modelo, pero no afectaría en nada el pre-diagnóstico. La cantidad de verdaderos positivos fue favorable para la cantidad de fotografías utilizadas para el entrenamiento debido a la calidad en las que se procesó y a la codificación del algoritmo de la red neuronal.

VII. RECOMENDACIONES

En el modelo de redes neuronales convolucionales se pueden implementar interfaces para que médicos o personas puedan realizar un pre-diagnóstico a través de una fotografía de sus amígdalas.

Se puede entrenar al modelo con más cantidades de fotografías de amígdalas, pero tomando en cuenta los recursos computacionales y priorizando la calidad de fotografías para un mejor reconocimiento de patrones.

Se recomienda utilizar mayor cantidad de fotografías con mayor resolución, cantidad de épocas programables, recursos computacionales para comprobar la precisión y eficiencia del modelo de redes neuronales convolucionales.

El estudio con redes neuronales convolucionales debe ampliarse a otras zonas interinas del cuerpo humano tales como la lengua, el paladar, entre otros. Logrando una automatización de procesos y pre-diagnóstico de enfermedades de una forma eficaz y eficiente

REFERENCIAS

- AGUILAR ALVARADO, JONATHAN VICTOR y CAMPOVERDE MOLINA, MILTON ALFREDO, 2020. Clasificación de frutas basadas en redes neuronales convolucionales. *Polo del Conocimiento: Revista científico - profesional*; ISSN 2550-682X; Vol. 5; Nº. 1; 2020; pags. 3-22 [en línea], Disponible en: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsbas&AN=edsbas.FA50B80B&lang=es&site=eds-live>.
- ALCALÁ VILLALÓN, T., OLIVA VENEREO, D. de la C., PÉREZ LÓPEZ, A.S., ALCALÁ VILLALÓN, T., OLIVA VENEREO, D. de la C. y PÉREZ LÓPEZ, A.S., 2019. Amigdalitis hemorrágica como presentación de Sarcoma de Kaposi. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, vol. 18, no. 2, pp. 241-253. ISSN 1729-519X.
- ALVARADO, J.V.A. y MOLINA, M.A.C., 2020. Clasificación de frutas basadas en redes neuronales convolucionales. *Polo del Conocimiento: Revista científico - profesional*, vol. 5, no. 1, pp. 3-22. ISSN 2550-682X.
- ASAMBLEA MÉDICA MUNDIAL, 2000. WMA - The World Medical Association- Declaración de Helsinki de la AMM – Principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos. [en línea]. Disponible en: <https://www.wma.net/es/polices-post/declaracion-de-helsinki-de-la-amm-principios-eticos-para-las-investigaciones-medicas-en-seres-humanos/>.
- ÁVILA DETOMÁS, J., MAYER, M.A. y QUESADA VARELA, V.J., 2020. La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: importancia actual y aplicaciones prácticas. *Atención Primaria*, vol. 53. DOI 10.1016/j.aprim.2020.04.014.
- BANAFÁ, A., 2016. ¿Qué es el aprendizaje profundo? *OpenMind* [en línea]. [Consulta: 9 mayo 2021]. Disponible en: <https://www.bbvaopenmind.com/tecnologia/mundo-digital/que-es-el-aprendizaje-profundo/>.
- BETANCOURT-HERNANDEZ, M., VIERA-LOPEZ, G. y SERRANO-MUNOZ, A., 2018. Diagnostico Automatico De Artritis Reumatoide En Radiografias De Manos Utilizando Redes Neuronales Convolucionales. *Revista Cubana de Fisica*, vol. 35, no. 1, pp. 39. ISSN 0253-9268.
- BOGUCKI, R., CYGAN, M., KHAN, C.B., KLIMEK, M., MILCZEK, J.K. y MUCHA, M., 2019. Applying deep learning to right whale photo identification. *Conservation Biology*, vol. 33, no. 3, pp. 676-684. ISSN 08888892. DOI 10.1111/cobi.13226.
- CHOI, E., KIM, D., LEE, J.-Y. y PARK, H.-K., 2021a. Artificial intelligence in detecting temporomandibular joint osteoarthritis on orthopantomogram. *Scientific Reports*, vol. 11, no. 1. DOI 10.1038/s41598-021-89742-y. Scopus

- CHOI, E., KIM, D., LEE, J.-Y. y PARK, H.-K., 2021b. Artificial intelligence in detecting temporomandibular joint osteoarthritis on orthopantomogram. *Scientific Reports*, vol. 11, no. 1. DOI 10.1038/s41598-021-89742-y. Scopus
- COSTA-JUSSA, MARTHA, F., José, 2017. DeepVoice: Tecnologías de Aprendizaje Profundo aplicadas al Procesado de Voz y Audio. , pp. 5.
- COULOIGNER, V. y GRABER, M., 2014. Amigdalitis y sus complicaciones. *EMC - Otorrinolaringología*, vol. 43, no. 2, pp. 1-14. ISSN 16323475. DOI 10.1016/S1632-3475(14)67512-3.
- CRISTINA, SALVATIERRA, 2014. Procesamiento digital de imágenes de satélite. [en línea]. Disponible en: <https://docplayer.es/22332717-Procesamiento-digital-de-imagenes-de-satelite.html>.
- DOMÍNGUEZ ALONSO, E. y GONZÁLEZ SUÁREZ, R., 2002. Análisis de las curvas receiver-operating characteristic: un método útil para evaluar procedimientos diagnósticos. *Revista Cubana de Endocrinología*, vol. 13, no. 2, pp. 0-0. ISSN 1561-2953.
- EL REGIONAL PIURA, 2017. Los males como la faringitis y amigdalitis aguda, entre los más frecuentes en Piura. *Diario El Regional de Piura* [en línea]. Disponible en: <https://elregionalpiura.com.pe/index.php/regionales/150-piura/24408-los-males-como-la-faringitis-y-amigdalitis-aguda-entre-los-mas-frecuentes-en-piura>.
- FONT, E., 2001. Faringitis y amigdalitis. Tratamiento etiológico y sintomático. *Offarm*, vol. 20, no. 10, pp. 71-78. ISSN 0212-047X.
- GABRIEL, D.J., GANCHOZO, D.B.I., VALVERDE, I.A. y PIGUAVE, I.C.C., 2017. *DISEÑOS EXPERIMENTALES: Teoría y práctica para experimentos agropecuarios* [en línea]. S.l.: s.n. ISBN 978-9942-75-050-1. Disponible en: <http://142.93.18.15:8080/jspui/handle/123456789/116>.
- GÓNGORA, N., NÓBILE, C. y LARRIVEY, M.F., 2013. Prediagnóstico de la situación de investigación en administración en Argentina. *Ciencias Administrativas* [en línea], no. 1. [Consulta: 29 mayo 2021]. ISSN 2314-3738. Disponible en: <https://revistas.unlp.edu.ar/CADM/article/view/666>.
- GUTIERREZ, M., 2013. Estadística y metodología de la investigación. [en línea], Disponible en: https://www.academia.edu/28773582/Estad%C3%ADstica_y_metodolog%C3%ADa_de_la_investigaci%C3%B3n.
- GUZMÁN, A.A.E., TZUC, O.M., PANTÍ, I.B., TRUJEQUE, J.R., QUINTANA, I.V.P., BASSAM, A., GUZMÁN, A.A.E., TZUC, O.M., PANTÍ, I.B., TRUJEQUE, J.R., QUINTANA, I.V.P. y BASSAM, A., 2017. MODELADO DE PARTÍCULAS PM10 Y PM2.5 MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES SOBRE CLIMA TROPICAL DE SAN FRANCISCO DE CAMPECHE, MÉXICO. *Química Nova*, vol. 40, no. 9, pp. 1025-1034. ISSN 0100-4042. DOI 10.21577/0100-4042.20170115.

- IÑÍGUEZ L, C., SEDAGHAT N, S., IÑÍGUEZ L, C. y SEDAGHAT N, S., 2019. Enfrentamiento práctico a patologías otorrinolaringológicas frecuentes durante el embarazo, una revisión de la literatura. *Revista de otorrinolaringología y cirugía de cabeza y cuello*, vol. 79, no. 2, pp. 221-228. ISSN 0718-4816. DOI 10.4067/s0718-481620190002002221.
- JESUS-DAVID GONZALEZ y QUINTERO-ROJAS, J., 2021. Use of Convolutional Neural Networks in Smartphones for the Identification of Oral Diseases Using a Small Dataset/Usos de redes neuronales convolucionales en telefonos inteligentes para la identificación de enfermedades bucales empleando un pequeño conjunto de datos. *Revista Facultad de Ingeniería* [en línea], vol. 30, no. 55. ISSN 0121-1129. DOI 10.19053/01211129.v30.n55.2021.11846. Disponible en: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsgii&AN=edsgcl.653837772&lang=es&site=eds-live>.
- JOJOA ACOSTA, M.F., CABALLERO TOVAR, L.Y., GARCIA-ZAPIRAIN, M.B. y PERCYBROOKS, W.S., 2021. Melanoma diagnosis using deep learning techniques on dermatoscopic images. *BMC Medical Imaging*, vol. 21, no. 1. DOI 10.1186/s12880-020-00534-8. Scopus
- JUAN F. HEREDIA-GÓMEZ, JUAN P. RUEDA-GÓMEZ, LEONARDO H. TALERO-SARMIENTO, JUAN S. RAMÍREZ-ACUÑA, y ROBERTO A. CORONADO-SILVA, 2020. Determinación de la madurez de mazorcas de Cacao, haciendo uso de redes neuronales convolucionales en un sistema embebido. *Revista Colombiana de Computación* [en línea], vol. 21, no. 2. ISSN 25392115. DOI 10.29375/25392115.4030. Disponible en: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=edsdoj&AN=edsdoj.2fcc1ed9f00f486480ff3cda6ba2baf5&lang=es&site=eds-live>.
- LÓPEZ GONZÁLEZ, M.A., MATA MADERUELO, F., DELGADO MORENO, F., y ALONSO ROSA, D., 2001. Estudio experimental de la infiltración leucocitaria de amígdalas palatinas durante la crisis aguda de la amigdalitis pultácea en niños: Implicaciones terapéuticas sobre la modulación de la inflamación. [en línea]. Disponible en: <https://rodin.uca.es/xmlui/handle/10498/10762>.
- MONTAÑA HENANDEZ, N.U. y PERILLA BENITEZ, M.A., 2017. Diseño de Software para la identificación de caries por tratamiento de imágenes aplicando la norma ICDAS. En: Accepted: 2019-07-25T22:42:52Z, Gloria Xaus, Natalia Leighton, Javier Martín. (2010). *Validez y Reproducibilidad del Uso del Sistema ICDAS en la Detección IN VITRO de Lesiones de Caries Oclusal en Molares y Premolares Permanentes*. [en línea], [Consulta: 12 noviembre 2021]. Disponible en: <https://repository.ucc.edu.co/handle/20.500.12494/13038>.
- MOORE, D.S., 2005. *Estadística aplicada básica, 2a ed.* S.I.: Antoni Bosch editor. ISBN 978-84-95348-04-3.
- PAVEZ, D., PÉREZ, R., COFRÉ, J., RODRÍGUEZ, J., PAVEZ, D., PÉREZ, R., COFRÉ, J. y RODRÍGUEZ, J., 2019. Recomendaciones para el

- diagnóstico y tratamiento etiológico de la faringoamigdalitis aguda estreptocócica en pediatría. *Revista chilena de infectología*, vol. 36, no. 1, pp. 69-77. ISSN 0716-1018. DOI 10.4067/S0716-10182019000100069.
- PAZ, S.H.H. y GUZMÁN, C.M.G., 2006. Consideraciones sobre amigdalectomía y adenoidectomía. *Otorrinolaringología Mexicana*, vol. 51, no. 4, pp. 183-191.
- QUINTERO-ROJAS, J. y GONZÁLEZ, J.D., 2021. Use of Convolutional Neural Networks in Smartphones for the Identification of Oral Diseases Using a Small Dataset. *Revista Facultad de Ingeniería*, vol. 30, no. 55, pp. e11846-e11846. ISSN 2357-5328. DOI 10.19053/01211129.v30.n55.2021.11846.
- RAUL, LOPEZ, 2017. Deep Learning. [en línea]. Disponible en: <https://iaarbook.github.io/deeplearning/>.
- REYES LEÓN, P., SALGADO RAMÍREZ, J.C. y VELÁZQUEZ RODRÍGUEZ, J.L., 2020. Pre-Diagnosis of Chronic Diseases by the Application of Computational Intelligence Models. *Computación y Sistemas* [en línea], vol. 24, no. 3. [Consulta: 29 mayo 2021]. ISSN 2007-9737, 1405-5546. DOI 10.13053/cys-24-3-3492. Disponible en: <https://www.cys.cic.ipn.mx/ojs/index.php/CyS/article/view/3492>.
- RISCO, A.A., 2020. Clasificación de las Investigaciones. , pp. 5.
- ROMERO-ACERO, A., MARÍN-CANO, A. y JIMÉNEZ-BUILES, J.A., 2015. Sistema de clasificación por visión artificial de mangos tipo Tommy. *Classification system for artificial vision type Tommy mango.*, vol. 14, no. 1, pp. 21-31. ISSN 16574583.
- ROSALES, V. y ADRIANA, M., 2014. Determinación de la bacteria *Haemophilus influenzae* en la amigdalitis aguda de pacientes pediátricos, Guayaquil-2014. En: Accepted: 2015-10-20T15:51:39ZCompany: Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias QuímicasDistributor: Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias QuímicasInstitution: Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias QuímicasLabel: Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Químicaspublisher: Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Químicas [en línea], Disponible en: <http://repositorio.ug.edu.ec/handle/redug/8066>.
- ROUHIAINEN, LASSE, L., 2018. *Inteligencia artificial: 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro* [en línea]. S.l.: s.n. ISBN 978-84-17568-08-5. Disponible en: <https://www.amazon.com/-/es/Lasse-Rouhiainen/dp/8417568085>.
- SPIESMAN, B.J., GRATTON, C., HATFIELD, R.G., HSU, W.H., JEPSEN, S., MCCORNACK, B., PATEL, K. y WANG, G., 2021. Assessing the potential for deep learning and computer vision to identify bumble bee

species from images. *Scientific Reports*, vol. 11, no. 1. DOI 10.1038/s41598-021-87210-1. Scopus

TAKAHASHI, T., NOZAKI, K., GONDA, T., MAMENO, T. y IKEBE, K., 2021. Deep learning-based detection of dental prostheses and restorations. *Scientific Reports*, vol. 11, no. 1. DOI 10.1038/s41598-021-81202-x. Scopus

TELLO-CIFUENTES, L., AGUIRRE-SÁNCHEZ, M., DÍAZ-PAZ, J.P., HERNÁNDEZ, F., TELLO-CIFUENTES, L., AGUIRRE-SÁNCHEZ, M., DÍAZ-PAZ, J.P. y HERNÁNDEZ, F., 2021. Evaluación de daños en pavimento flexible usando fotogrametría terrestre y redes neuronales. *TecnoLógicas*, vol. 24, no. 50, pp. 59-71. ISSN 0123-7799. DOI 10.22430/22565337.1686.

VANNIEUWENHUYZE, AURELIEN, 2020. Inteligencia artificial fácil - Machine Learning y Deep Learning prácticos - Caso práctico alrededor de la moda | Ediciones ENI. [en línea]. Disponible en: <https://www.ediciones-eni.com/open/mediabook.aspx?idR=62e901b296aa103889a47ddd953b621e>.

VILLASEÑOR-SIERRA, A., CABALLERO-HOYOS, J.R., JÁUREGUI-LOMELÍ, J.J., FLORES-SÁNCHEZ, J. y MARTÍNEZ-SANDOVAL, F., 2008. Modelo multivariado para predecir amigdalitis estreptocócica. *Revista Médica del IMSS*, vol. 46, no. 4, pp. 383-390. ISSN 04435117.

XIU-PING, W., JIAN-NING, H., PAN, F., YU-JIN, W. y LI, B., 2017. Análisis de la Morfología de las Rugas Palatinas Antes y Después de Tratamiento Ortodóncico por un Sistema de Reconocimiento por Imágenes Digitales. *International Journal of Morphology*, vol. 35, no. 2, pp. 420-424. ISSN 0717-9502. DOI 10.4067/S0717-95022017000200005.

ANEXOS

Ficha de registro para entrenamiento de precisión					
Investigadores		José Leonardo Chaparro Zapata Ashly Alexandra Rosales Palacios		Tipo de prueba	Descriptivo
Institución		Universidad Privada César Vallejo			
Dimensión de estudio para procesamiento de imágenes		Precisión (ubicación por coincidencia)			
Fecha de Inicio		02/07/2021	Fecha final		16/10/2021
Variable		Indicador	Medida		Fórmula
Procesamiento de imágenes		Incremento de la precisión en la ubicación por coincidencia	Épocas procesadas		[(Suma de los valores de precisión por época / número de épocas procesadas) - (valor de pérdida de cada época)] x 100%
#	Fecha de revisión	Valor de precisión de épocas	Número de épocas procesadas	Valor de pérdida	Resultado
1					
2					
3					
4					
5					
6					
7					
8					
9					
10					

Ficha de registro para entrenamiento de precisión

Fuente: Elaboración propia

Ficha de registro de casos para la hipertrofia						
Investigadores		José Leonardo Chaparro Zapata Ashly Alexandra Rosales Palacios		Tipo de prueba	Descriptivo	
Institución		Universidad Privada César Vallejo				
Dimensión de estudio para amigdalitis pre-diagnóstico		Hipertrofia				
Fecha de Inicio		02/07/2021	Fecha final		16/10/2021	
Variable		Indicador	Medida		Fórmula	
Amigdalitis pre-diagnóstico		Incremento del tamaño por la hipertrofia	Separación entre amígdalas Medida de las amígdalas		Medida de las amígdalas / Medida de la separación entre amígdalas	
Número de casos	Fecha de revisión	Edad	Medida de la separación entre amígdalas	Medida de las amígdalas (incluye separación)	Promedio	Pre-diagnóstico
1						
2						
3						
4						
5						
6						

Ficha de registro de casos para la hipertrofia

Fuente: Elaboración propia

Ficha de registro de casos para el aspecto					
Investigadores		José Leonardo Chaparro Zapata Ashly Alexandra Rosales Palacios		Tipo de prueba	
Institución		Universidad Privada César Vallejo			
Dimensión de estudio para amigdalitis pre-diagnóstico		Aspecto			
Fecha de Inicio		02/07/2021		Fecha final	
				16/10/2021	
Variable		Indicador		Medida	
Amigdalitis pre-diagnóstico		Nivel de colorimetría por máquina del aspecto		Rango	
#	Fecha de revisión	Edad	Rango de color negro	Rango de color blanco	Resultado final
1					
2					
3					
4					
5					
6					

Ficha de registro de casos para el aspecto

Fuente: Elaboración propia

MATRIZ DE CONSISTENCIA

Título	Pregunta General	Objetivo General	Preguntas específicas	Objetivos específicos	VARIABLE	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición	Diseño metodológico
Pre-diagnóstico de amigdalitis por procesamiento de imágenes usando redes neuronales convolucionales en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021	¿Cómo un modelo con redes neuronales convolucionales se aplica para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura?	Aplicar un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura	¿Cómo medir el incremento de la precisión en un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021?	Calcular el incremento de la precisión en un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021	Procesamiento de imágenes	“La identificación con foto juega un papel importante en el campo de la ciencia de la conservación. Gestión de la recuperación de especie se basa en estimar la abundancia de la población y monitorear las tendencias a lo largo del tiempo” (Bogucki et al. 2019)	El procedimiento efectuado en el procesamiento de imágenes es la precisión, es decir la ubicación por coincidencia de las imágenes, además de la especificidad, clasificando las imágenes de forma binaria utilizando ficha de registros para el entrenamiento para aumentar la confiabilidad del sistema.	Precisión (ubicación por coincidencia)	Incremento de la precisión. [(Suma de los valores de precisión por época / número de épocas procesadas) - (valor de pérdida de cada época)] x 100%	Razón / Continua	Muestra por conveniencia de 180 imágenes para el aprendizaje y el pre-diagnóstico. (Juan F. Heredia-Gómez et al. 2020)
			¿Cómo medir la exactitud para la especificidad de un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021?	Incrementar la exactitud para la especificidad de un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021.				Especificidad	Incremento de exactitud para la especificidad	Razón / Continua	

			¿En qué se diferencia el aspecto y la hipertrofia utilizando un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis?	Distinguir el aspecto y la hipertrofia utilizando un modelo con redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes como pre-diagnóstico de amigdalitis en los jóvenes adultos entre 18 a 30 años en Piura, 2021	Amigdalitis pre-diagnóstico o	“Inflamación de las amígdalas debido a infecciones (virales o bacterianas); generalmente se presenta con exudado amigdalino y/o adenopatías cervicales” (Pavez et al. 2019)	El procedimiento efectuado en el pre-diagnóstico de amigdalitis es la hipertrofia de las amígdalas, es decir la inflamación de estas, además del aspecto. Se utilizarán fichas de registro de casos de los pacientes para obtener datos	Hipertrofia	Incremento del tamaño (Medida de las amígdalas / Medida de la separación entre amígdalas)	Razón / Continua
								Aspecto	Nivel de colorimetría por máquina (Rango)	Razón / Continua

Matriz de consistencia

Fuente: Elaboración propia

Estudio de Investigación	Fuente Bibliográfica y autor	Objetivos Investigación	Nivel de la Investigación	Tipo de Investigación	Diseño de Investigación No Experimental: [T-L]	Diseño de Investigación Experimental: [P-C-E]	Sustentar Principios Investigación Experimental
Análisis de la Morfología de las Rugas Palatinas Antes y Después de Tratamiento Ortodóncico por un Sistema de Reconocimiento por Imágenes Digitales	(Xiu, 2017)	Analizar la tasa de exactitud de un sistema de reconocimiento de imágenes digitales en la adaptación de la morfología de la rugosidad palatina después del tratamiento ortodóncico	Explicativa	Aplicada		Pre - experimental	Repetir
Detección basada en aprendizaje profundo de prótesis y restauraciones dentales	Takahashi y otros (2021)	Reconocer prótesis y restauraciones dentales mediante un método de detección de objetos de aprendizaje profundo	Exploratoria	Aplicada	Transeccional		
Inteligencia artificial en la detección de osteoartritis de la articulación temporomandibular en ortopantomografía	Choi, Park y otros (2021)	Investigar la utilidad clínica de una herramienta de diagnóstico de IA desarrollada para el diagnóstico de ATM a partir de OPG utilizando aprendizaje profundo	Exploratoria	Aplicada	Transeccional		

Evaluar el potencial del aprendizaje profundo y la visión por computadora para identificar especies de abejorros a partir de imágenes	Spiesman y otros (2021)	Evaluar el desempeño de cuatro modelos de redes neuronales convolucionales entrenados para clasificar 36 especies de abejorros de América del Norte	Explicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir
Diagnóstico de melanoma mediante técnicas de aprendizaje profundo en imágenes dermatoscópicas	Jojoa y otros (2021)	Proponer un método propuesto para aprovechar las potencialidades de Mask R_CNN para la detección de objetos, patrones y / o figuras dentro de una imagen junto con la potencialidad del modelo ResNet152	Predictivo	Aplicada		Pre-experimental	Repetir
Diagnóstico automático de artritis reumatoide en radiografías de manos utilizando redes neuronales convolucionales	Betancourt y otros (2018)	Desarrollar un sistema basado en inteligencia artificial empleando redes neuronales convolucionales para la detección automática de la artritis reumatoide en radiografías de manos	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir
Diseño de Software para la identificación	Montaña y Perilla (2017)	Diseñar e Implementar un software en la	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir

de caries por tratamiento de imágenes aplicando la norma ICDAS		herramienta Matlab para el diagnóstico de caries en imágenes digitales					
Uso de redes neuronales convolucionales en teléfonos inteligentes para la identificación de enfermedades bucales utilizando un pequeño conjunto de datos	González y Quintero (2021)	Desarrollar un prototipo de aplicación móvil para la identificación de lesiones bucales basada en redes neuronales convolucionales	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir
Determinación de la madurez de mazorcas de Cacao, haciendo uso de redes neuronales convolucionales en un sistema embebido	Heredia y otros (2020)	Desarrollar una herramienta portable con redes neuronales convolucionales para indicar si una mazorca de cacao se encuentra en el momento oportuno para ser cosechada	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir
Sistema de clasificación por visión artificial de mangos tipo Tommy	Romero y otros (2014)	Desarrollar una aplicación de visión artificial utilizando el Toolbox de procesamiento de imagen de Matlab para clasificar	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir

		el mango de variedad tipo Tommy					
Clasificación de frutas basadas en redes neuronales convolucionales	Aguilar y Campoverde (2020)	Entrenar un modelo de visión artificial utilizando una red neuronal convolucional para la clasificación de 13 clases de frutas	Aplicativo	Tecnológica		Pre-experimental	Repetir
Modelo multivariado para predecir amigdalitis estreptocócica	Villaseñor y otros (2007)	Desarrollar modelo multivariado para predecir aislamiento de Streptococcus pyogenes en pacientes con faringoamigdalitis aguda.	Aplicativo	Transeccional	Transeccional		
Estudio experimental de la infiltración leucocitaria de amígdalas palatinas durante la crisis aguda de la amigdalitis pultácea en niños: Implicaciones terapéuticas sobre la modulación de la inflamación.	López y otros (2001)	Profundizar en el conocimiento de la respuesta inmune durante la crisis aguda y el periodo intercrisis de la amigdalitis pultácea	Exploratorio	Transeccional	Transeccional		
Consideraciones sobre Amigdalectomía y adenoidectomía	Hernández y García (2006)	Mostrar algunas consideraciones generales en relación con	Correlacional	Transeccional	Transeccional		

		la amigdalectomía y la adenoidectomía					
Recomendaciones para el diagnóstico y tratamiento etiológico de la faringoamigdalitis aguda estreptocócica en pediatría	Pérez y otros (2018)	Proporcionar recomendaciones para el diagnóstico y tratamiento etiológico de la faringoamigdalitis aguda estreptocócica en pediatría	Explicativa	Aplicada	Transeccional		
Determinación de la bacteria Haemophilus Influenzae en la amigdalitis aguda de pacientes pediátricos	Vargas (2014)	Determinar el Haemophilus influenzae como agente causal de la amigdalitis aguda en pacientes pediátricos	Explorativa	Transeccional	Transeccional		
Amigdalitis hemorrágica como presentación de Sarcoma de Kaposi	Tahamara y otros (2019)	Identificar una amigdalitis hemorrágica como forma de presentación de un Sarcoma de Kaposi asociado al VIH	Explorativa	Transeccional	Transeccional		

Matriz de enfoque y diseño metodológico

Fuente: Elaboración propia

INFORMACIÓN DE ANTECEDENTES

En España, en la Universidad de Deusto, Jojoa y otros (2021) en su investigación “Diagnóstico de melanoma mediante técnicas de aprendizaje profundo en imágenes dermatoscópicas” tuvo como objetivo proponer un método propuesto para aprovechar las potencialidades de Mask R_CNN para la detección de objetos, patrones y / o figuras dentro de una imagen junto con la potencialidad del modelo ResNet152. El método propuesto en este trabajo involucra una etapa inicial que recorta automáticamente la región de interés dentro de una imagen dermatoscópica utilizando la técnica de Red Neural Convolutiva basada en Máscara y Región, y una segunda etapa basada en una estructura ResNet152, que clasifica las lesiones como “benignas” O “maligno”. Como resultado se realizó la capacitación, validación y prueba del modelo propuesto utilizando la base de datos asociada al desafío planteado en el Simposio Internacional de Imagen Biomédica 2017. En el conjunto de datos de prueba, el modelo propuesto logra un aumento en la precisión y una precisión equilibrada de 3.66% y 9.96%, respectivamente, con respecto a la mejor precisión y la mejor relación sensibilidad / especificidad informada hasta la fecha para la detección de melanoma en este desafío. Además, a diferencia de los modelos anteriores, la especificidad y la sensibilidad alcanzan una puntuación alta (superior a 0,8) simultáneamente, lo que indica que el modelo es bueno para la discriminación precisa entre lesiones benignas y malignas, sin sesgo hacia ninguna de esas clases. Los resultados obtenidos con el modelo propuesto sugieren una mejora significativa con respecto a los resultados obtenidos en el estado de la técnica en cuanto al rendimiento de los clasificadores de lesiones cutáneas (malignas / benignas) (Jojoa Acosta et al. 2021).

En España, Hospitales Universitarios Virgen del Rocío, López y otros (2001) en su investigación “Estudio experimental de la Infiltración de leucocitos de las amígdalas nasofaríngeas durante la amigdalitis aguda en niños: Implicaciones terapéuticas para la regulación de la inflamación.” tiene como objetivo profundizar en el conocimiento de la respuesta inmune durante la crisis aguda y el periodo intercrisis de la amigdalitis pultácea. Un total de 20 niños de edades que oscilan entre los 4,2 y los 14,5 con una media de 8,7 años, presentaron amigdalitis pultácea y tuvieron la indicación de amigdalotomía con o sin

adenoidectomía. Perteneían al grupo de amigdalitis aguda recurrente con amígdalas de tamaño 0 y 1, de acuerdo con la clasificación basada en la estimación clínica del tamaño de las amígdalas palatinas y la historia infecciosa amigdalar. Los niños sometidos a este estudio no estaban tomando antibióticos ni lo habían tomado al menos durante el mes previo. La bacteriología presentó cultivo positivo para estreptococos betahemolíticos en un 30% de los casos durante el período intercrisis con 5 casos positivos para *Streptococcus pyogenes* del grupo A y un caso para el grupo C. Mientras que en la crisis aguda de la amigdalitis pultácea se halló un 55% de cultivos positivos para estreptococos betahemolíticos, con 9 casos positivos de *Streptococcus pyogenes* del grupo A, 1 caso positivo del grupo C y otro caso positivo del grupo F. La serología presentó valores elevados tanto para ASLO (antiestreptolisina O) como para ADB (anti-DNasa B), siendo la media \pm error estándar de los valores de ASLO (antiestreptolisina O) de 924 ± 152 UI/ml y 1.653 ± 257 UI/ml los valores de ADB (anti-DNasa B). Como resultados se obtuvo que la amigdalitis pultácea continúa siendo un problema frecuente en la niñez. Hay una íntima relación entre los sistemas inmunológicos y neuroendocrinos a través de la hormona pineal melatonina. Se han descrito niveles de melatonina en amígdalas palatinas de niños con amigdalitis aguda recurrente y con hipertrofia amigdalar. También se han detectado receptores de melatonina en linfocitos y en neutrófilos, por lo que debe haber un equilibrio entre los diferentes sistemas orgánicos como base de los procesos defensivos (López González, M.A. et al. 2001).

En México, el Instituto Mexicano del Seguro Social, Villaseñor y otros (2008) en su investigación "Modelo multivariado para predecir amigdalitis estreptocócica" tiene como objetivo desarrollar modelo multivariado para predecir aislamiento de *Streptococcus pyogenes* en pacientes con faringoamigdalitis aguda. Se evaluaron 14 signos y 18 síntomas. Análisis de sensibilidad, especificidad, valores predictivos, χ^2 , p exacta de Fisher, razón de momios cruda e IC a 95 %, razón de momios ajustada (RM) e IC 95 % mediante regresión logística dicotómica. De 213 pacientes, 37 % del sexo masculino; edad promedio de 14.9 años; se aisló *Streptococcus pyogenes* en 15 %, y 84 % recibió antibióticos. Signos y síntomas asociados de manera significativa con el aislamiento de *Streptococcus pyogenes*: odinofagia (RM = 4.45, IC 95 % = 1.13-17.53);

amígdalas con exudado (RM = 3.20, IC 95 % = 1.22- 8.43); aliento fétido (RM = 2.78, IC 95 % = 1.09-7.10); adenopatía cervical anterior dolorosa (RM = 2.70, IC 95 % = 1.05-6.96). Los síntomas nasales fueron un factor protector (RM = 0.25, IC 95 % = 0.09-0.71). Como conclusiones se tuvo que La incidencia de faringitis estreptocócica fue similar a otros informes. Los signos y síntomas asociados con el aislamiento de *Streptococcus pyogenes* han llevado al desarrollo de algoritmos deterministas para el diagnóstico (Villaseñor-Sierra et al. 2008).

En México, el Centro de Cirugía Ambulatoria del ISSSTE, Hernández y García (2006), en su investigación "Consideraciones sobre amigdalectomía y adenoidectomía" tiene como objetivo mostrar algunas consideraciones generales en relación con la amigdalectomía y la adenoidectomía. La dificultad técnica del procedimiento, la ubicación anatómica de las amígdalas y el tejido adenoideo., provocó que diferentes autores hayan creado herramientas que facilitan la extracción de tejido. La primera dificultad de la cirugía de amígdalas o adenomas es tratarla de una intervención "menor". Durante la exploración física frecuentemente se encuentra: paciente delgado, pálido, con la boca abierta, labios discretamente secos, alteraciones en la posición de los dientes, paladar ojival, amígdalas palatinas hipertróficas con criptas agrandadas, congestivas, con reacción periamigdalal en la pared posterior de la orofaringe con gránulos linfoides y en la rinoscopia posterior se encuentra un colchón adenoideo abundante. El dolor y el sangrado después de la cirugía son las dos causas principales de una glandectomía. El sangrado durante y después de la cirugía (especialmente después de la cirugía) es probablemente la principal preocupación del cirujano. Se han investigado y reportado muchos métodos para reducirlo o evitarlo, pero ninguno ha demostrado ser 100% efectivo (Paz y Guzmán 2006).

En Cuba, en la Universidad de Ciencias Médicas de La Habana, Tahamara y otros (2019), en su artículo "Amigdalitis hemorrágica como presentación de Sarcoma de Kaposi" que tiene como objetivo identificar una amigdalitis hemorrágica como forma de presentación de un Sarcoma de Kaposi asociado al VIH. Paciente masculino, de 22 años, raza negra, estado civil acompañado, ocupación estibador, que desde hace 7 meses comienza con molestias en "la garganta que le dificultaba tragar" por lo cual acudió en varias ocasiones a

Cuerpo de Guardia de Otorrinolaringología donde se le diagnosticó amigdalitis aguda y se le indicó tratamiento con antibióticos de forma ambulatoria de manera reiterada, con los cuales mejoraba solo parcialmente. En esta ocasión acude por odinofagia y disfagia nuevamente, además de notar aumento de volumen lateral derecho del cuello desde hacía varios días y refirió haber perdido aproximadamente 20 kg de peso en los últimos 6 meses. Antes del uso de antibióticos, se alargaba el proceso de infección orofaríngea, aumentaba el flujo sanguíneo a las amígdalas y podía causar erosión vascular con sangrado de las amígdalas. La presencia de amígdalas hemorrágicas hoy en día es una complicación infrecuente de amigdalitis agudas o crónicas debido al diagnóstico serológico efectivo frente a procesos virales y al amplio uso de antimicrobianos en la práctica clínica para el tratamiento de afecciones bacterianas. Las características hemorrágicas de una amigdalitis permitieron sospechar el diagnóstico infección por VIH con Sarcoma de Kaposi predominante en cavidad oral (Alcalá Villalón et al. 2019).

En Colombia, en la Universidad Autónoma de Bucaramanga, Heredia y otros (2020) en su investigación “Determinación de la madurez de mazorcas de Cacao, haciendo uso de redes neuronales convolucionales en un sistema embebido” tuvo como objetivo desarrollar una herramienta portable con redes neuronales convolucionales para indicar si una mazorca de cacao se encuentra en el momento oportuno para ser cosechada. Para el presente trabajo fue empleado un genotipo de cacao tipo criollo denominado TCS 01 (Teobroma Corpoica la Suiza). Se introdujo 498 imágenes originales para el desarrollo de la solución, y 3 veces más esta cantidad en imágenes sintéticas. No obstante, es probable que las otras investigaciones al no usar un gran número de imágenes (menos de 100 imágenes) presenten un ajuste insuficiente para clasificar imágenes nuevas. Además, se destaca como limitación que las categorías de madurez no están presentes en el árbol durante un mismo lapso que las otras categorías, ya que el estado de inmadurez de una mazorca se extiende aproximadamente durante tres meses, mientras que las dos categorías restantes un mes aproximadamente cada una. Por consiguiente, se recomienda para futuros trabajos incrementar la cantidad de imágenes a usar para evitar posibles sobre entrenamientos (Juan F. Heredia-Gómez et al. 2020).

En Colombia, en la Universidad Nacional de Colombia, Romero y otros (2014) cuya investigación “Sistema de clasificación por visión artificial de mangos tipo Tommy” tuvo como objetivo desarrollar una aplicación de visión artificial utilizando el Toolbox de procesamiento de imagen de Matlab para clasificar el mango de variedad tipo Tommy de acuerdo a sus características de color y tamaño. Para lograrlo se usa una cámara web que captura la imagen en un área de trabajo determinada para tres mangos como máximo. Como resultados El sistema de clasificación presenta una alternativa importante de segmentación, ya que se pueden tener en una misma área de trabajo hasta tres mangos y reconocer sus características principales por los colores predominantes: amarillo, verde o rojo, para darle seguimiento a la clasificación de mangos se etiquetan respectivamente a los colores mencionados (Y, G, R). El aporte de la visión artificial permite la identificación de características presentes en el mango, de esta manera realizar la estimación en tiempo real de la calidad de cada fruta, asegurando una selección completa fruta a fruta de la producción (Romero-Acero, Marín-Cano y Jiménez-Builes 2015).

En Chile, el Comité de Antimicrobianos, Pérez y otros (2018) en su investigación que tuvo como título “Recomendaciones para el diagnóstico y tratamiento etiológico de la faringoamigdalitis aguda estreptocócica en pediatría” tuvo como objetivo proporcionar recomendaciones para el diagnóstico y tratamiento etiológico de la faringoamigdalitis aguda estreptocócica en pediatría. La infección por *Streptococcus b hemolítico Grupo A* es una infección ubicua, más frecuente en climas templados, usualmente ocurre en invierno e inicios de primavera. Dependiendo de la situación epidemiológica, la tasa de portadores faríngeos de SBHGA (*Streptococcus b hemolítico Grupo A*) en niños puede ser hasta 15%, pudiendo llegar hasta 20% en adultos y 50% en niños contactos con SBHGA (*Streptococcus b hemolítico Grupo A*) en situación de brote de enfermedad estreptocócica. Los pacientes que desarrollen signos/síntomas de faringitis dentro de semanas o meses post-tratamiento asociado a evidencia de laboratorio de SBHGA (*Streptococcus b hemolítico Grupo A*), pueden corresponder a casos de FAE (faringoamigdalitis aguda estreptocócica) recurrente, así como también podría tratarse de cuadros virales a repetición en portadores crónicos faríngeos. Portadores crónicos: tienen muy bajo o nulo

riesgo de complicaciones o diseminar la infección a contactos cercanos; por lo tanto, no se justifica su identificación y, generalmente, no requieren tratamiento antimicrobiano. Como conclusiones hay una alta tasa de error utilizando sólo la manifestación clínica en la toma de decisiones para indicar antibioterapia en una faringoamigdalitis aguda. Es necesario confirmar si una FA (faringoamigdalitis aguda) es causada por SBHGA (*Streptococcus b hemolítico Grupo A*) o no. La resistencia *in vitro* de SBHGA (*Streptococcus b hemolítico Grupo A*) a clindamicina, macrólidos y azálidas en nuestro medio se ha elevado paulatinamente llegando en la actualidad a casi 20% (Pavez et al. 2019).

En Ecuador, en la Universidad Católica de Cuenca, Aguilar y Campoverde (2020) en su investigación que tuvo como título “Clasificación de frutas basadas en redes neuronales convolucionales” tuvo como objetivo entrenar un modelo de visión artificial utilizando una red neuronal convolucional para la clasificación de 13 clases de frutas. La metodología que usan es captura de imágenes de frutas, procesamiento de imágenes, entrenamiento de la red neuronal y validación del modelo entrenado. Se usaron frutas tales como: banana, cereza, frutilla, limón, mandarina, mango manzana, mora, naranja, papaya, pera, piña y uva. Para el procesamiento de imágenes, se redimensionaron las imágenes sin perder calidad, debido a que dependiendo de la resolución de la imagen se obtendrán mejores resultados. La red convolucional selecciona en bloques 10 imágenes aleatoriamente y las procesa. El entrenamiento se configura para que se realice en 4.000 pasos y otorga resultados de efectividad, validación y entropía cruzada. Para la validación se utilizaron 1300 imágenes correspondientes a las 13 categorías definidas en esta investigación. Como resultado se obtuvo un 87% de eficiencia, además la mejor velocidad promedio fue de 0,406 segundos en esta investigación (Alvarado y Molina 2020).

En Ecuador, en la Universidad de Guayaquil, Vargas (2014) en su trabajo de titulación “Determinación de la bacteria *Haemophilus influenzae* en la amigdalitis aguda de pacientes pediátricos” que tuvo como objetivo determinar el *Haemophilus influenzae* como agente causal de la amigdalitis aguda en pacientes. Se utilizan técnicas microbiológicas para identificar su presencia, iniciando con el exudado faríngeo seguido del antibiograma. Se propone la elaboración para consumo del “jarabe de jengibre a base de antioxidantes para

el malestar de las amígdalas”, quien asume el alivio al dolor de las amígdalas con efecto desinflamatorio. Se debe tomar en cuenta que en la fórmula del jarabe de jengibre posee insumos naturales más no sintéticos para el alivio al malestar de las amígdalas, sin descartar el uso de antibióticos recetados con acción eficaz. Como conclusiones se obtuvo que el bacilo *Haemophilus influenzae*, fue la tercera causa de amigdalitis pultácea o aguda en niños, antecedida del *Streptococcus pyogenes* y del *Streptococcus beta hemolítico tipo A* (Rosales y Adriana 2014).