



ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO

**“SISTEMA INTELIGENTE MÓVIL BASADO
EN REDES NEURONALES
CONVOLUCIONALES PARA EL
DIAGNÓSTICO PREVIO DE ENFERMEDADES
RENALES”**

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE
DOCTOR EN INGENIERÍA DE SISTEMAS**

AUTOR:

GARCÍA CORTEGANO, CARLOS ALBERTO

ASESOR (A)

DR. PORRAS LAVALLE RAUL ERNESTO

JURADO

DR. FLORES VIDAL, HIGINIO EXEQUIEL

DR. VALES CARRILLO, JORGE ALBERTO

DR. FRANCO DEL CARPIO, CARLOS MIGUEL

LIMA-PERÚ

2020

Título

“Sistema Inteligente Móvil basado en Redes Neuronales Convolucionales para el Diagnóstico previo de Enfermedades Renales”

Autor

Carlos Alberto García Cortegano

Asesor

Dr. Raúl Ernesto Porras Lavalle

Área de Investigación

38: Sistemas Inteligentes, Robótica, Domótica

DEDICATORIA

Dedico esta tesis Doctoral, a la memoria de mi Papá Alfonso, porque fue una inspiración para seguir superándome.

A mi Mamá Chenita por su apoyo moral y por recordarme siempre que la humildad y la Fe en Dios sean una práctica continua en mi vida

A Nancy por soportarme, apoyarme y alentarme en todos mis emprendimientos.

A mi amado hijo Carlos Emanuel por inspirarme a ser un ejemplo para él.

AGRADECIMIENTO

Un agradecimiento a mi asesor el doctor Raúl Porras Lavalle, por sus valiosas sugerencias para mejorar la tesis, al doctor Ciro Rodríguez por su orientación en el curso de Dirección de Tesis, a todos los docentes que impartieron sus enseñanzas en el Doctorado en Ingeniería de Sistemas.

Al doctor Heiter Valderrama, Rector de la Universidad Nacional de la Amazonia Peruana por su apoyo y facilidades brindadas para poder estudiar este doctorado.

Al Ingeniero Isaac Ocampo por sus sugerencias en el desarrollo de las redes Neuronales.

ÍNDICE

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTO	iii
ÍNDICE DE TABLAS	vi
RESUMEN	vii
ABSTRACT	viii
CAPITULO I: INTRODUCCIÓN	1
1.1. Planteamiento del problema.....	2
1.2. Descripción del problema.....	2
1.3. Formulación del problema	5
1.4. Antecedentes	6
1.5. Justificación de la investigación.....	18
1.6. Limitaciones de la investigación	19
1.7. Objetivos de la investigación.....	20
1.8. Hipótesis	21
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO	22
2.1. Marco conceptual.....	22
CAPITULO III: MÉTODO	31
3.1. Tipo de investigación.....	31
3.2.1. Universo.....	32
3.2.2. Muestra.	32
3.3. Operacionalización de las variables.....	33
3.3.1. Variables e Indicadores	33
3.3.2 Descripción de Indicadores.....	33
3.3.3 Operacionalización de Indicadores	34

3.4.	Instrumentos.....	36
3.5.	Procedimientos	37
3.6.	Análisis de datos.....	38
9.4.	3.7. Consideraciones éticas	38
CAPITULO IV: RESULTADOS.....		39
CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS.....		43
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN DE RESULTADOS		50
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES.....		52
CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES		54
CAPITULO VIII: REFERENCIAS.....		55
CAPITULO IX: ANEXOS		59
9.1.	Matriz de Consistencia	59
9.2.	Formato de Observación N°1.....	61
9.3.	Formato de observación N°2	67
9.4.	Documentos para validación de instrumentos.....	70
9.5.	Vistas del Sistema Inteligente Móvil.....	72
9.6.	Código fuente.....	74
9.7.	Manual de Usuario del Sistema Inteligente Móvil.....	76
9.8.	Explicación del algoritmo de red neuronal convolucional	83

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Variables e Indicadores.....	33
Tabla 2: Indicador que muestra Variable Independiente	33
Tabla 3: Descripción de Indicadores de la Variable Dependiente	34
Tabla 4: Indicador e Índice de la Variable Independiente	35
Tabla 5: Indicador e Índice de la Variable Dependiente.....	35
Tabla 6: Presentación desagregada del banco de imágenes.....	39
Tabla 7: Tabla de Resultados correctos de diagnósticos previos con el uso del Sistema Inteligente Móvil.	40
Tabla 8: Tabla de resultados de entrenamiento de la Red Neuronal.....	41
Tabla 9: Tabla de Pruebas de uso del Sistema Inteligente.....	42
Tabla 10: Resumen del Cálculo del Índice de Sensibilidad y Especificidad.	43
Tabla 11: Prueba diagnóstica del Entrenamiento.....	44
Tabla 12: Prueba diagnóstica de la Prueba de Uso.	44

RESUMEN

El presente trabajo de investigación tuvo como finalidad la generación de una herramienta que facilite el diagnóstico previo del estado del deterioro del riñón, en pacientes sanos y con enfermedades renales, utilizando algoritmos de redes neuronales convolucionales desde un aplicativo móvil, e imágenes de resultados de exámenes de orine realizados a partir de tiras reactivas.

Este aplicativo permite la determinación de dos estados de salud: “Enfermo” y “Sano”. Se ha utilizado como dataset un banco compuesto de 268 imágenes (154 imágenes de tiras reactivas con resultados de pacientes “Sanos” y 154 imágenes de tiras reactivas con resultados de pacientes “Enfermos”). El tipo de investigación es Aplicada, con un nivel de investigación Explicativa, siendo el diseño de la investigación Experimental. Se ha logrado un índice de Sensibilidad del 100 % y de Especificidad del 99 % con esto se concluye que el software de reconocimiento es una herramienta efectiva a partir del cual se logran resultados aceptables, en ambos casos son valores esperados en la presente tesis; de esta manera se acepta la Hipótesis de la Investigación: “La implementación de un Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales permitirá realizar diagnósticos previos de enfermedades renales de la población adulta en la ciudad de Iquitos 2019”.

Palabras Clave: Diagnóstico previo, Sistema Inteligente Móvil, Inteligencia Artificial, Redes Neuronales Convolucionales, Tiras reactivas.

ABSTRACT

The purpose of this research work was to generate a tool that facilitates the previous diagnosis of the state of kidney deterioration, in healthy patients and with kidney diseases, using convolutional neural network algorithms from a mobile application, and images of examination results of urine made from test strips.

This application allows the determination of two health states: "Sick" and "Healthy". A bank consisting of 268 images (154 images of test strips with results of "Healthy" patients and 154 images of test strips with results of "Sick" patients) was used as a dataset. The type of research is Applied, with an Explanatory research level, being the research design Experimental. A Sensitivity index of 100% and Specificity of 99% have been achieved, with this it is concluded that the recognition software is an effective tool from which acceptable results are achieved, in both cases they are expected values in this thesis; In this way, the Research Hypothesis is accepted: "The implementation of a Mobile Intelligent System based on image processing with convolutional neural networks will allow prior diagnoses of kidney diseases in the adult population in the city of Iquitos 2019".

Key Words: Previous diagnosis, Mobile Intelligent System, Artificial Intelligence, Convolutional Neural Networks, Test strips

CAPITULO I: INTRODUCCIÓN

En la actualidad, según el Atlas Mundial de la Salud Renal (2017), señala que gran parte de los países del mundo, se vienen incrementando los casos de pacientes con enfermedades renales crónicas tales como: Estados Unidos, Polonia, Alemania, Singapur y en gran parte de América Latina. Se estima que “las enfermedades renales son causadas por diferentes factores” (MedlinePlus, 2020), relacionados a actividades cotidianas actuales como el sedentarismo y una “serie de enfermedades” (The National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases, 2020), como la diabetes, hipertensión, hígado graso, entre otras, con afectación directa en los riñones.

El “diagnóstico de estas enfermedades renales” (Clínic Barcelona, 2020) es realizado en los laboratorios a través de métodos convencionales y por lo general tienen una duración promedio de tres horas o inclusive más.

Existen experiencias acerca del uso de métodos tecnológicos aplicados en el campo de la salud para el diagnóstico previo de enfermedades como insumos preliminares y complementarios a una prueba de laboratorio, es por ello que se plantea el desarrollo de un Sistema Inteligente Móvil basado en redes neuronales convolucionales para realizar el diagnóstico previo de enfermedades renales de la población adulta como una herramienta de ayuda, tanto para médicos especialistas en enfermedades renales como para los mismos pacientes. Esto consiste en la toma de fotografías a unas tiras reactivas sensibles a la composición de la orina del paciente y con resultados en menos de 1 minuto.

Esta investigación muestra resultados del uso de algoritmos de redes neuronales convolucionales aplicados al campo de la salud, con el fin de ayudar a la población en general a obtener resultado de diagnósticos previos acerca de su deterioro renal.

1.1. Planteamiento del problema

El 10 % de la población mundial sufre de enfermedades renales crónicas, según lo indicaron la Organización Mundial de la Salud y la Organización Panamericana de la Salud (2018), a su vez, que dichas instituciones señalan desde hace varios años, el deterioro renal constituye afecciones de salud de mayor incidencia y más silenciosas en el mundo siendo más evidente en su fase terminal. Es importante mencionar que las enfermedades renales alertan de riesgos significativos para el cuerpo humano, entre las que destacan la diabetes, la presión arterial y enfermedades cardiovasculares. A la vez es importante indicar que las enfermedades asociadas al deterioro el riñón, están directamente vinculadas al grado de vulnerabilidad que logra el COVID-19 en las personas. Diversos estudios señalan alta mortalidad y agravantes fisiológicas del COVID-19 en personas con diabetes e hipertensión. Por lo cual, la prevención frente a enfermedades del riñón cobra mayor importancia en plena Pandemia mundial.

La Organización Mundial de la Salud y la Sociedad Internacional de Nefrología e Hipertensión (2015), desde hace una década vienen impulsando actividades orientadas a la reducción de brechas respecto al tratamiento de pacientes de enfermedades renales, priorizando a pacientes en estados avanzados de la enfermedad. Parte de estas acciones comprenden actividades de investigación científica e innovación, con las que se busca generar herramientas que faciliten procesos como el diagnóstico y tratamiento.

1.2. Descripción del problema

Desde hace más de una década, la región Loreto es una de las regiones con menor calidad de los servicios de salud en el Perú, ello manifestado en los resultados del Índice de Competividad Regional - INCORE (2019), y expresado en la población a través de limitados acceso a servicios de salud de calidad.

En este contexto es pertinente indicar que, en la Amazonía peruana, existen diversos problemas que afectan la oferta de servicios de salud de calidad, entre los que destacan el reducido número de hospitales y centros de salud, escasa oferta de médicos y especialidades disponibles de atención, siendo el panorama más complejo en las zonas rurales y comunidades indígenas.

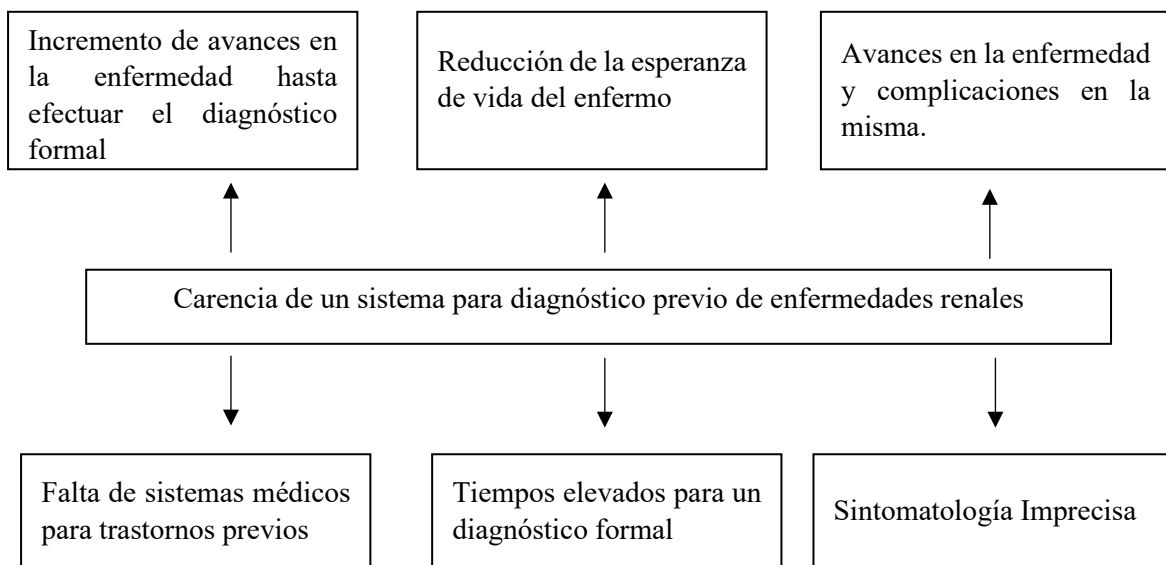
Así mismo, en los últimos años se vienen incrementando las enfermedades crónicas relacionados a la alimentación, como diabetes, hipertensión, hígado graso y otras asociadas al riñón (todas estas enfermedades son perceptibles visualmente en la orina).

Cada vez son más frecuentes el incremento de casos de enfermedades renales en los diversos grupos de población (adultos mayores, adultos y niños, etc.) Asimismo, un limitante que desfavorece es la baja accesibilidad a los hospitales y centros de salud (por diversas causas como la capacidad de desplazamiento, economía, e incluso por escasa cultura de consulta al médico). A la vez es importante comentar que gran parte de la población desconoce o no le toma importancia a enfermedades que se manifiestan visualmente (como las asociadas o visualizables desde su orina), finalmente se presentan índices de no asistencia a consultorios médicos por falta de educación para la salud y por costumbres personales.

Entre los problemas más relevantes se tiene lo siguiente:

- Reducido porcentaje de pacientes que visitan los centros médicos ante algún problema de salud (respecto a enfermedades crónicas priorizadas).
- Reducido porcentaje de pacientes que frecuentemente reciben atenciones médicas (respecto a enfermedades crónicas priorizadas).
- Escaso porcentaje de pacientes con enfermedades crónicas diagnosticadas a tiempo.

- Escaso porcentaje de familias que cuentan con cultura de facilitar el acceso de los adultos a centros de salud (respecto a enfermedades crónicas priorizadas).
- Reducido porcentaje de pacientes que usan tecnología como apoyo efectivo de sus enfermedades crónicas.
- Reducido porcentaje de pacientes que hacen seguimiento apropiado de sus enfermedades crónicas.



1.3. Formulación del problema

- **Problema General**

- ¿De qué manera un Sistema Inteligente puede realizar diagnóstico previo de enfermedades renales?

- **Problemas Específicos**

- ¿De qué manera un Sistema Inteligente puede realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%?
- ¿De qué manera un Sistema Inteligente puede realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%?
- ¿De qué manera un Sistema Inteligente puede realizar diagnósticos previos enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%?

1.4. Antecedentes

- Pla e Irizar (2019), en el artículo titulado “Clasificador automático de imágenes de muestras de sangre basado en redes neuronales profundas”, señalan que:

Este trabajo presenta un estudio para desarrollar un clasificador automático basado en redes neuronales profundas que evalúe la calidad de las muestras de sangre analizadas. Este clasificador se basa en el reconocimiento de patrones asociados a los momentos de color y a las componentes de matiz, saturación y valor del brillo, extraídos de las imágenes de las muestras de sangre. Para esto se seleccionó una red neuronal profunda compuesta por dos autocodificadores profundos más un clasificador softmax, entrenada con ejemplos de imágenes de muestras de sangre, obteniéndose resultados satisfactorios en la validación del método con la clasificación correcta de las muestras sometidas a análisis.

Contribución: Clasificador automático basado en redes neuronales profundas que evalúa la calidad de las muestras de sangre analizadas.

Componentes de la Contribución: Red neuronal profunda compuesta por dos autocodificadores profundos más un clasificador, Librería de código abierto EMGU CV (versión 3.1).

Ideas reusables en mi proyecto: Clasificador automático basado en redes neuronales profundas

- Galarza y Elaine (2019), en el trabajo titulado “Reconocimiento de patrones de imágenes médicas para establecer diagnósticos previos en trastornos pulmonares”, mencionan que:

Este proyecto desarrolló un sistema que permite efectuar diagnóstico previo en problemas pulmonares. El método empleado se basa en la adquisición de imágenes de rayos X de tórax con alto kilovoltaje, las mismas que deben almacenarse en un computador de preferencia en formato JPG, las cuales al ser ingresadas al sistema desarrollado son preprocesadas estandarizándolas para su manejo, procesadas y segmentadas mediante técnicas de visión artificial y programación que permitan abstraer la información de relevancia que en este caso son los Nódulos, Quistes y calcificaciones presentes con sus respectivos diámetros para poder contabilizarlos y emitir un resultado que puede servir para el médico y para el paciente en forma previa el que se detallan también antecedentes médicos que en el caso de enfermedades de tipo pulmonar son muy importantes de considerar para el diagnóstico y posterior tratamiento, recalcando que no debe reemplazar de ninguna forma el criterio del médico experto en el tema. Para la construcción del sistema se ha empleado software libre con librerías especializadas en visión artificial y manejo de imágenes, tanto por el costo como por la facilidad de manipulación, documentación y escalabilidad en un futuro lo que permitirá seguir trabajando y mejorando el tema, además de tener una codificación sencilla para un programador que facilite realizar modificaciones. El sistema una vez desarrollado se ha sometido a suficientes pruebas que han demostrado la validez del sistema además de la funcionalidad y asertividad en la visualización de los resultados que se obtienen.

Contribución: Sistema que permite efectuar diagnóstico previo en problemas pulmonares, permite abstraer la información de relevancia para poder

contabilizarlos y emitir un resultado que puede servir para el médico y para el paciente.

Componentes de la Contribución: Software libre Python para preprocesamiento y procesamiento de imágenes, 100 imágenes de pulmones.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Sistema que permite efectuar diagnóstico previo.

- Mancilla, Londero, Riquelme y Korol (2018), en el artículo titulado “Identificación de Equinocitos por análisis digital de imágenes microscópicas: Optimización mediante Transformada Wavelet”, indican que:

En este trabajo se propuso identificar distintas alteraciones en la morfología de los GR humanos frescos en suspensión a través del empleo de descriptores de forma incorporando la eliminación de ruido por Transformada Wavelet. Se utilizaron suspensiones de eritrocitos en medios consistentes en solución fisiológica con diferentes concentraciones de albúmina sérica humana. Se empleó el Wavelet de Haar para eliminar el ruido de las imágenes digitales obtenidas. Los resultados son de utilidad para la cuantificación de GR crenados por efecto vidrio. La técnica de análisis de imágenes aquí presentada tiene potencial aplicación en la automatización del conteo y clasificación de GR con diferentes morfologías para poder correlacionarlos con patologías hematológicas.

Contribución: Identificación de distintas alteraciones en la morfología de los GR humanos frescos en suspensión tiene potencial aplicación en la automatización del conteo y clasificación de GR con diferentes morfologías para poder correlacionarlos con patologías hematológicas.

Componentes de la Contribución: Eliminación de ruido por transformada Wavelet, Trainable Weka Segmentation del software libre FIJI.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Redes Neuronales de Regresión Generalizada.

- Franco, Escobar, Bayés y Massa (2018), en el artículo titulado “Digitalización de Imágenes de ECG para la Detección del Síndrome de Bayés”, refieren que:

Dado que el soporte digital de la señal de EKG es obligatorio para su análisis por un algoritmo informático y teniendo en cuenta que incluso con los avances tecnológicos, un gran número de instituciones de salud confían en el soporte digitalizado en papel o imagen para EKG. Por lo tanto, se necesita un método de digitalización de imágenes que preserve las características de señal que son relevantes para diagnosticar el Síndrome de Bayes. En este trabajo, se analizaron algunas alternativas de digitalización para un conjunto de datos representativo. Los resultados fueron prometedores y mostraron que el algoritmo de digitalización desarrollado podría usarse para las etapas posteriores del proyecto que involucran el procesamiento y la clasificación de la señal en la detección de nódulos pulmonares solitarios.

Contribución: Se analizan algunas alternativas de digitalización para un conjunto de datos representativo que preserva las características de señal que son relevantes para diagnosticar el Síndrome de Bayes.

Componentes de la Contribución: Digitalización de imagen con Software libre: Im2gph, Algoritmo en Matlab.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Alternativas de digitalización para un conjunto de datos.

- Encalada y Gamboa (2016), en el trabajo titulado “Desarrollo de un Sistema de soporte a la detección del Glaucoma a través de procesamiento digital de imágenes biomédicas del fondo de ojo y uso de software libre”, indican que:

En este trabajo se presenta el desarrollo de un sistema de asistencia al diagnóstico, que incluye un conjunto de métodos, procedimientos y algoritmos de procesamiento digital de imágenes, para su utilización en la segmentación y caracterización de lesiones dermatológicas en base al método ABCD. Este sistema presenta además, una interfaz de conversión de fotografías digitales dermatológicas al estándar DICOM con posibilidad de almacenamiento en PACS y comunicación con un sistema de registros médicos (EMR) para la obtención de información relacionada al paciente. De esta manera, se brinda al profesional médico mayor información para el diagnóstico además de un método de seguimiento y localización de lesiones de la piel utilizando modelos en 3D.

Contribución: Técnicas usadas para el procesamiento digital de imágenes: el filtrado en la región de interés (ROI) y las operaciones morfológicas aplicadas.

Componentes de la Contribución: Qt Creator, QtDesigner, Librerías de OpenCV, Filtro de Suavizado Gaussiano.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Técnicas usadas para el procesamiento digital de imágenes.

- Rivero, Rivera, Borges y Naranjo (2015), en el artículo titulado “Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax”, refieren que:

En la presente investigación se exponen los resultados obtenidos al desarrollar un algoritmo utilizando métodos de procesamiento de imágenes, para la identificación de nódulos pulmonares solitarios. La utilización de sistemas que dirigen la atención de los especialistas a regiones candidatas en la imagen, proporcionando una segunda opinión en la interpretación de los resultados, pudiera mejorar la consistencia y agilizar el proceso de diagnóstico. Los resultados arrojados por el algoritmo desarrollado fueron contrastados con las anotaciones realizadas en imágenes publicadas en The Lung Image Database Consortium Image Collection (LIDC-IDRI) y se obtuvo un 77.78 % de acierto.

Contribución: Algoritmo utilizando métodos de procesamiento de imágenes, para la identificación de nódulos pulmonares solitarios, proporcionando una segunda opinión en la interpretación de los resultados.

Componentes de la Contribución: Librería EmguCV 2.4.2, librería de procesamiento de imágenes OpenCV, Librería CALIB.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Algoritmo utilizando métodos de procesamiento de imágenes.

- Martínez, Reyes y Riverón (2014), en el artículo titulado “Detección, clasificación y recuento de leucocitos en frotis de sangre periférica”, señalan que:

Mediante un clasificador k-NN en combinación con la primera métrica de Minkowski y técnicas de procesamiento digital de imágenes, se desarrolló un sistema computacional independiente de la plataforma, capaz de identificar, clasificar y contar cinco formas normales de leucocitos: neutrófilos, eosinófilos, basófilos, monocitos y linfocitos. Es importante enfatizar que este trabajo no intenta diferenciar entre muestras de leucocitos provenientes de gente sana y

enferma, debido a que la mayoría de las enfermedades se detectan principalmente por un cambio en el conteo diferencial de leucocitos más que por cambios en su forma. Finalmente, el contador de leucocitos puede ser usado en áreas emergentes como la hematología topográfica y la cronobiología.

Contribución: Sistema computacional independiente de la plataforma, capaz de identificar, clasificar y contar cinco formas normales de leucocitos: neutrófilos, eosinófilos, basófilos, monocitos y linfocitos.

Componentes de la Contribución: Clasificador k-NN en combinación con la primera métrica de Minkowski y técnicas de procesamiento digital de imágenes.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Sistema computacional independiente de la plataforma.

- Juarez, Solis, Castañeda, Ortiz y Gamboa (2014), en el artículo titulado “Algoritmo de procesamiento digital de imágenes para la detección y evaluación de heridas de pie diabético”, mencionan que:

Este trabajo propuso, mediante la introducción de técnicas de procesamiento de imágenes digitales, convertirse en un primer eslabón para la optimización de los resultados en la evaluación del pie diabético. La aplicación del algoritmo sobre un grupo de imágenes de prueba dio resultados aceptables en la detección de las heridas, así como su tamaño y ubicación, gracias al empleo de técnicas avanzadas de segmentación de objetos y al parámetro que permite ajustar la Sensibilidad del sistema hasta obtener los resultados deseados.

Contribución: Mediante la introducción de técnicas de procesamiento de imágenes digitales, convertirse en un primer eslabón para la optimización de los resultados en la evaluación del pie diabético.

Componentes de la Contribución: Técnicas de procesamiento de imágenes digitales, Algoritmo en Matlab.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Técnicas de procesamiento de imágenes digitales.

- Aguilar (2013), en el artículo titulado “Sistema para la comparación y análisis avanzado de imágenes médicas obtenidas por medio de Tomografía Axial Computarizada (TAC)”, menciona que:

El presente trabajo aborda una propuesta de un software a manera de visor de imágenes, que incorpora algoritmos de visión por computadora y técnicas de reconocimiento de patrones para la comparación y análisis de imágenes médicas obtenidas principalmente mediante Tomografía Axial Computarizada multicorte o no, y por medio de otras técnicas de adquisición de imágenes médicas digitales. Estos conceptos permiten ir más allá de dónde puede llegar el ojo y la percepción humana lo que ayudará de manera significativa a los especialistas en su toma de decisión.

Contribución: Algoritmos de visión artificial y reconocimiento de patrones, Algoritmos para el mejoramiento y Preprocesamiento, Métodos para la extracción y descripción de textura.

Componentes de la Contribución: Algoritmos de visión artificial y reconocimiento de patrones, Algoritmos para el mejoramiento y Preprocesamiento, Métodos para la extracción y descripción de textura.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Algoritmos de visión por computadora y técnicas de reconocimiento de patrones para la comparación

- Monne y Monne R. (2013), en el artículo titulado “Segmentación de imágenes cerebrales de Resonancia Magnética basada en Redes Neuronales de Regresión Generalizada”, indica que:

En este trabajo se presenta un método de segmentación automática de imágenes de Resonancia Magnética cerebrales basada en la utilización de Redes Neuronales de Regresión Generalizada utilizando algoritmos genéticos para el ajuste de los parámetros. La red se entrena a partir de una sola imagen y clasifica al resto de ellas siempre que las imágenes de Resonancia Magnética hayan sido adquiridas con el mismo protocolo. Un método de medición de la atrofia progresiva y sus posibles cambios frente a un efecto terapéutico debe ser fundamentalmente automático y por lo tanto independiente del radiólogo.

Contribución: Método de segmentación automática de imágenes de Resonancia Magnética cerebrales, puede proveer información útil para el diagnóstico y el manejo clínico de los pacientes con demencia.

Componentes de la Contribución: Redes Neuronales de Regresión Generalizada, Algoritmos genéticos.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Método de segmentación automática de imágenes.

- Damián (2011), en su tesis titulado “Análisis de hemogramas mediante procesamiento de imágenes”, menciona que:

En este trabajo se presenta un método automático para segmentar los núcleos y contabilizarlos. Este método está basado en la combinación de técnicas de segmentación conocidas tales como umbralización por el método de OTSU junto con el método de fusión de regiones diseñado para esta investigación.

Contribución: Método automático para segmentar los núcleos y contabilizarlos.

Componentes de la Contribución: Método de OTSU, Método de fusión de regiones.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Método de OTSU.

- Massa, del Fresno, Escobar y Santiago (2011), en el artículo titulado “Segmentación y Caracterización en imágenes termográficas para diagnóstico de lesiones mamarias”, señalan que:

En este trabajo se presenta un conjunto de técnicas de procesamiento digital de imágenes para segmentar y caracterizar regiones de interés en imágenes termográficas para evaluación en aplicaciones de diagnóstico temprano de lesiones mamarias. En las termografías las zonas de temperatura uniforme respecto a su contorno conforman regiones de interés que pueden asociarse a fenómenos fisiológicos o patológicos, tales como enfermedad fibroquística, procesos infecciosos, enfermedades vasculares y otros. La caracterización de estas zonas es de gran interés en el diagnóstico médico tanto para evaluar la evolución temporal en un mismo paciente como para analizar la diferencia frente a patrones predefinidos o regiones anatómicas simétricas. Las herramientas disponibles actualmente se orientan a la captura, visualización y realce de las imágenes, pero no para la segmentación, caracterización y comparación precisa de regiones u objetos de interés. Respecto de la segmentación se ha utilizado un método basado en region-growing. La caracterización se basó en una combinación de técnicas clásicas y una técnica de caracterización del contorno según su dimensión fractal. Se presentan los

resultados de la aplicación de estas técnicas sobre un conjunto de imágenes para caracterización de regiones de interés.

Contribución: Conjunto de técnicas de procesamiento digital de imágenes para segmentar y caracterizar regiones de interés en imágenes termográficas para evaluación en aplicaciones de diagnóstico temprano de lesiones mamarias, es de gran interés en el diagnóstico médico tanto para evaluar la evolución temporal en un mismo paciente como para analizar la diferencia frente a patrones predefinidos o regiones anatómicas simétricas

Componentes de la Contribución: Combinación de técnicas clásicas y una técnica de caracterización del contorno según su dimensión fractal.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Técnicas de procesamiento digital de imágenes para segmentar y caracterizar regiones de interés en imágenes termográficas

- Galindo (2008), en su tesis titulada “Obtención de Características de Subtipos de Leucemia en Imágenes Digitales de Células Sanguíneas para su Clasificación”, refiere que:

Este trabajo presenta un método de generación de características descriptivas para la identificación y clasificación de células sanguíneas de subtipos de leucemia aguda en imágenes digitales. La primera parte consiste en un pre-procesamiento para segmentar la imagen por color para posteriormente detectar los bordes de las células en las tres bandas de la imagen: R, G y B, y de esta manera obtener características de textura, geométricas, estadísticas y los valores propios (ACP) con un 80% de variabilidad. Las características obtenidas se utilizaron como atributos de entrada para realizar el proceso de minería de datos (usando diferentes clasificadores) para reconocer cinco

diferentes tipos de células sanguíneas. Como la cantidad de ejemplos de cada subtipo de leucemia aguda de la base de datos está muy desbalanceada, se utilizaron técnicas de sobre-muestreo. La evaluación de los resultados se hizo con los expertos del dominio Dr. José E. Alonso Chávez, Dr. Rubén Lobato Tolama y la química Laura O. Olvera Oropeza del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) San José en Puebla, y utilizando la técnica de validación cruzada con significancia estadística. Los resultados para cada subtipo de leucemia aguda son superiores al 85% de precisión. Como resultado se obtuvo un conjunto de características que describen a los subtipos de leucemia aguda y nos permitió clasificarlos con una precisión global de 88%. Logrando una exactitud del 85% para los subtipos L1 y L2 y 91% para los subtipos M2, M3, y M5. Superando el promedio de clasificación realizada por el especialista, cuyo error está entre el 20 y 30%.

Contribución: Algoritmos de segmentación para obtener Regiones de Interés (ROI) y posteriormente extraer características de ellas para alimentar al clasificador.

Componentes de la Contribución: Algoritmos de segmentación.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Algoritmos de segmentación para obtener Regiones de Interés (ROI).

- Romo, Ramírez y Valdivieso (2007), en el artículo titulado “Detection of the Bacillus Mycobacterium Tuberculosis by Patterns Recognition”, indican que:

Se presenta un algoritmo basado en Wavelets de reconocimiento de patrones morfológico y estadístico, para el reconocimiento de los bacilos Mycobacterium Tuberculosis (o bacilos de Koch), causantes de la infección de

la Tuberculosis, y que pueden verse en las imágenes fotográficas de muestras de esputo en pacientes que presentan síntomas de esta enfermedad. De esta forma, se automatizaría el proceso para aislar y cuantificar sobre la imagen de dichos bacilos para diagnosticar la severidad de la infección del paciente.

Contribución: Algoritmo basado en Wavelets de reconocimiento de patrones morfológico y estadístico para aislar y cuantificar sobre la imagen.

Componentes de la Contribución: Transformada Wavelet Discreta (DWT), Algoritmo basado en Wavelets.

Ideas Reusables en mi Proyecto: Transformada Wavelet Discreta (DWT).

1.5. Justificación de la investigación

El presente trabajo propone el desarrollo de un Sistema Inteligente para el diagnóstico previo de enfermedades renales, través de los patrones de imágenes de muestras de orina de adultos de la Ciudad de Iquitos los mismos que serán luego convertidos en datos de entrada para el entrenamiento de una red neuronal convolucional; así mismo mostraremos detalladamente tanto el proceso de entrenamiento como el proceso reconocimiento de las muestras, esta metodología luego podrá ser aplicada a otros sectores y otras poblacionales es por eso que la contribución principal de este trabajo servirá para apoyar los procesos de diagnóstico médico de los adultos de la ciudad de Iquitos, utilizando dispositivos móviles inteligentes estos procesos también podrían realizarse por los propios pacientes adultos, ya sea en sus hogares o en establecimientos médicos. Teniendo en cuenta que por diversos factores los adultos tienen limitaciones para acceder a servicios médicos (económicos, sociales, culturales, discapacidades, etc.).

La población adulta es el segmento poblacional que posee mayor recurrencia en enfermedades visibles desde la orina, entre las que se han identificado enfermedades crónicas como la diabetes, hipertensión, mal de los riñones, etc. Otra de las ideas asociadas al artefacto principal de este trabajo es que permitirán a los adultos la detección temprana de enfermedades, el seguimiento o monitoreo de los síntomas de enfermedades e incluso posibles buenos estados de salud.

El alcance social de este proyecto lo constituyen aproximadamente 50 mil personas, que, según datos estadísticos, comprenden el segmento de población adulta en Iquitos.

1.6. Limitaciones de la investigación

Este trabajo de investigación tiene las siguientes limitaciones:

- El artefacto principal de este trabajo no intenta remplazar el trabajo de los médicos. Aunque sí se busca que sirva para alcanzar resultados preliminares o aproximados.
- Los resultados del artefacto principal de este proyecto, necesariamente deben ser corroborados por los médicos. Siendo un insumo inicial no concluyente sobre los males renales. Aunque consideramos que sí será de mucha ayuda para los médicos en el caso de teleconsultas (telemedicina) para postas y zonas rurales.
- El artefacto principal de este trabajo funcionará de forma online (conectada a un servidor web que contendrá el aplicativo, el algoritmo y los Datasets). Aunque se podría adecuar la aplicación para funcionar parcial o completamente de forma offline.

- Para la experimentación no se intenta crear o modificar algún algoritmo, pero sí adaptar los algoritmos más empleados para reconocimiento de imágenes según el estado del arte.
- Para la experimentación se puede considerar el supuesto que no se determine un patrón que indique el nivel de gravedad de la enfermedad renal.
- Debido a la complejidad de la construcción de los Dataset se han definido apenas 5 parámetros que pueden ser visualizados en la orina (conocemos que pueden existir más), así mismo, la herramienta es escalable para otras enfermedades.
- Se ha determinado como alcance de este trabajo la población adulta, debido a limitaciones de los costos de producción de los Datasets.

1.7. Objetivos de la investigación

- **Objetivo General:**

Generar una herramienta informática que permita realizar diagnóstico previo enfermedades renales de la población adulta en la ciudad de Iquitos 2019.

- **Objetivos Específicos:**

OE1. Realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.

OE2. Realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.

OE3. Realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.

1.8. Hipótesis

- **Hipótesis General:**

La implementación de un Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales permitirá realizar diagnósticos previos de enfermedades renales.

- **Hipótesis Específicas:**

HE1: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales realizará diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.

HE2: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales realizará diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.

HE3: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales realizará diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.

CAPITULO II: MARCO TEÓRICO

9.3. 2.1. Marco conceptual

a. Aplicación móvil inteligente

D'angelo & Rodríguez (2015) señalan que:

Se denomina Aplicativo móvil a las apps o aplicación software que se instala en el dispositivo móvil. Se lo llamó como tal desde el inicio del iPhone, la compañía Apple como marketing usó este nuevo nombre para referirse al software que se encuentra subido en las tiendas virtuales, ya sea teléfono o tableta y para su instalación se necesita descargarlo e instalar, algunos son gratuitos y otros tienen costos. Estos se integran a las características del equipo, como su cámara, acelerómetro y sistema de posicionamiento global (GPS), etc.

Taipe & Sánchez (2018) argumentan que:

Una aplicación móvil se compone de un paquete de instalación que se ejecuta en los diversos dispositivos móviles (teléfonos inteligente y Tablet) administrando las características del equipo como la cámara, la pantalla y el audio ejecutando ciertas tareas para el usuario. Las aplicaciones móviles son las herramientas de marketing digital que mayor crecimiento significativo tuvo durante los últimos años. Son los elementos fundamentales en la mayoría de los teléfonos inteligentes o Smartphone y también en los modelos básicos (donde muestran interfaces para el envío de servicios de voz y mensajería), las mejores versiones y tipos de aplicaciones son observados en los modernos teléfonos inteligentes donde

son usados para los propósitos específicos que fueron desarrollados y aprovechan mejor las características del teléfono para mostrar el mejor rendimiento.

b. Sistemas de visión artificial

Sánchez y Núñez (2016), refiere que:

La visión artificial es una rama de la inteligencia artificial cuyo propósito es diseñar sistemas informáticos capaces de entender los elementos y características de una escena o imagen real. Estos sistemas permiten extraer información-numérica y simbólica – a partir del reconocimiento de objetos y estructuras presentes en la imagen. Para llevarlo llevan a cabo cuatro actividades principales:

c. Clasificación de imágenes

Sánchez & Núñez (2016), refiere que:

El reconocimiento o clasificación de imágenes consiste en asignar a una imagen una etiqueta de un conjunto definido de categorías en función de sus características. Desde el punto de vista del aprendizaje de máquina, la clasificación de imágenes es un problema de aprendizaje supervisado, en el que los algoritmos clasificadores generan un modelo a partir de un dataset o conjunto de imágenes previamente categorizadas. El modelo obtenido se utiliza posteriormente para clasificar nuevas imágenes.

Para estos algoritmos las imágenes son matrices tridimensionales cuyas dimensiones son el ancho, alto y la profundidad de color, siendo el contenido de cada posición de la matriz un valor numérico que representa la intensidad de color de cada píxel de la imagen digital.

d. Patrón

Watanabe (1985), señala que:

Es una entidad a la que se le puede dar un nombre y que está representada por un conjunto de propiedades medidas y las relaciones entre ellas (vector de características).

e. Neurocomputación

Polo (2015), indica que:

Es una aportación más al viejo objetivo de crear sistemas inteligentes, considerando como tales a máquinas capaces de llevar a cabo tareas que exhiben alguna de las características asociadas a la inteligencia humana. En las dos últimas décadas, los avances en este campo han sido espectaculares; en particular el desarrollo de las redes neuronales artificiales (RNA). Originalmente, los trabajos en RNA surgen de la idea de que para que las máquinas puedan llevar a cabo dichas tareas inteligentes, sería conveniente que el modelo de computación se asemejara más a la fisiología del cerebro humano que al modelo computacional vigente por aquellas fechas: Modelo Von Neumann. Sin embargo, el auge que estos sistemas se debe más al éxito obtenido en aplicaciones reales (reconocimiento de patrones, optimización, etc.) que a la semejanza con el modelo biológico. Por ejemplo, el perceptrón multicapa, que es una de las neuronas dentro del cerebro humano especialmente en todo lo referente a su algoritmo de aprendizaje.

f. Redes Neuronales Artificiales

Buendía et al. (2002), menciona que:

Las redes neuronales artificiales fueron originalmente una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos, formados por un conjunto de unidades llamadas "neuronas" o "nodos" conectadas unas con otras. Estas conexiones tienen una gran semejanza con las dendritas y los axones en los sistemas nerviosos biológicos. Las RNA son una amplia gama de regresiones no lineales, modelos discriminantes, modelos de reducción de datos y sistemas dinámicos no lineales (Sarle, 1994). Estas consisten de un gran número de neuronas (elementos básicos de cómputo) interconectadas en un arreglo complejo y frecuentemente organizado por capas.

g. Redes Neuronales Convolucionales

Robles (2018), indica que:

Una red neuronal Convolutiva o CNN está formada por colecciones de neuronas organizadas estructuralmente mediante capas. La entrada a la red neuronal Convolutiva es una imagen y a su salida se obtiene la puntuación de cada una de las clases sobre cada uno de los píxeles de la imagen de entrada.

Stanford University (s.f.), señala que:

Una ConvNet organiza sus neuronas en tres dimensiones (ancho, alto, profundidad), como se visualiza en una de las capas. Cada capa de una ConvNet transforma el volumen de entrada 3D a un volumen de salida 3D de activaciones neuronales. En este ejemplo, la capa de entrada roja contiene la

imagen, por lo que su ancho y alto serían las dimensiones de la imagen, y la profundidad sería 3 (canales rojo, verde, azul).

h. Diagnóstico médico

El Instituto Nacional del Cáncer (s.f.) define que:

Diagnóstico es el proceso en el que se identifica una enfermedad, afección o lesión por sus signos y síntomas. Para ayudar a hacer un diagnóstico, se pueden utilizar los antecedentes de salud o realizar un examen físico y pruebas, como análisis de sangre, pruebas con imágenes y biopsias.

EcuRed (s.f.) afirma que:

Diagnóstico médico. Procedimiento por el cual se identifica una enfermedad. En términos de la práctica médica, el diagnóstico es un juicio clínico sobre el estado psicofísico de una persona; representa una manifestación en respuesta a una demanda para determinar tal estado.

Coronado (2015) explica que:

El diagnóstico es objetivo central del acto médico, entendido este como relación médico-paciente. “Llamamos diagnóstico al arte de identificar una enfermedad a través de los signos y síntomas que el paciente presenta”. De esta forma el artículo intenta una reflexión sobre la importancia de llegar a él a través de una praxis clínica con soporte documental en la adecuada elaboración de una historia clínica; previa a la utilización del recurso paraclínico.

i. Imagen digital

DefiniciónABC (s.f.) afirma que:

La imagen digital es la representación bidimensional de una imagen empleando bits, unidad mínima de información compuesta por dígitos binarios (1 y 0), que se emplea a instancias de la informática y cualquier dispositivo de tipo digital.

j. Orina

Enciclopediasalud.com (s.f.) definen que:

La orina es un líquido amarillento segregado por los riñones, almacenado en la vejiga y evacuado por micción a través de la uretra. La orina normal es clara, ligeramente ácida y con un olor a urea. Una orina de color amarillo-fuerte indica que el cuerpo necesita hidratarse (hay que beber más agua).

El Instituto Nacional del Cáncer (s.f.) afirman que:

La orina es un líquido que contiene agua y productos de desecho. Los riñones producen la orina, que se acumula en la vejiga y se elimina del cuerpo a través de la uretra.

k. Persona adulta

Navarro (2016), señala que:

Los adultos son aquellos que han superado la juventud pero que todavía no son ancianos.

Hace cien años se consideraba adulto a una persona con 18 años, ya que podía incorporarse a un trabajo y asumir una serie de responsabilidades. Sin embargo, en nuestros días un individuo de 18 años no es visto como un adulto sino como un joven. Este cambio de valoración obedece a diversos factores sociales y culturales (por ejemplo, tiempo atrás era habitual que las mujeres se casaran muy jóvenes y esto no sucede actualmente en la misma medida).

l. Gravedad específica

Bosque de Sant Cugat (s.f.), indica que:

La gravedad específica de la orina es la densidad de la orina. La densidad original de la orina que se filtra en el riñón donde se reabsorbe el agua, se condensa más y se convierte en la orina que se envía a la vejiga. La capacidad de condensar la orina es un papel importante para el tejido renal, pero cuando la función renal se reduce, el riñón produce sólo orina ligera. Por lo tanto, al medir la gravedad específica de la orina se puede obtener información muy importante.

m. Proteína

American Kidney Fund (s.f.), menciona que:

Las proteínas tienen muchas funciones importantes en el cuerpo, como ayudar a construir los huesos y músculos, prevenir la infección y controlar la cantidad de líquidos en la sangre.

Riñones sanos eliminan el exceso de líquido y desechos de tu comida, pero dejan las proteínas y otros nutrientes importantes pasar a través y regresar a tu torrente sanguíneo. Cuando los riñones están funcionando tan bien como deberían, pueden dejar un poco de proteína (albumina) escapar a través de sus filtros, en la orina. Cuando tienes proteína en la orina, se llama proteinuria (o albuminuria). Tener proteína en la orina puede ser una señal temprana de la enfermedad de los riñones.

n. Ph

Lit-Control (2017), indica que:

El pH de la orina es uno de los diferentes parámetros que se obtienen cuando se realiza un chequeo completo de nuestro cuerpo y refleja tanto la actividad

metabólica como el bienestar del organismo. En una persona sana, el pH de la orina suele tener un valor de 6 (sin embargo, puede oscilar entre 4,5 y 8), por lo que éste es ligeramente ácido (se considera pH neutro un valor de 7).

Un valor demasiado elevado o demasiado bajo puede favorecer la formación de cálculos renales, de tener infección de orina, calcificación del catéter urinario u otras patologías relacionadas con el tracto urinario y con el equilibrio ácido-base de la orina.

o. Hemoglobina

Lemos (2019), dice que:

La hemoglobina en la orina, científicamente llamada hemoglobinuria, ocurre cuando los glóbulos rojos son destruidos y eliminados por la orina, dándole un color rojizo y transparente. Sin embargo, la presencia de hemoglobina en la orina no siempre provoca síntomas y sólo se detecta a través de un examen químico con tira reactiva o de un examen microscópico, debiendo ser tratada tan pronto como sea posible por el urólogo. La hemoglobina en la orina puede surgir en niños, adultos e incluso en el embarazo, debido a las infecciones en los riñones, a la presencia de piedras en los riñones o enfermedades renales graves como pielonefritis o cáncer, por ejemplo. A veces, simultáneamente con la hemoglobina se produce hematuria, que es la presencia de sangre en la orina a simple vista y es necesario ir al médico para analizar la causa.

p. Nitritos

Lemos (2019), menciona que:

El uroanálisis o análisis de orina puede detectar la presencia de nitritos en la orina. La orina normal tiene sustancias químicas llamadas nitratos. Si entran

bacterias al tracto urinario, los nitratos pueden convertirse en una sustancia química con un nombre parecido, nitritos. Los nitritos en la orina pueden ser signo de una infección del tracto urinario (ITU). Las infecciones del tracto urinario son una de las infecciones más comunes, sobre todo en mujeres. Por suerte, la mayoría de estas infecciones no son graves y se suelen tratar con antibióticos. Si tiene síntomas de una infección urinaria, es importante que vea a su médico o profesional de la salud para empezar un tratamiento de inmediato.

q. Tira reactiva

Web Consultas (2019), señala que:

Este método, la tira reactiva, es el mismo que se utiliza para confirmar la existencia de un embarazo. Consiste en una tira de papel impregnada de reactantes químicos que se introduce en la orina.



Figura 1. Tira reactiva con muestra de orina. Fuente: *Web Consultas*

CAPITULO III: MÉTODO

3.1. Tipo de investigación

Aplicada: Este proyecto de investigación fue de tipo APLICADA porque tiene como propósito aplicar conocimiento científico para solucionar problemas que beneficien a la sociedad. en este caso desarrollaremos un Sistema Inteligente Móvil basado en Redes Neuronales convolucionales para realizar diagnósticos previos de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina, en la población adulta en la ciudad de Iquitos.

Se busca automatizar el resultado de diagnóstico que proporcionan las tiras reactivas (método usado de análisis de orina), que presenta 11 parámetros para descarte de enfermedades, para los fines que persigue la investigación los parámetros priorizados son 5: Nitritos, Proteína, Ph, Hemoglobina y Gravedad específica. Que son parámetros que identifican la existencia de enfermedad renal.

Explicativa: El nivel de la investigación fue la explicativa porque permitirá comprender los efectos que produce la implementación de un Sistema Inteligente Móvil basado en Redes Neuronales Convolucionales en el diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina.

Experimental: El diseño de la investigación fue el experimental de tipo Experimental puro, porque tiene como propósito manipular la variable Sistema Inteligente basado en procesamiento de imágenes (variable independiente), sobre los procesos de diagnósticos previos de enfermedades renales (variable dependiente) en la población adulta en la ciudad de Iquitos.

La realización de las pruebas experimentales es necesaria para la generación de datos orientados a responder las interrogantes relacionadas a los indicadores establecidos.

Se conformará relación causal para transformar el objeto de investigación, en nuestro caso comprende un conjunto de experimentos orientados a estudiar y a medir los efectos del sistema móvil. Un grupo de usuarios (pacientes), con diagnóstico confirmado previamente en el laboratorio de análisis clínico del Hospital Iquitos, hará uso del Sistema Inteligente Móvil para medir la validez de su proceso de diagnóstico respecto al método convencional.

3.2. Población y muestra

3.2.1. Universo.

En este proyecto de investigación se tendrá como universo a los 50 mil adultos, a partir de 65 años con enfermedades renales (según datos de MINSA).

En la población se considera principalmente a todos los adultos que tengan diagnóstico confirmado de enfermedad renal.

3.2.2. Muestra.

Considerando que, por experiencias de desarrolladores de software en trabajos de validación, se realizó un muestreo no probabilístico por conveniencia, y se ha establecido trabajar con una muestra de 40 pacientes.

Cabe mencionar que para la investigación se busca reconocer 2 estados de diagnóstico respecto al padecimiento de enfermedad renal:

- Sano: Paciente que resulta con diagnóstico previo NEGATIVO para enfermedad renal.
- Enfermo: Paciente que resulta con diagnóstico previo POSITIVO para enfermedad renal.

3.3. Operacionalización de las variables

3.3.1. Variables e Indicadores

Tabla 1: Variables e Indicadores

VARIABLES	INDICADORES
1. Independiente: Sistema Inteligente Móvil	<ul style="list-style-type: none">• Uso de S.I.M. (Si, No)
2. Dependiente: Diagnóstico previo de enfermedades renales	<ul style="list-style-type: none">• Índice de Eficacia• Índice de Sensibilidad• Índice de Especificidad

Fuente: Elaboración Propia

3.3.2 Descripción de Indicadores.

Conceptualización:

a. Variable Independiente: Aplicación Móvil Inteligente.

Tabla 2: Indicador que muestra Variable Independiente

Indicador	Descripción
<ul style="list-style-type: none">• Uso de S.I.M.	<ul style="list-style-type: none">• Cuando es No, es porque no existe ni se usa el Sistema Informático Móvil.• Cuando es Sí, es cuando existe y se usó el Sistema Informático Móvil.

Fuente: Elaboración Propia

b. Variable Dependiente: Diagnóstico previo de enfermedades renales

Tabla 3: Descripción de Indicadores de la Variable Dependiente

Indicador	Descripción
<ul style="list-style-type: none">• Eficacia: Porcentaje de diagnósticos previos de trastornos renales en población adulta, realizados satisfactoriamente.	<ul style="list-style-type: none">• Consiste en el cálculo de un porcentaje que mida la Eficacia del sistema respecto a los diagnósticos previos de trastornos renales en la población adulta reconocidos correctamente.
<ul style="list-style-type: none">• Sensibilidad: Porcentaje de diagnósticos previos que si corresponden a trastornos renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta.	<ul style="list-style-type: none">• Comprende el cálculo de un coeficiente orientado a diagnosticar como enfermos a pacientes que efectivamente están enfermos.
<ul style="list-style-type: none">• Especificidad: Porcentaje de diagnósticos previos que no corresponden a trastornos renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta.	<ul style="list-style-type: none">• Comprende el cálculo de un porcentaje que diagnostica correctamente como sanos a pacientes que efectivamente están sanos

Fuente: Elaboración Propia

3.3.3 Operacionalización de Indicadores

a. Variable Independiente: Sistema informático Móvil

Tabla 4: Indicador e Índice de la Variable Independiente

Indicador	Índice
• Uso de S.I.M	• No, Sí.

Fuente: Elaboración Propia

- b. Variable Dependiente:** Diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina

Tabla 5: Indicador e Índice de la Variable Dependiente

Indicador	Índice	Unidad de Medida	Unidad de Observación	Formula
• Eficacia: Porcentaje de diagnósticos previos de trastornos renales en población adulta, realizados satisfactoriamente	[0..100%]	Por ciento.	Registro Manual.	Eficacia= NPC / TP Donde: NDC= Número de diagnósticos realizados correctamente TP= Total de Pacientes
• Sensibilidad: Porcentaje de diagnósticos previos que si corresponden a trastornos	[0..100%]	Por ciento.	Registro Manual.	Sensibilidad = VP / VP + FN Donde: VP es verdaderos positivos y FN falsos negativos.

renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta.				
<ul style="list-style-type: none"> • Especificidad: Porcentaje de diagnósticos previos que no corresponden a trastornos renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta. 	[0....N]	Unidades	Registro Manual.	$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$ <p>Donde: Donde VN, serían los verdaderos negativos; y FP, los falsos positivos</p>

Fuente: Elaboración Propia

3.4. Instrumentos

a. Instrumentos para investigación en campo

- Fotografías
- Cuestionarios
- Grabaciones

b. Instrumentos para investigación experimental

- Fichas de Observación
- USB con Dataset

c. Instrumentos para investigación descriptiva

- Fotografías
- Libreta de apuntes
- Encuestas a pacientes

3.5. Procedimientos

Para realizar la recolección de datos, se tendrá en cuenta los siguientes procedimientos:

- Diseño y elaboración del instrumento de recolección de datos.
- Validación y confiabilidad de los instrumentos de recolección de datos.
- Aplicación de los instrumentos de la recolección de datos.
- Procesamiento de la información.
- Análisis e interpretación de la información.
- Elaboración de discusión, conclusiones y recomendaciones.
- Redacción del informe final.
- Presentación, revisión, reajuste y aprobación del informe de tesis.
- Sustentación de la tesis.

3.6. Análisis de datos

Se aplicará un análisis de modo experimental para el desarrollo, experimentación y validación del software. Se realizarán experimentos (pruebas), orientados a estudiar y medir los efectos del Sistema Móvil Inteligente y para eso se utilizará, fichas de observación, cuyos datos se ingresarán para ser procesados de forma computarizada en la herramienta estadística SPSS versión 22.0 en español, para la contratación de la Hipótesis se utilizará la prueba estadística Z calculado.

9.4. 3.7. Consideraciones éticas

Este trabajo al involucrar temas de investigación científica de salud de los seres humanos es necesario tomar en cuenta los siguientes códigos de ética:

- **Código de Ética y Deontología (2019)**, impulsada por el Colegio Médico del Perú, en el que se sugiere ciertas condiciones y consideraciones relacionadas a investigaciones o acciones que involucran trabajos relacionados a la salud de los seres humanos.
- **Certificación de Conducta Responsable en Investigación (2019)**, impulsado por el CONCYTEC, que exige una serie de requisitos y consideraciones para la realización de investigaciones científicas en el Perú, sobre todo teniendo en cuenta la participación de seres humanos como objetos de estudios en las investigaciones.

CAPITULO IV: RESULTADOS

Al término de los experimentos y pruebas, los datos obtenidos se registraron en los Formatos de Observación propuestos para la investigación, cuyos resultados se exponen en el presente capítulo.

Finalmente, se tienen los cálculos de los indicadores de Eficacia, Sensibilidad y Especificidad, a partir del resultado obtenido de la implementación del algoritmo de red neuronal convolucional en el “Sistema Inteligente Móvil”.

La experimentación comprendió el proceso de entrenamiento (conjunto de configuraciones aplicadas al algoritmo de red neuronal convolucional, con el fin de que aprenda a reconocer un determinado objeto a partir de un conjunto de imágenes); y pruebas de uso (proceso de validación con usuario utilizando el “Sistema Inteligente Móvil”). El banco de imágenes global, alcanzó un total de 268 imágenes, distribuidas de la siguiente forma:

Tabla 6: Presentación desagregada del banco de imágenes

Total Imágenes de “Enfermo”	Imágenes de “Enfermo” para entrenamiento	Imágenes de “Enfermo” para pruebas	Total de Imágenes de “Sano”	Imágenes de “Sano” para entrenamiento	Imágenes de “Sano” para pruebas de uso	Total banco de imágenes
143	114	29	125	114	11	268

Fuente: Elaboración Propia

La Tabla 6, indica que se obtuvo dos sub conjuntos de imágenes, correspondientes a 2 estados: “Enfermo” y “Sano”, que se han definido como parte de la investigación.

a. Resultados de la Eficacia en el Diagnóstico previo:

A continuación, se exponen los resultados relacionados a la Eficacia del “Sistema Inteligente Móvil”:

En la Tabla N° 7, se observa qué en las pruebas de uso, se sometieron al “Sistema Inteligente Móvil” a 40 imágenes correspondientes a resultados de pruebas de orine usando las tiras reactivas, las que previamente se confirmaron por el laboratorio como: 29 imágenes correspondieron al estado “Enfermo” y 11 imágenes correspondieron al estado “Sano”. Mientras que el software reconoció a sólo 29 imágenes como “Sano” y a 11 imágenes como “Enfermo”. Concluyendo en un total de 40 imágenes reconocidas correctamente por el software. Obteniéndose al final, un índice de Eficacia del 100%, lo que se determina como un valor Excelente.

Tabla 7: Tabla de Resultados correctos de diagnósticos previos con el uso del Sistema Inteligente Móvil

	Diagnóstico del Médico	Diagnóstico Sistema Inteligente	Eficacia (%)
Imágenes de “Enfermo”	29	29	100 %
Imágenes de “Sano”	11	11	
Total	40	40	

Fuente: Elaboración Propia

Índice de Eficacia

- **Excelente = 100% (40)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 24-39)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 24)**

b. Resultados del entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional:

A continuación, se exponen los resultados en el entrenamiento de la red neuronal:

En la Tabla N°8, se observa que se han utilizado 228 imágenes para el proceso de entrenamiento, previamente clasificadas como: 114 imágenes del estado “Enfermo” y 114 imágenes de “Sano”. En cambio, para el software: sólo se reconocieron correctamente a 113 imágenes de “Enfermo” y 112 imágenes de “Sano”. De tal manera, se tiene para este conjunto de datos un índice de Sensibilidad de 99% y de Especificidad de 98%, valor denominado como Aceptable en ambos índices.

Tabla 8: Tabla de resultados de entrenamiento de la Red Neuronal

Reconocidas por Médico Especialista						Reconocidas por el Sistema Inteligente			
Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de “Enfermo”	Reconocidas como “Sano”	Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad	Reconocidas como imágenes de “Enfermo”	Reconocidas como “Sano”	Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad
Imágenes de Enfermo	114	114	0	100 %	Sin Datos	112	2	99%	-----
Imágenes diferentes de “Enfermo”	114	0	114	Sin Datos	100 %	1	113	-----	98%
Total	228								

Fuente: Elaboración Propia

Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad
<ul style="list-style-type: none"> • Excelente = 100% (114) • Aceptable= Entre 80%-99% (91-113) • No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 91) 	<ul style="list-style-type: none"> • Excelente = 100% (114) • Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 91 - 113) • No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 91)

A partir de lo expuesto, se concluye que el proceso de entrenamiento se realizó con éxito.

c. Resultados de las pruebas de uso del Sistema Inteligente Móvil:

A continuación, se exponen los resultados de las pruebas de uso de la red neuronal:

En la Tabla N°9, se observa que se han utilizado 40 imágenes para pruebas de uso con el “Sistema Inteligente Móvil”, previamente clasificadas como: 29

imágenes del estado “Enfermo” y 11 imágenes de “Sano”. En el caso del software: se reconocieron correctamente a 29 imágenes de “Enfermo” y a las 11 imágenes de “Sano”. De tal manera, se tiene para este conjunto de imágenes un índice de Sensibilidad de 98% y de Especificidad de 98%, valor denominado como Aceptable en ambos índices.

Tabla 9: Tabla de Pruebas de uso del Sistema Inteligente

Diagnóstico Tradicional (Médico especialista de laboratorio)						Diagnóstico previo con el Sistema Inteligente			
Imágenes	Total	Reconocidas como “Enfermo”	Reconocidas como “Sano”	Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad	Reconocidas como “Enfermo”	Reconocidas como “Sano”	Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad
Imágenes de “Enfermo”	29	29	0	100 %	Sin Datos	29	0	100%	-----
Imágenes diferentes de “Enfermo”	11	0	11	Sin Datos	100 %	0	11	-----	100%
Total	40								

Fuente: Elaboración Propia

Índice de Sensibilidad	Índice de Especificidad
<ul style="list-style-type: none"> • Excelente = 100% (29) • Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 23-29) • No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 23) 	<ul style="list-style-type: none"> • Excelente = 100% (11) • Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 8-11) • No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 8)

A continuación, en la Tabla N°10, se presenta los resúmenes de los índices de Sensibilidad y Especificidad, resultantes del diagnóstico previo de enfermedades renales en esta tesis, a partir del uso del Sistema Inteligente propuesto.

Finalmente, se puede observar, que el índice promedio para Sensibilidad es de 100%, de valor Excelente, y para Especificidad es de 99%, de valor Aceptable, en ambos casos los resultados son los esperados en la presente tesis.

Tabla 10: Resumen del Cálculo del Índice de Sensibilidad y Especificidad.

Índices	Entrenamiento	Prueba de Uso	Total
Sensibilidad (%)	99%	100%	100%
Especificidad (%)	98%	100%	99%

Fuente: Elaboración Propia

CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS

A partir de los resultados obtenidos, en este capítulo se realiza la contrastación de hipótesis por cada indicador.

Hipótesis Específicas 1:

El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.

Hipótesis Específicas 2:

El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.

Hipótesis Específicas 3:

El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.

Tabla 11: Prueba diagnóstica del Entrenamiento

Prueba Diagnostica	Enfermos +	Sanos -	Total
+	112	2	114
-	1	113	114
Total	113	115	228

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 12: Prueba diagnóstica de la Prueba de Uso.

Prueba Diagnostica	Enfermos +	Sanos -	Total
+	29	0	29
-	0	11	11
Total	29	11	40

Fuente: Elaboración propia

- a. Indicador 1: Eficacia:** Porcentaje de diagnósticos previos de trastornos renales en población adulta, realizados satisfactoriamente.

Se tiene la Hipótesis Especifica 1: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.

Tenemos los siguientes datos:

Para la contrastación de la hipótesis se aplicó la prueba Z calculada, utilizada cuando $n \geq 30$, en este caso $n=40$ (cantidad de la muestra).

Para validar que la Eficacia sea $> 97\%$, se aplicó una prueba de hipótesis para proporciones (porcentajes). Entonces:

Paso 1: Definir hipótesis:

$$H_0: P > 97\%;$$

$$H_1: P < 97\%;$$

Paso 2: Definir nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Paso 3: Cálculo de valores críticos y de Prueba

Valor crítico (Tabla Z):

Confianza	Significación	Cola Izquierda (<)	Cola Derecha (>)	Bilateral (=)
95%	5%	-1.64	1.64	± 1.64

Valores de Prueba (Fórmula):

$$\text{Eficacia} = \frac{\text{número de diagnosticos realizados correctamente}}{\text{total de pacientes}} =$$

$$\frac{\text{NCP}}{\text{TP}} = \frac{29 + 11}{40} = 1$$

$$\text{Eficacia} = 1.00 = 100\%$$

Índice de Confianza de la Prueba diagnóstica

$$IC_{95\%}^{\text{Eficacia}} = \bar{X} \pm Z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p \cdot q}{n}} = \frac{29}{40} + \frac{11}{40} \pm 1.96 \sqrt{\frac{\frac{40}{40} \cdot \frac{0}{40}}{40}}$$

$$1.00 < IC_{95\%}^{\text{Eficacia}} \leq 1.00$$

Los resultados de la Eficacia que se alcanzaron en la prueba con el Sistema inteligente en los enfermos renales es de 1.00 eso implica que se acepta la primera Hipótesis específica, dado que la Eficacia que se propone en la hipótesis es mayor del 95% y el índice de Eficacia con 95% de confianza es del 100%; en conclusión se acepta la Hipótesis específica 1: “El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales

podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%”.

b. Indicador 2: Sensibilidad: Porcentaje de diagnósticos previos que si corresponden a trastornos renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta.

Se tiene la Hipótesis Especifica 2: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.

Tenemos los siguientes datos:

Para la contrastación de la hipótesis se aplicó la prueba Z calculada, utilizada cuando $n \geq 30$, en este caso $n=40$ (cantidad de la muestra).

Para validar que la Sensibilidad sea $> 98\%$, se aplicó una prueba de hipótesis para proporciones (porcentajes). Entonces:

Paso 1: Definir hipótesis:

$$H_0: P > 98\%;$$

$$H_1: P < 98\%;$$

Paso 2: Definir nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Paso 3: Cálculo de valores críticos y de Prueba

Valores críticos (Tabla Z):

Confianza	Significación	Cola Izquierda (<)	Cola Derecha (>)	Bilateral (=)
95%	5%	-1.64	1.64	± 1.64

Valores de Prueba (Fórmula):

$$\text{Sensibilidad} = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{enfermos}} = \frac{Vp}{Vp + Fn} = \frac{112}{112 + 1}$$

$$\text{Sensibilidad} = 0.99 = 99\%$$

Índice de confianza de la Prueba diagnóstica

$$IC_{95\%}^{\text{Sensibilidad}} = \bar{X} \pm Z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p \cdot q}{n}} = \frac{112}{113} \pm 1.96 \sqrt{\frac{\frac{112}{113} \cdot \frac{1}{113}}{228}}$$

$$0.98 < IC_{95\%}^{\text{Sensibilidad}} \leq 1$$

Los resultados de Sensibilidad que se alcanzaron en la prueba con el Sistema Inteligente en los enfermos renales se mueven en un rango de 0.98 y 1.00 eso implica que se acepta la segunda Hipótesis específica, dado que la Sensibilidad que se propone en la hipótesis es mayor del 98% y el índice de Sensibilidad con 95% de confianza esta entre el 98% y 100% ; en conclusión se acepta la Hipótesis específica 2: “El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.

- c. **Indicador 3: Especificidad:** Porcentaje de diagnósticos previos que no corresponden a trastornos renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta.

Se tiene la Hipótesis Especifica 3: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.

Tenemos los siguientes datos:

Para la contrastación de la hipótesis se aplicó la prueba Z calculada, utilizada cuando $n \geq 30$, en este caso $n=40$ (cantidad de la muestra).

Para validar que la Eficacia sea $> 98\%$, se aplicó una prueba de hipótesis para proporciones (porcentajes). Entonces:

Paso 1: Definir hipótesis:

$$H_0: P > 98\%;$$

$$H_1: P < 98\%;$$

Paso 2: Definir nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Paso 3: Cálculo de valores críticos y de Prueba

Valores críticos (Tabla Z):

Confianza	Significación	Cola Izquierda (<)	Cola Derecha (>)	Bilateral (=)
95%	5%	-1.64	1.64	± 1.64

Valores de Prueba (Fórmula):

$$\text{Especificidad} = \frac{\text{Verdaderos Negativos}}{\text{Sanos}} = \frac{Vn}{Vn + Fp} = \frac{113}{113 + 2}$$

$$\text{Especificidad} = 0.98 = 98\%$$

$$IC_{95\%}^{\text{Especificidad}} = \bar{X} \pm Z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p \cdot q}{n}} = \frac{113}{115} \pm 1.96 \sqrt{\frac{\frac{113}{115} \cdot \frac{2}{115}}{228}}$$

$$0.962 < IC_{95\%}^{\text{Especificidad}} \leq 0.997$$

Los resultados de Especificidad que se alcanzaron en la prueba con el Sistema Inteligente en los enfermos renales se mueven en un rango de 0.962 y 0.997 eso implica que se acepta la tercera Hipótesis específica 3, dado que la Especificidad que se propone en la hipótesis es mayor del 98%, el índice de Especificidad con 95% de confianza esta entre el 96.2% y 99.7%; en conclusión se acepta la

Hipótesis específica 3: “El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.”.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En este trabajo, se propuso la generación de un Sistema Inteligente capaz de automatizar el proceso de diagnóstico previo de enfermedades renales a través de imágenes de pruebas de orine con tiras reactivas, capturadas desde un celular. Para evaluar que el Sistema Inteligente Móvil sea válido como una herramienta de apoyo en el diagnóstico, se realizaron pruebas de uso a 40 usuarios (pacientes), comparando los resultados entre el diagnóstico tradicional y el diagnóstico a través del sistema. Los resultados obtenidos en el capítulo anterior, están dentro de los parámetros esperados en la presente tesis.

Para evaluar la Eficacia del Sistema Inteligente Móvil, se comparó el trabajo basado en el diagnóstico tradicional obtenido en pruebas de laboratorio, en contraste con el diagnóstico que resultó del sistema, se obtuvo un 98% para reconocimiento acertado de los diagnósticos, que es bastante aceptable. Así como esta herramienta, se han propuesto sistemas de apoyo al diagnóstico como lo presentado por Pla e Irizar (2019), Galarza y Elaine (2019), Encalada y Gamboa (2016), que también buscaron reconocer patrones a través de imágenes médicas.

Esta tesis, tiene estrecha relación con el trabajo de Pla e Irizar (2019) por sobre el resto de investigaciones mencionadas en los antecedentes, ya que hacen mención del uso de algoritmos de redes neuronales profundas, y uso de autodecodificadores, que a diferencia del Sistema Inteligente propuesto en la presente tesis, está basado en una sola red neuronal convolucional (profunda), con resultados incluso superiores, como en el Índice de Eficacia, que en el trabajo de Pla e Irizar (2019), sólo llega a una media de aproximadamente 93%.

Por otro lado, los resultados respecto al Sistema Inteligente Móvil, muestran un mayor porcentaje en la Especificidad con 98%, que en la Sensibilidad con 98%, lo que

sugiere que el Sistema Inteligente Móvil tiene mayor facilidad para reconocer “Enfermos” que “Sanos”, sin embargo, no dejan de ser resultados bastante prometedores para una herramienta de diagnóstico previo, en contraste con el trabajo de Pla e Irizar (2019), que pese a ser el trabajo con mayor similitud, llegó a una media de 88% en el índice de Sensibilidad, y con una media de 95% en el índice de Especificidad.

Sin embargo, trabajos como los de: Mancilla, Londero, Riquelme y Korol (2018), Franco, Escobar, Bayés y Massa (2018), Rivero, Rivera, Borges y Naranjo (2015), Martínez, Reyes y Riverón (2014), Juárez, Solís, Castañeda, Ortiz y Gamboa (2014), nos muestran la variedad de algoritmos que usan técnicas y métodos que pueden utilizarse para desarrollar alternativas para el reconocimiento que ayuden al diagnóstico en el campo de la salud, cuyo insumo común en estas investigaciones son las imágenes, que suele ser el tiempo en que mayores esfuerzos se realizan para desarrollar los trabajos, y que bordean generalmente cantidades no mayores a 500 imágenes, como en el caso del trabajo de Galarza y Elaine (2019) con 100 imágenes; o en el caso del trabajo de Rivero, Rivera, Borges y Naranjo (2015) con 377 imágenes, luego de un cuidadoso análisis, que sugieren la necesidad de generar repositorios para este tipo de estudios.

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES

A partir de los resultados del trabajo realizado se concluye lo siguiente:

- a.** Se ha logrado generar una herramienta informática (Sistema Inteligente Móvil) para el diagnóstico previo de enfermedades renales de la población adulta en la ciudad de Iquitos. Este sistema permite identificar dos estados como resultado del diagnóstico previo: “Enfermo” y “Sano”, a partir del reconocimiento de imágenes de pruebas de orine usando tiras reactivas, tomadas desde un celular inteligente (*smartphone*). El Sistema Inteligente, está implementado con un algoritmo de redes neuronales convolucionales que automatiza el reconocimiento.
- b.** Los resultados obtenidos para los Índices de Eficacia, Sensibilidad y Especificidad, permiten aceptar como verdadera la Hipótesis de investigación, que indica que “la implementación de un Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales permitirá realizar diagnósticos previos de enfermedades renales.”.
- c.** Se ha logrado alcanzar una Eficacia mayor del 97% en el diagnóstico de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina. Con 100% de resultado como índice de Eficacia, que indica un resultado Excelente para el Sistema Inteligente.
- d.** Se ha logrado alcanzar una Sensibilidad mayor del 98% en el diagnóstico de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina. Con resultado de 100% como índice de Sensibilidad, que indica un resultado Excelente para el Sistema Inteligente.

e. Se ha logrado alcanzar una Especificidad mayor del 98% en el diagnóstico de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina. Con resultado de 99% como índice de Especificidad, que indica un resultado Aceptable para el Sistema Inteligente.

CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES

- Los centros de salud (hospitales, postas, laboratorios, clínicas, entre otros), deben empezar a incluir como parte de sus procesos, el desarrollo de políticas para acopio de datos digitalizados (audios, tomografías, rayos X, fichas descriptivas, entre otras imágenes que se puedan obtener a partir de un estudio o examen médico), de las distintas enfermedades que aquejan con mayor frecuencia a la población nacional, con la finalidad de generar bancos de información que sean accesibles a entidades o investigaciones, que requieran el uso de dichos datos de manera similar a la presente tesis.
- Realizar trabajos que abarquen el reconocimiento de otro tipo de enfermedades o patologías, como cánceres y tumores. Realizar trabajos complementarios al estudio de la presente tesis, que realicen comparación de otro tipo de algoritmos o métodos para reconocer diferentes estados del paciente con diagnóstico de enfermedades renales (“Grave”, “Avanzado”)
- Fomentar desde la EUPG de la Villarreal, propuestas de investigaciones que busquen resolver urgentes problemáticas como en el sector salud, a partir de soluciones tecnológicas innovadoras que integren el reconocimiento de objetos, que es una tecnología de resultados prometedores en los últimos años en el campo de la salud.
- Que la EUPG de la Villarreal, coordine convenios y esfuerzos conjuntos para realizar pruebas en casos reales de este tipo de investigaciones, que sirvan para retroalimentar la solución planteada, ampliar el contenido e inclusive incrementar el estudio de más casos reales.

CAPITULO VIII: REFERENCIAS

- Clínic Barcelona. (2020). *CLÍNICA Barcelona*. Obtenido de <https://www.clinicbarcelona.org/https://www.clinicbarcelona.org/asistencia/enfermedades/insuficiencia-renal-cronica/diagnostico>
- Colegio Médico del Perú. (2019). *Código de Ética y Deontología*. Obtenido de <https://www.cmp.org.pe/wp-content/uploads/2019/01/CODIGO-DE-ETICA-Y-DEONTOLOG%C3%8DA.pdf>
- Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica. (2019). *Certificación de Conducta Responsable en Investigación*. Lima.
- Damián, J. (2011). *Análisis de hemogramas mediante procesamiento de imágenes*.
- D'angelo Romero, P. G., & Rodríguez Delgado, M. (2015). *APLICACIÓN MÓVIL PARA INFORMACIÓN Y UBICACIÓN DEL TURISTA PERDIDO*. Lima. Obtenido de http://www.repositorioacademico.usmp.edu.pe/bitstream/usmp/1449/1/rodriguez_dm.pdf
- Encalada, M., & Gamboa, E. (2016). *Desarrollo de un Sistema de soporte a la detección del Glaucoma a través de procesamiento digital de imágenes biomédicas del fondo de ojo y uso de software libre*.
- Franco, L., Escobar, L., Bayés, A., & Massa, J. (2018). Digitalización de Imágenes de ECG para la Detección del Síndrome de Bayés. *Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 979-988.
- Galindo, M. (2008). *Obtención de Características de Subtipos de Leucemia en Imágenes Digitales de Células Sanguíneas para su Clasificación*. Tonantzintla. Obtenido de <https://inaoe.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1009/435/1/GalindoDMC.pdf>
- Instituto Peruano de Economía. (2019). *INCORE Perú*. Obtenido de <https://incoreperu.pe/https://incoreperu.pe/portal/index.php/ranking-regional>

- International Society of Nephrology. (2017). *This is ISN*. Obtenido de https://www.theisn.org/images/This_Is_ISN_2017_ES_060317_LR.pdf
- Lemos, M. (2019). <https://www.tuasaude.com/>. Obtenido de <https://www.tuasaude.com/es/nitritos-en-orina/>
- Lit-Control. (25 de Junio de 2017). <https://www.lit-control.es/>. Obtenido de <https://www.lit-control.es/blog/-que-es-el-ph-urinario-y-como-controlarlo->
- Martínez, J., Reyes, S., & Riverón, F. (2014). Detección, clasificación y recuento de leucocitos en frotis de sangre periférica. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 35(1).
- Massa, J., del Fresno, M., Escobar, P., & Santiago, M. (2011). Segmentación y Caracterización en imágenes termográficas para diagnóstico de lesiones mamarias. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/260310811_Segmentacion_y_Caracterizacion_en_imagenes_termograficas_para_diagnostico_de_lesiones_mamarias?enrichId=rgreq-b746e6762172f33f1a48af88d4b4acf5-XXX&enrichSource=Y292ZXJQYWdlOzI2MDMxMDgxMTtBUzo5OTgxMjkxMzQ1
- MedlinePlus. (Abril de 2020). *MedlinePlus*. Obtenido de <https://medlineplus.gov/https://medlineplus.gov/spanish/kidneydiseases.html#:~:text=Las%20causas%20incluyen%20problemas%20gen%C3%A9ticos,con%20el%20transcurso%20del%20tiempo.>
- Navarro, J. (abril de 2016). *Definicionabc*. Obtenido de <https://www.definicionabc.com/https://www.definicionabc.com/general/adulto.php>
- Pla, G., & Irizar, M. (2019). Clasificador automático de imágenes de muestras de sangre basado en redes neuronales profundas. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 40(1), 18-30.
- Polo Castro, J. C. (2015). Sistema de visión artificial basado en la detección de los movimientos del ojo, para mejorar la atención de los pacientes con síndrome de Guillain Barré.

- Obtenido de
http://tesis.usat.edu.pe/bitstream/usat/524/1/TL_Polo_Castro_JulioCesar.pdf
- Rivero, A., Rivera, Y., Borges, Y., & Naranjo, Y. (2015). Algoritmo para la identificación de nódulos pulmonares solitarios en imágenes de tomografía de tórax. *Revista Cubana de Informática Médica*, 7(1), 73-88. Obtenido de http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1684-18592015000100008&lng=es&tlng=es.
- Robles Ruiz, S. M. (2018). Reconocimiento automático de glifos mayas. Obtenido de <https://tesis.ipn.mx/handle/123456789/24280>
- Romo, H., Ramírez, F., & Valdivieso, R. (2007). Detección del bacilo mycobacterium tuberculosis mediante reconocimiento de patrones. *Avances en Sistemas e Informática*, 4(3), 103-108. Obtenido de <https://revistas.unal.edu.co/index.php/avances/article/view/9929>
- Sánchez, A., & Núñez, F. J. (2016). *Diseño de un sistema de reconocimiento automático de matrículas de vehículos mediante una red neuronal convolucional*. Obtenido de <http://openaccess.uoc.edu/webapps/o2/handle/10609/52222>
- Stanford University. (s.f.). *cs231n*. Obtenido de Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/>
- Taipe Huamán, R. D., & Sánchez Perales, F. (2018). *Aplicativo móvil ALLYNAPAY para mejorar la administración de información en el servicio de cuidado diurno del programa nacional CUNA MÁS*. Trujillo. Obtenido de http://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/UCV/30317/taipe_hr.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- The National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases. (2020). *NIDDK*. Obtenido de <https://www.niddk.nih.gov/>: <https://www.niddk.nih.gov/health->

information/informacion-de-la-salud/enfermedades-rinones/informacion-
general/sintomas-causas

Watanabe, S. (1985). *Pattern recognition: human and mechanical*. New York. Obtenido de
<https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/4394>

CAPITULO IX: ANEXOS

9.1. Matriz de Consistencia

Título: “Sistema Inteligente Móvil basada en redes neuronales convolucionales para el diagnóstico previo de enfermedades renales”

PROBLEMAS	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	INDICADOR	MÉTODO
<p>PROBLEMA PRINCIPAL ¿De qué manera un Sistema Inteligente Móvil puede realizar diagnóstico previo de enfermedades renal?</p> <p>Problema específico 1: ¿De qué manera un Sistema Inteligente Móvil puede realizar diagnóstico previo enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%?</p> <p>Problema específico 2: ¿De qué manera un Sistema Inteligente Móvil puede realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%?</p> <p>Problema específico 3: ¿De qué manera un Sistema Inteligente Móvil puede realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%?</p>	<p>OBJETIVO GENERAL Generar una herramienta informática que permita realizar diagnóstico previo de enfermedades renales.</p> <p>Objetivo específico 1: Realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.</p> <p>Objetivo específico 2: Realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98%.</p> <p>Objetivo específico 3: Realizar diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.</p>	<p>HIPÓTESIS GENERAL La implementación de un Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales permitirá realizar diagnóstico previo enfermedades renales.</p> <p>Hipótesis Especifica 1: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Eficacia mayor del 97%.</p> <p>Hipótesis Especifica 2: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Sensibilidad mayor del 98% en la población adulta en la ciudad de Iquitos 2019</p> <p>Hipótesis Especifica 3: El Sistema Inteligente Móvil basado en procesamiento de imágenes con redes</p>	<p>Variable Independiente: Sistema Inteligente Móvil</p> <p>Variable Dependiente: Diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina</p>	<p>Uso de S.I.M (Sí , No)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Eficacia. • Sensibilidad. • Especificidad 	<p>TIPO DE INVESTIGACIÓN Aplicada</p> <p>NIVEL DE LA INVESTIGACIÓN Explicativa</p> <p>DISEÑO DE LA INVESTIGACION Experimental</p> <p>UNIVERSO N = 50 mil adultos</p> <p>MUESTRA N = 40 muestras de orina de pacientes</p>

		neuronales convolucionales podrá realizar diagnóstico previo enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina con una Especificidad mayor del 98%.			
--	--	--	--	--	--

...Continuación

VARIABLES	UNIDADES DE OBSERVACIÓN/ANÁLISIS	INDICADORES	ÍNDICES
<u>Variable Independiente:</u> Sistema Inteligente Móvil	Observación	Uso de S.I.M (Sistema Inteligente Móvil)	No, Sí
<u>Variable Dependiente:</u> Diagnóstico previo de enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina	Registro Manual	<ul style="list-style-type: none"> Eficacia: Porcentaje de diagnósticos previos de enfermedades renales en población adulta, realizados satisfactoriamente. 	Excelente: > 97% Aceptable: Entre 90% y 97% Deficiente: < 90%
		<ul style="list-style-type: none"> Sensibilidad: Porcentaje de diagnósticos previos que si corresponden a enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta. 	Excelente: > 98% Aceptable: Entre 90% y 98% Deficiente: < 90%
		<ul style="list-style-type: none"> Especificidad: Porcentaje de diagnósticos previos que no corresponden a enfermedades renales mediante imágenes de tiras reactivas de orina en población adulta. 	Excelente: > 98% Regular: Entre 90% y 98% Deficiente: < 90%

9.2. Formato de Observación N°1

Evaluación del reconocimiento del diagnóstico previo de trastornos renales (Experto vs Sistema Inteligente Móvil)

Indicación: Marque con un aspa el casillero, en el ítem que corresponda, según indique la respuesta del experto o el software de reconocimiento.

Banco de imágenes de estado “Sano” respecto a la enfermedad renal:

Clasificación del Banco		Médico		Aplicación		Clasificación del Banco		Médico		Aplicación	
N°	Grupo	Si es	No es	Si es	No es	N°	Grupo	Si es	No es	Si es	No es
1	Train	X		X		73	Train	X		X	
2	Train	X		X		74	Train	X		X	
3	Train	X		X		75	Train	X		X	
4	Train	X			X	76	Train	X		X	
5	Train	X		X		77	Train	X		X	
6	Train	X		X		78	Train	X		X	
7	Train	X			X	79	Train	X		X	
8	Train	X		X		80	Train	X		X	
9	Train	X		X		81	Train	X		X	
10	Train	X		X		82	Train	X		X	
11	Train	X		X		83	Train	X		X	
12	Train	X		X		84	Train	X		X	
13	Train	X		X		85	Train	X		X	
14	Train	X		X		86	Train	X		X	
15	Train	X		X		87	Train	X		X	
16	Train	X		X		88	Train	X		X	
17	Train	X		X		89	Train	X		X	
18	Train	X		X		90	Train	X		X	

19	Train	X		X		91	Train	X		X	
20	Train	X		X		92	Train	X		X	
21	Train	X		X		93	Train	X		X	
22	Train	X		X		94	Train	X		X	
23	Train	X		X		95	Train	X		X	
24	Train	X		X		96	Train	X		X	
25	Train	X		X		97	Train	X		X	
26	Train	X		X		98	Train	X		X	
27	Train	X		X		99	Train	X		X	
28	Train	X		X		100	Train	X		X	
29	Train	X		X		101	Train	X		X	
30	Train	X		X		102	Train	X		X	
31	Train	X		X		103	Train	X		X	
32	Train	X		X		104	Train	X		X	
33	Train	X		X		105	Train	X		X	
34	Train	X		X		106	Train	X		X	
35	Train	X		X		107	Train	X		X	
36	Train	X		X		108	Train	X		X	
37	Train	X		X		109	Train	X		X	
38	Train	X		X		110	Train	X		X	
39	Train	X		X		111	Train	X		X	
40	Train	X		X		112	Train	X		X	
41	Train	X		X		113	Train	X		X	
42	Train	X		X		114	Train	X		X	
43	Train	X		X		115	Pruebas	X		X	
44	Train	X		X		116	Pruebas	X		X	
45	Train	X		X		117	Pruebas	X		X	
46	Train	X		X		118	Pruebas	X		X	
47	Train	X		X		119	Pruebas	X		X	

48	Train	X		X		120	Pruebas	X		X	
49	Train	X		X		121	Pruebas	X		X	
50	Train	X		X		122	Pruebas	X		X	
51	Train	X		X		123	Pruebas	X		X	
52	Train	X		X		124	Pruebas	X		X	
53	Train	X		X		125	Pruebas	X		X	
54	Train	X		X		126	Pruebas	X		X	
55	Train	X		X		127	Pruebas	X		X	
56	Train	X		X		128	Pruebas	X		X	
57	Train	X		X		129	Pruebas	X		X	
58	Train	X		X		130	Pruebas	X		X	
59	Train	X		X		131	Pruebas	X		X	
60	Train	X		X		132	Pruebas	X		X	
61	Train	X		X		133	Pruebas	X		X	
62	Train	X		X		134	Pruebas	X		X	
63	Train	X		X		135	Pruebas	X		X	
64	Train	X		X		136	Pruebas	X		X	
65	Train	X		X		137	Pruebas	X		X	
66	Train	X		X		138	Pruebas	X		X	
67	Train	X		X		139	Pruebas	X		X	
68	Train	X		X		140	Pruebas	X		X	
69	Train	X		X		141	Pruebas	X		X	
70	Train	X		X		142	Pruebas	X		X	
71	Train	X		X		143	Pruebas	X		X	
72	Train	X		X							

Banco de imágenes de estado “Enfermo” respecto a la enfermedad renal:

Clasificación del Banco		Médico		Aplicación		Clasificación del Banco		Médico		Aplicación	
N°	Grupo	Si es	No es	Si es	No es	N°	Grupo	Si es	No es	Si es	No es
1	Train	X		X		64	Train	X		X	
2	Train	X		X		65	Train	X		X	
3	Train	X		X		66	Train	X		X	
4	Train	X		X		67	Train	X		X	
5	Train	X		X		68	Train	X		X	
6	Train	X		X		69	Train	X		X	
7	Train	X		X		70	Train	X		X	
8	Train	X		X		71	Train	X		X	
9	Train	X		X		72	Train	X		X	
10	Train	X		X		73	Train	X		X	
11	Train	X		X		74	Train	X		X	
12	Train	X		X		75	Train	X		X	
13	Train	X		X		76	Train	X		X	
14	Train	X		X		77	Train	X		X	
15	Train	X		X		78	Train	X		X	
16	Train	X		X		79	Train	X		X	
17	Train	X		X		80	Train	X		X	
18	Train	X		X		81	Train	X		X	
19	Train	X		X		82	Train	X		X	
20	Train	X		X		83	Train	X		X	
21	Train	X		X		84	Train	X		X	
22	Train	X		X		85	Train	X		X	
23	Train	X		X		86	Train	X		X	
24	Train	X		X		87	Train	X		X	
25	Train	X		X		88	Train	X		X	
26	Train	X		X		89	Train	X		X	

27	Train	X		X		90	Train	X		X	
28	Train	X		X		91	Train	X		X	
29	Train	X		X		92	Train	X		X	
30	Train	X		X		93	Train	X		X	
31	Train	X		X		94	Train	X		X	
32	Train	X		X		95	Train	X		X	
33	Train	X		X		96	Train	X		X	
34	Train	X		X		97	Train	X		X	
35	Train	X		X		98	Train	X		X	
36	Train	X		X		99	Train	X		X	
37	Train	X		X		100	Train	X		X	
38	Train	X		X		101	Train	X		X	
39	Train	X		X		102	Train	X		X	
40	Train	X		X		103	Train	X		X	
41	Train	X		X		104	Train	X		X	
42	Train	X		X		105	Train	X		X	
43	Train	X		X		106	Train	X		X	
44	Train	X		X		107	Train	X		X	
45	Train	X		X		108	Train	X		X	
46	Train	X		X		109	Train	X		X	
47	Train	X		X		110	Train	X		X	
48	Train	X		X		111	Train	X		X	
49	Train	X		X		112	Train	X		X	
50	Train	X		X		113	Train	X		X	
51	Train	X		X		114	Train	X		X	
52	Train	X		X		115	Pruebas	X		X	
53	Train	X		X		116	Pruebas	X		X	
54	Train	X		X		117	Pruebas	X		X	
55	Train	X		X		118	Pruebas	X		X	

56	Train	X		X		119	Pruebas	X		X	
57	Train	X		X		120	Pruebas	X		X	
58	Train	X		X		121	Pruebas	X		X	
59	Train	X		X		122	Pruebas	X		X	
60	Train	X		X		123	Pruebas	X		X	
61	Train	X		X		124	Pruebas	X		X	
62	Train	X		X		125	Pruebas	X		X	
63	Train	X		X			Pruebas	X		X	

9.3. Formato de observación N°2

Especificidad, Sensibilidad y Eficacia
Observador:
Indicación: Complete los siguientes cuadros, según los resultados obtenidos del Formato de Observación N°3.

Train

Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes “.....”	Reconocidas como imágenes “.....”	Índice de Sensibilidad Parcial	Índice de Especificidad Parcial
Imágenes de “.....”					
Imágenes diferentes a “.....”					
Total					

Legenda: Train

Índice de Sensibilidad Parcial

- Excelente = >97% del total
- Regular= Entre 90%-97% del total
- Deficiente= Menor de 90% del total

Índice de Especificidad Parcial

- Excelente = >97% del total
- Regular= Entre 90%-97% del total
- Deficiente= Menor de 90% del total

Test

Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes “.....”	Reconocidas como imágenes “.....”	Índice de Sensibilidad Parcial	Índice de Especificidad Parcial
Imágenes de “.....”					
Imágenes diferentes a “.....”					
Total					

Legenda: Test

Índice de Sensibilidad Parcial

- Excelente = >97% (194-200)
- Regular= Entre 90%-97% (Entre 180-194)
- Deficiente= Menor de 90% (Menor de 180)

Índice de Especificidad Parcial

- Excelente = >97% (194-200)
- Regular= Entre 90%-97% (Entre 180-194)
- Deficiente= Menor de 90% (Menor de 180)

Resumen Especificidad v Sensibilidad

- **Resumen de las imágenes reconocidas correctamente que corresponden al nivel de daño indicado (según la Aplicación)**

	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Promedio (%)
Entrenamiento			
Test			

Eficacia

- **Resumen de las imágenes reconocidas correctamente (según la Aplicación)**

	Imágenes reconocidas correctamente	Total imágenes	Eficacia (%)
Entrenamiento			
Test			

Índice de Eficacia - Entrenamiento

- **Excelente = >98% (2,940-3,000)**
- **Regular= Entre 90%-98% (Entre 2,700-2,940)**
- **Deficiente= Menor de 90% (Menor de 2,700)**

Índice de Eficacia – Test

- **Excelente = >98% (970-1000)**
- **Regular= Entre 90%-98% (Entre 900-970)**
- **Deficiente= Menor de 90% (Menor de 900)**

9.4. Documentos para validación de instrumentos

CARTA DE PRESENTACIÓN

Señor(a):
.....

Presente

Asunto: **VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS A TRAVÉS DE JUICIO DE EXPERTO.**

Es grato dirigirme a usted para expresarle mis saludos y así mismo, hacer de su conocimiento que, siendo estudiantes de post grado, de la Universidad Nacional Federico Villareal, requiero validar los instrumentos con los cuales recogeré la información necesaria para poder desarrollar mi investigación y con la cual optaré el grado de Doctor.

El título de mi investigación es: “SISTEMA INTELIGENTE MÓVIL BASADA EN REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES PARA EL DIAGNÓSTICO PREVIO DE ENFERMEDADES RENALES.” y siendo imprescindible contar con la aprobación de expertos especializados para poder aplicar los instrumentos en mención, he considerado conveniente recurrir a usted, ante su connotada experiencia en temas de Salud, orientado a enfermedades crónicas relacionadas a la Salud del Adulto Mayor.

Los documentos de validación, que le hago llegar contiene:

1. Carta de presentación
2. Constancia de Validación de Instrumento

Expresándole mi consideración me despido de usted, no sin antes agradecerle por la atención que dispense a la presente.

Atentamente.

.....
Firma

Carlos Alberto García Cortegano

DNI:05342316

CONSTANCIA DE VALIDACIÓN

Yo, D.N.I.: de profesión Ejerciendo actualmente como en la institución:, hago constar que he revisado, con fines de validación el instrumento de recolección de datos, diseñado por el investigador principal: Ing. Mg. Carlos Alberto García Cortegano, y luego de hacer las observaciones pertinentes, puedo formular las siguientes apreciaciones:

	Deficiente	Aceptable	Excelente
Congruencia ítem-dimensión			
Amplitud de contenidos			
Redacción de los ítems			
Ortografía			
Presentación			

Anotaciones:

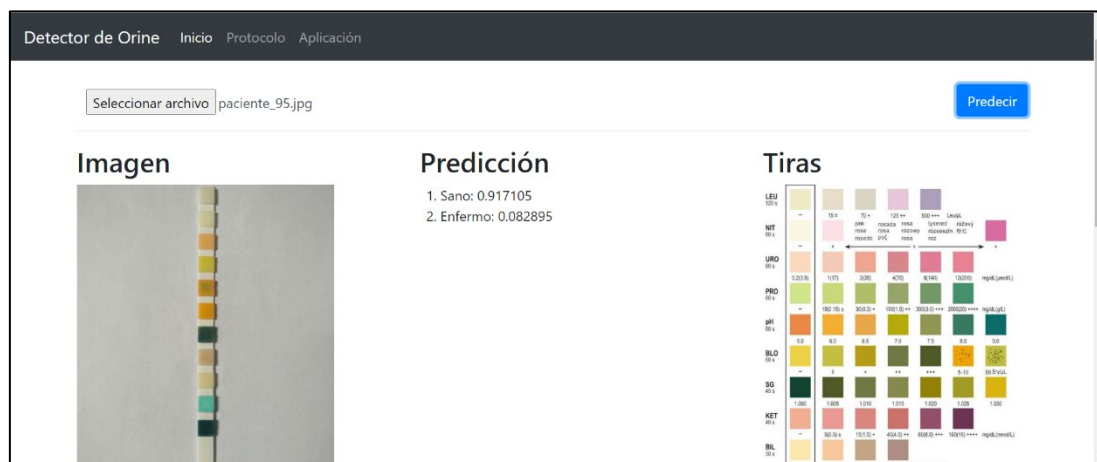
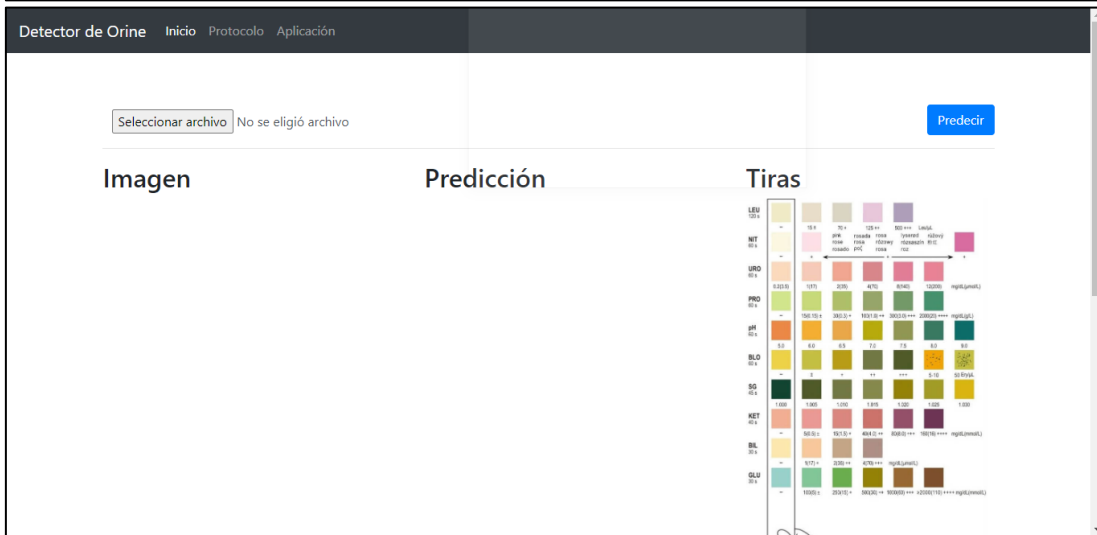
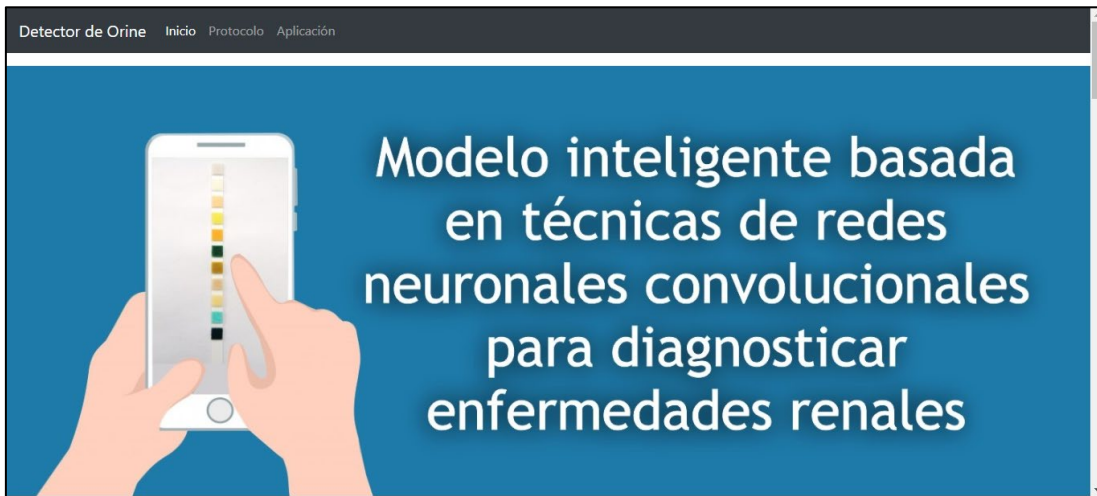
Nombre:

.....

Firma del validador

.....
Firma
Carlos Alberto García Cortegano
DNI 05342316

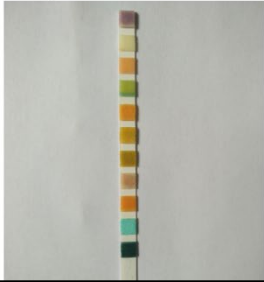
9.5. Vistas del Sistema Inteligente Móvil



Seleccionar archivo paciente_44.jpg

Predecir

Imagen



Predicción

- 1. Enfermo: 0.994205
- 2. Sano: 0.005795

Tiras



9.6. Código fuente

Para la ejecución del entrenamiento, se tuvo el siguiente código:

Se descargan e importan las librerías necesarias para el soporte de la ejecución de algoritmo de redes neuronales en lenguaje Python. En este caso, se ha utilizado el entorno de Jupyter Notebook.

```
In [2]: import numpy as np
import pandas as pd
import os
print(os.listdir("./orine/muestras"))
print(os.listdir('./orine/'))

['enferno', 'sano']
['muestras']

In [3]: from __future__ import absolute_import, division, print_function
import os
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

In [4]: import zipfile
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Conv2D, Flatten, Dropout, MaxPooling2D
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
import glob, os, random

In [ ]: import numpy as np
from keras.preprocessing import image
import matplotlib.pyplot as plt
```

Se define la carpeta que contiene a las imágenes que serán entrenadas por el algoritmo. Se establecen las configuraciones para homogenizar las dimensiones de 224 x 224, que corresponden al ancho y alto de las imágenes con las que trabajará el algoritmo. Además, se añaden funciones para aumentar las imágenes y aprovechar al máximo el conjunto de datos.

```
base_path = './orine/muestras'
img_list = glob.glob(os.path.join(base_path, '*/*.jpg'))

for i, img_path in enumerate(random.sample(img_list, 6)):
    img = image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
    img = image.img_to_array(img, dtype=np.uint8)
    plt.subplot(2, 3, i+1)
    plt.imshow(img.squeeze())

In [7]: train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    shear_range=0.1,
    zoom_range=0.1,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1,
    horizontal_flip=True,
    vertical_flip=True,
    validation_split=0.1
)

test_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    validation_split=0.1
)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    base_path,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical',
    subset='training',
    seed=0
)

validation_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    base_path,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=16,
    class_mode='categorical',
    subset='validation',
    seed=0
)

Found 300 images belonging to 2 classes.
Found 32 images belonging to 2 classes.

In [8]: for image_batch, label_batch in train_generator:
    break
image_batch.shape, label_batch.shape

Out[8]: ((16, 224, 224, 3), (16, 2))
```

Se prueban los valores asignados para el entrenamiento: Enfermo y Sano. Se carga el modelo con las capas de la red neuronal convolucional, que en este caso es MobileNetV2.

```
In [9]: print (train_generator.class_indices)

labels = '\n'.join(sorted(train_generator.class_indices.keys()))

with open('labels.txt', 'w') as f:
    f.write(labels)

{'enfermo': 0, 'sano': 1}
```

```
In [11]: path = 'labels.txt'
label = np.array(open(path).read().splitlines())
```

```
In [12]: IMG_SHAPE = (224,224,3)
base_model = tf.keras.applications.MobileNetV2(input_shape=IMG_SHAPE,
                                               include_top=False,
                                               weights='imagenet')
```

```
In [13]: base_model.trainable = False
```

```
In [16]: model = tf.keras.Sequential([
    base_model,
    tf.keras.layers.Conv2D(128, 3, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dropout(0.2),
    tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D(),
    tf.keras.layers.Dense(2, activation='softmax')
])
```

Se añade el optimizador que servirá para reducir el tiempo de procesamiento de la red neuronal, se configura la cantidad de épocas (proceso completo en que el algoritmo procesa el conjunto total de imágenes), y la cantidad de imágenes por lote (conjunto parcial del total de imágenes) que se procesará en cada época. Y se procede definir el esquema final para ejecutar el entrenamiento de la red neuronal convolucional.

```
In [17]: model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.RMSprop(lr=0.0001), #Adam(),
                    loss='categorical_crossentropy',
                    metrics=['accuracy'])
```

```
In [18]: batch_size = 16
epochs = 3
steps_per_epoch = train_generator.n // batch_size
validation_steps = validation_generator.n // batch_size

history = model.fit_generator(train_generator,
                             steps_per_epoch = steps_per_epoch,
                             epochs=epochs,
                             workers=4,
                             validation_data=validation_generator,
                             validation_steps=validation_steps)
```

9.7. Manual de Usuario del Sistema Inteligente Móvil



PRESENTACIÓN

El portal web propuesto se ha desarrollado en el marco del trabajo de tesis titulado “Sistema Inteligente Móvil basado en redes neuronales convolucionales para el diagnóstico previo de enfermedades renales”, con la finalidad de generar una herramienta tecnológica que sea efectiva para apoyar en el proceso de diagnóstico de enfermedades renales.

El sistema está orientado a brindar un servicio público que sirva para realizar un diagnóstico previo de descarte del deterioro de riñón en población adulta, a partir de una imagen de una muestra de orina de tira reactiva, la cual puede ser ingresada al sistema y devuelve en segundos el resultado: “Sano” o “Enfermo”, según sea el caso.

Este manual está dirigido a los usuarios que deseen utilizar el sistema para realizar el descarte del padecimiento de una enfermedad renal. Se proporcionan los pasos y recomendaciones a tener en cuenta para el correcto uso y manejo del portal web.

SISTEMA INTELIGENTE MÓVIL PARA EL DIAGNÓSTICO PREVIO DE ENFERMEDADES RENALES

Es un sistema web diseñado para un fácil uso desde una laptop, computadora de escritorio o móvil, y que a partir de una imagen que carga el usuario al sistema, facilita el reconocimiento para saber si estás sano o padeces de una enfermedad renal.

1. INGRESO AL SISTEMA INTELIGENTE MÓVIL

Se puede acceder al sistema desde cualquier navegador web (Internet Explorer, Opera, Chrome, otros). Se realiza lo siguiente:

- a. Ingresar al navegador web de su preferencia.

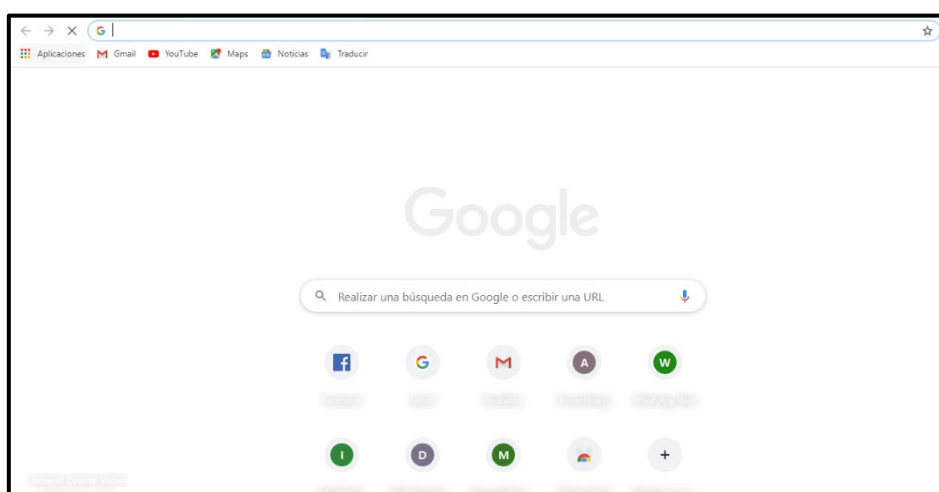


Figura 1. Se muestra la vista referencial del navegador web “Chrome”

- b. Ingresar en la barra de navegación la siguiente dirección web: <http://atixw.com/cortegano>, y listo.



Figura 2. Se muestra la interfaz gráfica de la página principal del sistema

2. Descripción del entorno del Sistema Inteligente Móvil

Una vez ingresado al sistema, se puede visualizar dos secciones:

- a. **Menú Principal:** Comprende un conjunto de opciones que facilita interactuar con otros contenidos del sistema, además de la vista principal. Entre las opciones se tiene: “Inicio”, “Protocolo” y “Aplicación”, como se visualiza a continuación:



Figura 3. La flecha señala la ubicación del “Menú Principal”

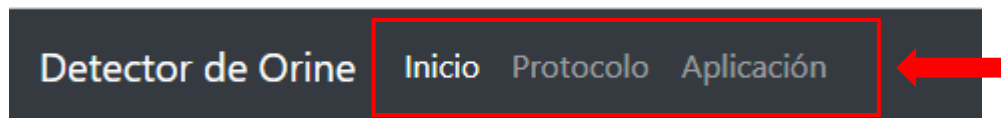


Figura 4. Se muestra una vista más cercana del “Menú Principal”, y se señala con la flecha las opciones a las que puedes acceder dentro del sistema.

- b. **Sección de contenido:** Comprende la vista que se muestra al hacer click en las opciones del “Menú Principal”. Por defecto al ingresar por primera vez al sistema se mostrará lo siguiente:



Figura 5. La flecha señala la sección de contenido.

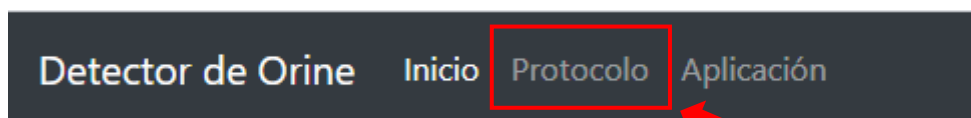
3. Pasos para realizar el reconocimiento en el Sistema Inteligente Móvil

NOTA: Todo usuario que desee subir una imagen al sistema inteligente para hacer uso del diagnóstico previo de enfermedades renales, requiere seguir el protocolo para capturar la imagen según el estándar que requiere el sistema a fin de brindar un diagnóstico más preciso.

Sólo deben subirse fotos de la Tira reactiva luego de su uso con la sustancia úrica (orina).

Se realiza el siguiente procedimiento:

- En la sección del Menú Principal, hacer click en la opción “Protocolo” (Este paso es obligatorio si eres usuario nuevo en el sistema)



- Se cargará una vista similar, como se muestra a continuación:

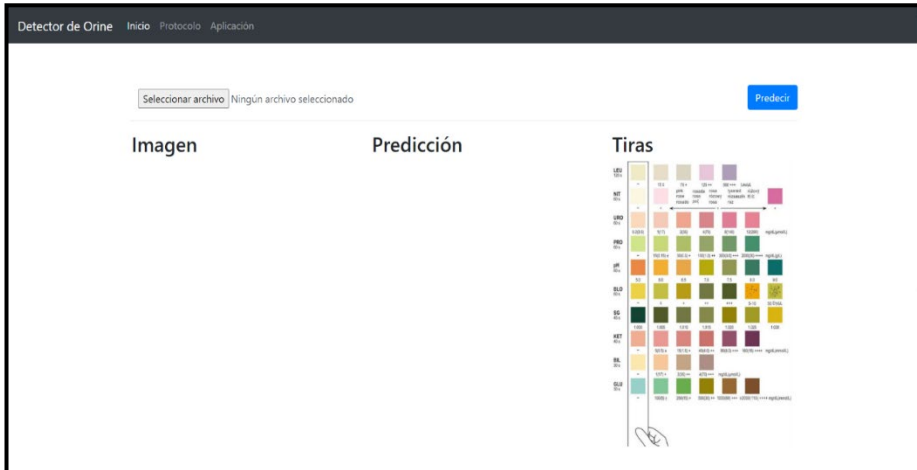


Leer cada instrucción que se muestra, y generar en base a las recomendaciones, una o varias imágenes para subir al sistema y realizar el diagnóstico previo y descartar la presencia de una enfermedad renal.

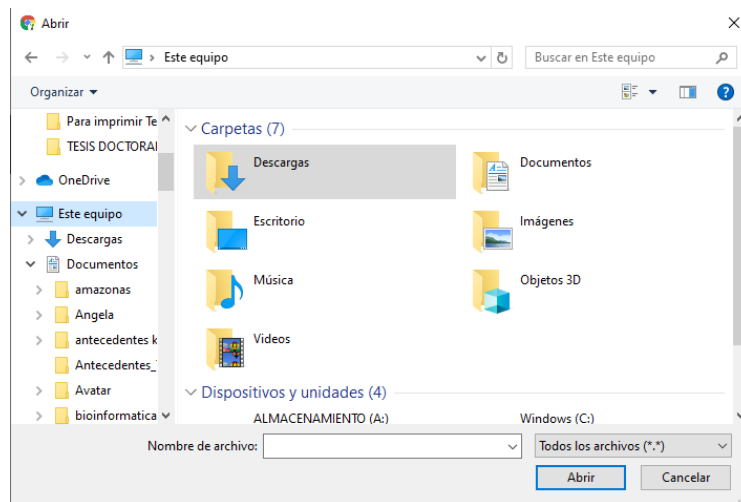
- En la sección del Menú Principal, hacer click en la opción “Aplicación”.



d. Se cargará una vista, como se muestra a continuación:

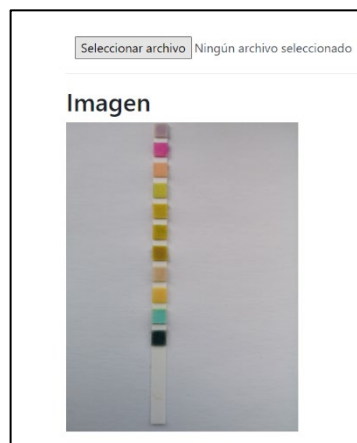


e. Hacer click en el botón “Seleccionar archivo”, y se mostrará la siguiente ventana:



f. Seleccionar la imagen deseada (que cumple con el protocolo de captura de imagen para uso del sistema), y hacer click en “Abrir”.

g. Se cargará la imagen deseada, como se muestra a continuación:



h. Hacer click en el botón “Predecir”.

- i. Finalmente, una vez procesada la imagen, se muestra el resultado del reconocimiento, como se visualiza a continuación:



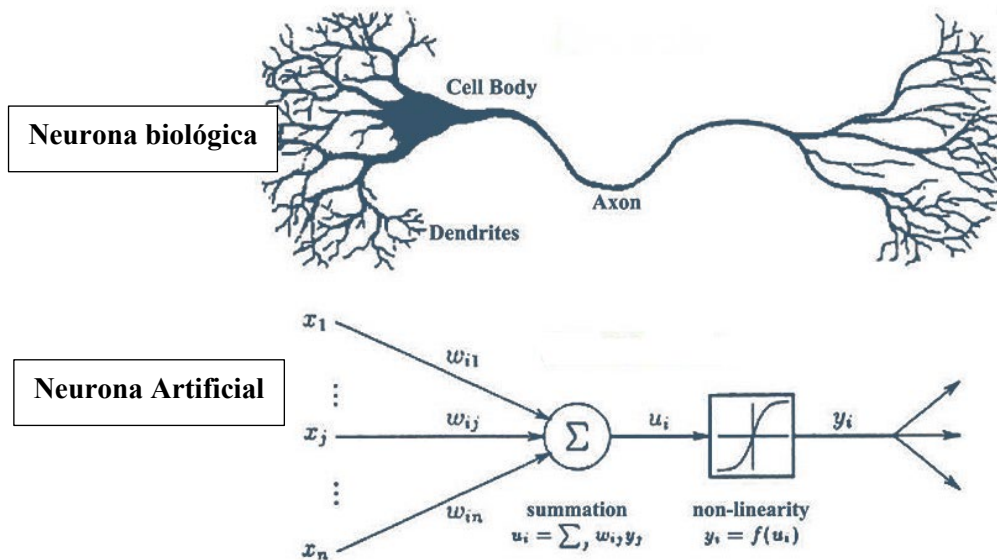
Dónde, se tienen dos casos:

- Si el valor numérico de “Sano” se acerca más a 1 y el valor numérico de “Enfermo” se acerca a 0, el diagnóstico es NEGATIVO para enfermedad renal.
- Si el valor numérico de “Sano” se acerca más a 0 y el valor numérico de “Enfermo” se acerca a 1, el diagnóstico es POSITIVO para enfermedad renal.

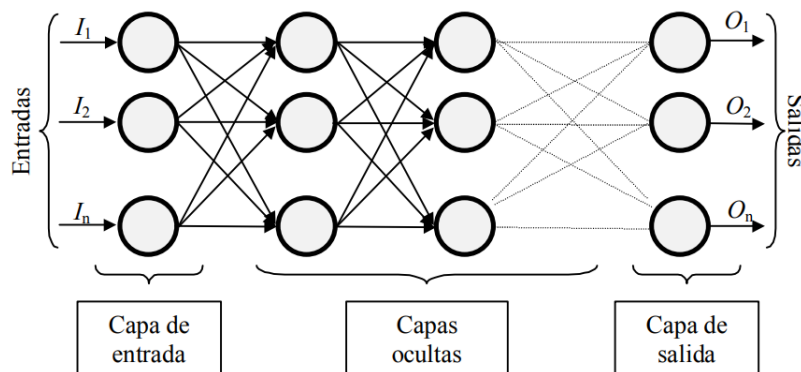
9.8. Explicación del algoritmo de red neuronal convolucional

Para el desarrollo de este trabajo de tesis, se ha tenido como base el uso del algoritmo MobileNetV2, el cual se explica con mayor detalle a continuación.

Las redes neuronales convolucionales están inspiradas en el proceso de aprendizaje de las neuronas del cerebro humano. Tienen una arquitectura similar a la neurona biológica, que ha servido para resolver distintos problemas de reconocimiento a partir de imágenes, superando incluso al reconocimiento del ojo humano.



La estructura básica de toda red neuronal convolucional tiene la siguiente forma:

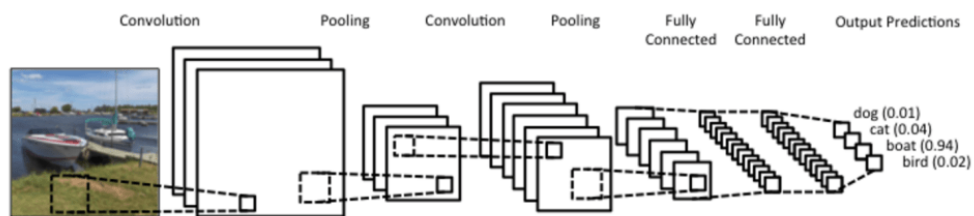


Donde, cada capa corresponde a un conjunto de neuronas. La capa de entrada, es la encargada de recibir los valores en bruto de las imágenes a procesar, y homogeniza las dimensiones de alto y ancho respectivamente, para ayudar al algoritmo. Las capas ocultas, comprenden el conjunto de neuronas encargadas de realizar los procesos de convolución para obtener los valores numéricos predominantes del patrón característico de la imagen procesada. La capa de salida, es un vector de valores numéricos, que tendrá tantos valores como clases que se

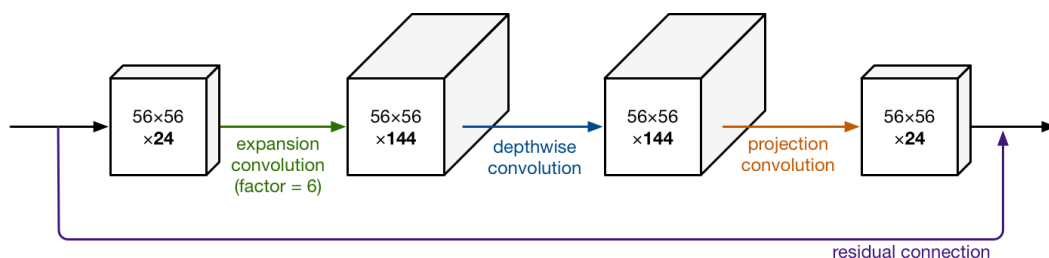
hayan entrenado, es decir, si se ha entrenado para clasificación de dos objetos (clases), se tendrá dos valores, que oscilarán entre el 0 y 1 al momento de hacer la prueba de clasificación, una vez se haya entrenado el algoritmo con un conjunto de imágenes base.

MobileNet V2, forma parte del conjunto de algoritmos de redes neuronales convolucionales, que utilizan la visión artificial para simular el reconocimiento de un determinado objeto a partir de un proceso de entrenamiento que busca obtener los patrones característicos obtenidos de un volumen de imágenes, a partir de una serie de operaciones matemáticas que simplifican una matriz de imágenes en un vector que clasifica entre 0 y 1 a dos o más objetos.

A continuación, se muestra una imagen referencial que ilustra como una imagen se descompone y transforma en un vector, que muestra un valor determinado por cada clase aprendida:



MobileNet, es una red neuronal convolucional que tiene 53 capas ocultas de profundidad. Inicialmente ha sido entrenada con más de un millón de imágenes de la base de datos ImageNet. La red previamente entrenada puede clasificar imágenes en 1000 categorías de objetos, como teclado, mouse, lápiz y muchos animales. Como resultado, la red ha aprendido representaciones de características ricas para una amplia gama de imágenes. La red tiene un tamaño de entrada de imagen de 224 por 224. La característica más importante de esta red neuronal convolucional, es que, dentro de su arquitectura, en sus capas ocultas, mantiene una misma cantidad superior de canales (filtros de 144), a diferencia de otras redes neuronales. Como se muestra a continuación:



La capa de expansión (expansión convolución) actúa como un descompresor, que primero restaura los datos a su forma original en el proceso de convolución, y luego la “capa depthwise” realiza cualquier filtrado que sea importante en esta etapa de la red, y finalmente la capa de proyección (projection convolution) comprime los valores obtenidos para volverlos al valor pequeño a la entrada de la capa de expansión.