**UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO**

FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL, SISTEMAS Y ARQUITECTURA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

**TESIS**

**“SISTEMA INTELIGENTE BASADO EN DEEP LEARNING PARA EL DIAGNÓSTICO DE CÁNCER DE PRÓSTATA”.**

Para obtener el título profesional de:

**INGENIERO DE SISTEMAS**

**AUTORES:**

SANTAMARIA SANTISTEBAN, Jahir S.

SIESQUEN VALDIVIA, Luis Felipe

**ASESOR:**

DR. ING. VILLEGAS CUBAS, Juan Elías

**LAMBAYEQUE-PERÚ**

**2024**

**UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO**

FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL, SISTEMAS Y ARQUITECTURA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

**TESIS**

**“SISTEMA INTELIGENTE BASADO EN DEEP LEARNING PARA EL DIAGNÓSTICO DE CÁNCER DE PRÓSTATA”.**

Para obtener el título profesional de:

**INGENIERO DE SISTEMAS**

**Aprobado por los miembros de Jurado:**

**DR. ING. CELI ARÉVALO, Ernesto Karlo PRESIDENTE DEL JURADO**

**DR. ING.OTAKE OYAMA, Luis Alberto MG. ING. ARTEAGA LORA, Roberto C. SECRETARIO VOCAL**

**LAMBAYEQUE-PERÚ 2024**

**UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO**

FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL, SISTEMAS Y ARQUITECTURA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

**TESIS**

**“SISTEMA INTELIGENTE BASADO EN DEEP LEARNING PARA EL DIAGNÓSTICO DE CÁNCER DE PRÓSTATA”.**

Para obtener el título profesional de:

**INGENIERO DE SISTEMAS**

****

**SANTAMARIA SANTISTEBAN, Jahir S. SIESQUEN VALIDIVIA, Luis Felipe AUTOR AUTOR**



**DR. ING. VILLEGAS CUBAS, Juan Elías**

**ASESOR**

**LAMBAYEQUE-PERÚ**

**2024**

**AGRADECIMIENTO**

**-**A mis padres y hermanos por el apoyo incondicional, la fortaleza que me brindan y las ganas de superarme cada día.

*Jahir Santos Santamaria Santisteban*

**AGRADECIMIENTO**

Agradezco al ingeniero Juan Villegas, por su inestimable guía, su dedicación y compromiso han sido fundamentales para la realización de este trabajo.

*Luis Felipe Siesquen Valdivia*

**DEDICATORIA**

A mi padre José de los Santos por ser mi guía y acompañarme desde donde se encuentre. A nuestro asesor de tesis por apoyarnos en cada paso de esta investigación.

*Jahir Santos Santamaria Santisteban*

**DEDICATORIA**

A mis padres, por creer siempre en mí, incluso en los momentos más difíciles. Gracias por ser mi fuente de inspiración y mi fortaleza.

*Luis Felipe Siesquen Valdivia*

**TABLA DE CONTENIDO**

[I. INTRODUCCIÓN 10](#_Toc172798611)

[II. RESUMEN 12](#_Toc172798612)

[III. DISEÑO TEÓRICO 13](#_Toc172798613)

[3.1. Antecedentes 13](#_Toc172798614)

[3.2. Bases Teórica 17](#_Toc172798615)

[*3.2.1.* *Cáncer de Próstata* 17](#_Toc172798616)

[3.2.2. Factores de riesgo del cáncer de próstata 18](#_Toc172798617)

[*3.2.3.* *Etapas del cáncer de próstata* 20](#_Toc172798618)

[*3.2.4.* *Tratamiento del cáncer de próstata* 24](#_Toc172798619)

[*3.2.5.* *Diagnóstico del cáncer de próstata* 25](#_Toc172798620)

[*3.2.6.* *Agentes Inteligentes.* 25](#_Toc172798621)

[*3.2.7.* *Sistema inteligente.* 26](#_Toc172798622)

[*3.2.8.* *Deep Learning.* 26](#_Toc172798623)

[*3.2.9.* *Modelos de Deep Learning* 26](#_Toc172798624)

[*3.2.10.* *Modelo VGG-16* 28](#_Toc172798625)

[3.2.11. Modelo VGG-19 29](#_Toc172798626)

[3.2.12. Modelo ResNet50 30](#_Toc172798627)

[IV. DISEÑO METODOLÓGICO 31](#_Toc172798628)

[4.1. Tipificación de la investigación 31](#_Toc172798629)

[4.2. Tabla de operacionalización de variable 32](#_Toc172798630)

[4.3. Población y muestra 34](#_Toc172798631)

[4.4. Técnicas, instrumentos, equipos y materiales 34](#_Toc172798632)

[V. RESULTADOS 36](#_Toc172798633)

[5.1. Análisis del conjunto de Imágenes 36](#_Toc172798634)

[*5.1.1.* *Descripción del conjunto de datos SICAPv2* 36](#_Toc172798635)

[5.2. Procesamiento de Datos 39](#_Toc172798636)

[5.3. Seleccionar un modelo óptimo de Deep Learning 41](#_Toc172798637)

[5.3.1. Resultados de los modelos aplicados 41](#_Toc172798638)

[5.3.2. Elección del modelo 45](#_Toc172798639)

[5.4. Desarrollar el sistema inteligente 46](#_Toc172798640)

[*5.4.1.* *Requisitos y preparación* 46](#_Toc172798641)

[*5.4.2.* *Preparación del entorno de trabajo* 46](#_Toc172798642)

[*5.4.3.* *Desarrollo del sistema* 48](#_Toc172798643)

[5.5. Evaluación del rendimiento del sistema inteligente 55](#_Toc172798644)

[VI. DISCUSIÓN DE RESULTADOS 60](#_Toc172798645)

[VII. CONCLUSIONES 64](#_Toc172798646)

[VIII. RECOMENDACIONES 66](#_Toc172798647)

[IX. BIBLIOGRAFÍA 68](#_Toc172798648)

**ÍNDICE DE TABLAS**

[Tabla 1: Tabla operacional según Indicadores 32](#_Toc173272701)

[Tabla 2: Distribución de imágenes en dataset 36](#_Toc173272702)

[Tabla 3: Resultados algoritmos aplicados 46](#_Toc173272703)

[Tabla 4: Descripción de funciones 51](#_Toc173272704)

**ÍNDICE DE FIGURAS**

[Ilustración 1: Arquitectura de VGG-16 separado por 16 capas convolucionales. 28](#_Toc173272797)

[Ilustración 2: Modelo lógico de Arquitectura VGG-16 29](#_Toc173272798)

[Ilustración 3: Modelo de red VGG-19 29](#_Toc173272799)

[Ilustración 4: Marco de entrenamiento del modelo de detección de uso de máscara 30](#_Toc173272800)

[Ilustración 5: Arquitectura de ResNet50 31](#_Toc173272801)

[Ilustración 6: Propiedad de imagen de dataset SICAPv2 37](#_Toc173272802)

[Ilustración 7: Imágenes con patrones cribiformes, no contiene signos de cáncer de próstata 38](#_Toc173272803)

[Ilustración 8: Imágenes con patrones cribiformes contiene signos de cáncer de próstata 38](#_Toc173272804)

[Ilustración 9:Procesamiento de una imagen con cáncer 40](#_Toc173272805)

[Ilustración 10: Procesamiento de una imagen sin cáncer 40](#_Toc173272806)

[Ilustración 11: Resultado modelo VGG-16 41](#_Toc173272807)

[Ilustración 12: Resultado modelo VGG-19 42](#_Toc173272808)

[Ilustración 13: Resultado modelo ResNet50 44](#_Toc173272809)

[Ilustración 14: Directorios de trabajo 47](#_Toc173272810)

[Ilustración 15: Estructura Principal 47](#_Toc173272811)

[Ilustración 16: Estructura de carpetas del backend 49](#_Toc173272812)

[Ilustración 17: Cuenta enlazada al proyecto 50](#_Toc173272813)

[Ilustración 18: Resultados enlace de cuenta 50](#_Toc173272814)

[Ilustración 19: Repositorio de GitHub 51](#_Toc173272815)

[Ilustración 20: Menú Login del sistema 53](#_Toc173272816)

[Ilustración 21: Análisis de resultados 53](#_Toc173272817)

[Ilustración 22: Resultados de la evaluación 54](#_Toc173272818)

[Ilustración 23: Exportable en formato PDF 54](#_Toc173272819)

[Ilustración 24: Resumen de análisis ejecutados en el sistema 55](#_Toc173272820)

[Ilustración 25: Conversión de las probabilidades predichas 56](#_Toc173272821)

[Ilustración 26: Decisión final de categoría 57](#_Toc173272822)

[Ilustración 27: Etiquetas por lote 57](#_Toc173272823)

[Ilustración 28: Almacenamiento de etiquetas reales y predictivas 58](#_Toc173272824)

[Ilustración 29: Evaluación del desempeño del modelo 59](#_Toc173272825)

[Ilustración 29: Evaluación del desempeño del modelo 59](#_Toc173272826)

[Ilustración 30: Matriz de confusión 59](#_Toc173272827)

[Ilustración 30: Matriz de confusión 59](#_Toc173272828)

# INTRODUCCIÓN

El cáncer representa una de las mayores preocupaciones de salud a nivel mundial, siendo responsable de millones de defunciones cada año. Entre los tipos de cáncer más prevalentes se encuentra el cáncer de próstata, que afecta principalmente a la población masculina y puede tener un impacto significativo en la calidad de vida y la supervivencia de los pacientes. En el contexto peruano, el cáncer es la principal causa de mortalidad por grupo de enfermedad para el género masculino, lo que genera un importante impacto económico y social debido a su diagnóstico tardío y las limitaciones en el acceso a cuidados integrales.

Con el objetivo de abordar esta problemática, el Ministerio de Salud del Perú ha formulado el Plan Nacional de Cuidados Integrales del Cáncer 2020-2024, con el fin de mejorar el acceso a la atención del cáncer y reducir su mortalidad en el país. Sin embargo, la detección temprana sigue siendo un desafío importante en el manejo de esta enfermedad.

En este contexto, surge la necesidad de implementar tecnologías innovadoras que puedan mejorar la detección precoz del cáncer de próstata. La presente investigación se centra en el desarrollo de un sistema de inteligencia artificial basado en redes neuronales convolucionales, con el objetivo de anticipar de manera eficiente el diagnóstico de cáncer de próstata.

El presente estudio aborda la situación problemática del cáncer de próstata, destacando su impacto a nivel mundial y en el Perú. Se destaca la importancia del Plan Nacional de Cuidados Integrales del Cáncer 2020-2024 como estrategia para mejorar la atención y reducir la mortalidad por esta enfermedad. Además, se resalta la relevancia social y clínica de implementar un sistema de inteligencia artificial para la detección temprana del cáncer de próstata.

El problema central de esta investigación se formula en torno a la eficiencia de un sistema inteligente basado en Deep Learning para predecir el diagnóstico de cáncer de próstata. Se plantea como hipótesis que la evaluación del rendimiento determinará la eficiencia de este sistema en el diagnóstico de la enfermedad.

Los objetivos de este estudio comprenden el desarrollo de un sistema inteligente basado en Deep Learning para predecir el diagnóstico de cáncer de próstata. Esto incluye el análisis y procesamiento de imágenes de cáncer de próstata, la elaboración de un modelo óptimo de Deep Learning, el desarrollo del sistema inteligente y la evaluación de su rendimiento en la detección de la enfermedad.

En resumen, esta investigación busca contribuir a mejorar la detección temprana del cáncer de próstata mediante la implementación de tecnologías de inteligencia artificial, lo que podría tener un impacto significativo en la atención y supervivencia de los pacientes afectados por esta enfermedad.

# RESUMEN

La presente investigación se desarrolló considerando la base de datos del SICAPv2 que contiene imágenes de histología de próstata con anotaciones de puntuaciones de Gleason y calificaciones a nivel de ruta, en la cual las imágenes estaban clasificadas por pacientes de acuerdo con sus exámenes realizados.

Se construyó un modelo para la detección de cáncer de próstata, basándose en el aprendizaje profundo aplicando redes neuronales convolucionales con procesamiento de imágenes utilizando un total de 13,827 imágenes divididas en 2 estados, con y sin cáncer.

El modelo se ejecutó obteniendo una tasa de acierto de 95.1%, con una función de pérdida de 0.176%, se comprobó con una muestra de 50 imágenes aleatorias existentes extraídas del repositorio las cuales hacen referencia a 3 pacientes registrados. Finalmente, la aplicación web y el modelo de red neuronal convolucional funcionaron correctamente.

Palabras claves: Aprendizaje Profundo, cáncer de próstata, procesamiento de imágenes, aplicación web

# DISEÑO TEÓRICO

## Antecedentes

Guajin, Jeremy Yuen-Chun, & Kup-Sze, (2018) Desarrollaron un sistema para diagnosticar cáncer de próstata a una población china. Obtuvieron una base de datos de biopsias de próstata guiadas por ecografía transrectal (TRUS) en un hospital de Hong Kong la cual consta de 1625 registros de pacientes chinos. Se usaron cuatro métodos de aprendizaje automático Support Vector Machine (SVM), Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM), Artificial Neural Network (ANN) y Random Forest (RF) en el cual ANN destacó logrando la más alta precisión de 95.27%.

Faez (2018) utilizó datos recopilados del hospital Imam Reza (Teherán). Este conjunto de datos es simplemente acerca de quiénes dieron positivo los resultados de sus pruebas y si sufrían de cáncer de próstata. Aplicaron el uso de Deep Learning y tres ANN para mejorar el diagnóstico respectivo, Deep Learning logró una precisión de clasificación del 86,3 % siendo está la más cercana al resultado deseado.

Lal, y otros (2019) desarrollaron una aplicación para asociar características morfológicas del cáncer de próstata con imágenes por resonancia magnética (MRI). Utilizaron redes bayesianas donde nodos y arcos muestran una relación de causa y efecto a través de gráficos acíclicos dirigidos (DAG). Gracias a la asociación entre Área y equidiámetro la aplicación pudo obtener una probabilidad de 98.94%.

Forero Cuellar (2019) utilizó un algoritmo de aprendizaje en datos “Prueba y puntuación" del programa informático para realizar minería de datos y análisis predictivo denominado "Orange Data Mining Fruit and Fun", el proceso de diagnóstico se realiza por medio del médico experto que evalúa las variables, apoyándose en las imágenes de resonancia magnética y otras técnicas tradicionales y muchas veces el diagnóstico es difícil y demorado, la novedad es que se puede tener un diagnóstico más rápido y acertado como complemento del diagnóstico clínico. Finalmente se encontró que la regresión logística y la red neuronal tienen un rendimiento mejor que bosques aleatorios y árbol de decisión, para la clasificación de las categorías de evaluación PI-RADS con una precisión del 83,1% para regresión logística y 79,5% para el árbol de decisión.

Yasser Mk, Fahima A., & Abdelrahman I. (2019) tuvieron como objetivo predecir fármacos y posibles candidatos a fármacos que interactúen con los receptores de adenosina (detiene el crecimiento de células tumorales incluido el carcinoma de próstata) para ellos se utilizó el algoritmo Random Forest - colección de árboles de decisión. DT - árbol de decisión para el conjunto de datos se obtuvieron de un estudio realizado por Saad et al., era una combinación de dos conjuntos de datos donde el primer conjunto de datos era un conjunto de datos de medicamentos extraído de la central de medicamentos la cuál contribuía a una simulación que se basa en información de la molécula, como el número de átomos y los enlaces entre estos átomos. Luego, esta información se utiliza para generar huellas dactilares codificadas (bits binarios); los resultados mostraron que RF obtuvo la mayor precisión en la clasificación de fármacos que interactúan con el receptor de adenosina A2a 75,09%.

Mohamed , Mansoor , Mansour , Hari Kiran, & P. (2020) utilizaron la técnica de clasificación de regresión logística modificada (MLR) la cual se realiza en la identificación del cáncer de próstata a partir de un conjunto de datos de Zhou W. Para las pruebas se utilizaron Imágenes obtenidas por la resonancia magnética (IRM) en específicos multiparamétricos (mpMRI) y en los resultados generales se vió reflejado que el nivel de sensibilidad (Se) en un 96% y Especificidad (Sp) en un 98 %, lo que mejora la precisión del clasificador en al menos un 3 % en comparación con los métodos existentes.

Carneiro Neto (2020) utilizó una arquitectura de red neuronal profunda, XmasNet, para realizar dos grandes experimentos sobre la clasificación de lesiones las imágenes se obtuvieron de un conjunto de datos IMPROD (Improved Prostate Cancer Diagnosis - Combination of Magnetic Resonance Imaging and Biomarkers) se originó a partir de un ensayo clínico realizado por el Hospital Universitario de Turku y la Universidad de Turku. El ensayo incluyó a 175 pacientes entre 40 y 85 años con sospechas de cáncer de próstata respaldadas por resultados de detección. se obtuvo por resultado que la clasificación binaria del significado clínico de las lesiones y la detección y segmentación de la próstata ya consiguen los resultados deseados 0,870 AUC y 0,915 dice score respectivamente.

Bese Robles & Miró Padilla (2022) se centran en el desarrollo de un sistema que utiliza técnicas de aprendizaje profundo para la gradación del cáncer de próstata. Este sistema aprovecha anotaciones realizadas por personas no expertas junto con redes neuronales convolucionales (CNN) para clasificar las imágenes médicas. El objetivo principal es facilitar y mejorar la precisión en la gradación del cáncer de próstata, una tarea tradicionalmente realizada por patólogos expertos. La combinación de anotaciones no expertas con la capacidad de las CNN para extraer características profundas de las imágenes permite crear un sistema eficiente y accesible para su implementación en entornos clínicos. El estudio muestra que, a través de este enfoque, es posible obtener resultados precisos y consistentes, destacando el potencial de las tecnologías de inteligencia artificial para apoyar y optimizar los procesos médicos, especialmente en áreas donde la disponibilidad de expertos es limitada.

Moral (2021) este estudio se enfoca en la creación de un sistema automatizado para la gradación del cáncer de próstata. Este sistema emplea el índice PI-RADS (Prostate Imaging Reporting and Data System) junto con técnicas avanzadas de aprendizaje profundo para analizar imágenes de resonancia magnética. El objetivo principal del trabajo es mejorar la precisión y eficiencia en la gradación del cáncer de próstata, facilitando el diagnóstico y la toma de decisiones clínicas. El sistema desarrollado integra algoritmos de deep learning que permiten la extracción y análisis de características complejas de las imágenes médicas, proporcionando una evaluación detallada y objetiva del estado de la enfermedad. Los resultados del estudio demuestran que el uso de técnicas de deep learning, combinado con el índice PI-RADS, puede ofrecer una herramienta robusta y confiable para la gradación del cáncer de próstata. Esta aproximación tiene el potencial de optimizar el trabajo de los radiólogos y mejorar los resultados clínicos mediante diagnósticos más precisos y rápidos.

Perez (2020) aborda el desarrollo de un sistema innovador que combina anotaciones no expertas con redes neuronales convolucionales (CNN) para la clasificación del cáncer de próstata. El objetivo principal del estudio es mejorar la precisión y eficiencia en la gradación del cáncer de próstata mediante el uso de tecnologías de inteligencia artificial. Las anotaciones no expertas proporcionan un enfoque accesible y económico para la recopilación de datos, mientras que las CNN permiten una extracción y análisis detallado de las características de las imágenes médicas. Los resultados del estudio demuestran que este enfoque puede ofrecer una herramienta efectiva para apoyar el trabajo de los patólogos, proporcionando diagnósticos más rápidos y precisos. Además, la investigación resalta el potencial de las técnicas de deep learning para transformar los procesos médicos, especialmente en áreas con recursos limitados.

Mena (2023) el objetivo general de este estudio es diseñar y desarrollar un CDSS que prediga el CP basado en la expresión de genes en tejidos de pacientes con CP y controles sanos. Se realizó una selección de genes relevantes para el CP, utilizando datos de The Cancer Genome Atlas y técnicas de IA explicable para desarrollar modelos comprensibles. Los modelos generados mostraron un buen rendimiento en diversas métricas de calidad y fueron validados en poblaciones externas, obteniendo altos valores de sensibilidad y especificidad. Se extrajeron explicaciones aditivas de Shapley del mejor modelo para ayudar a los profesionales clínicos a comprender las decisiones del sistema. Estas explicaciones revelaron genes conocidos y nuevos asociados con el CP, proporcionando una base sólida para su aplicación clínica. La validación adicional en muestras locales demostró la viabilidad del CDSS para mejorar el diagnóstico y tratamiento del CP.

## Bases Teórica

### *Cáncer de Próstata*

Según Yanes Chacón, Villalobos Campos, & Cubas González, (2023):

El cáncer de próstata es una enfermedad de gran relevancia en la salud pública. Es el más común en la población masculina a partir de los 50 años, y su pico máximo es después de los 65 años. Su incidencia ha aumentado en los últimos años debido a la mejora en las técnicas diagnósticas, el aumento en la esperanza de vida y otros factores no tan conocidos como la exposición ambiental, el estilo de vida y la genética. El tipo más común de cáncer de próstata es el adenocarcinoma, el cual generalmente se localiza en la zona periférica de la próstata, cuyo crecimiento es lento y se presenta de manera asintomática en estadios tempranos de la enfermedad. Existen diversas opciones de tratamiento para el abordaje según las diferentes etapas y grados de agresividad de esta neoplasia. Lograr una detección temprana y aplicar un tratamiento adecuado son pasos esenciales para mejorar las tasas de supervivencia en pacientes con cáncer de próstata.

Actualmente, el cáncer de próstata es una enfermedad de importancia en la salud pública, ya que es la neoplasia con mayor frecuencia en hombres alrededor del mundo y representa la segunda causa de muerte por cáncer en esta población, seguida del cáncer de pulmón y de colon. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), se estima que las tasas de esta neoplasia son más altas en países industrializados. El Global Cancer Observatory (GLOBOCAN) reportó para el año 2018 1.3 millones de nuevos casos de cáncer de próstata y 359 mil defunciones asociadas en todo el mundo. Su pico máximo es después de los 65 años, y su incidencia se ha incrementado en los últimos años debido a la mejoría en técnicas diagnósticas. Conforme avanza la edad, la incidencia aumenta en forma significativa, con evidencia histológica en 34% de los hombres en la quinta década de la vida y en 70% a los 80 años. Algunos pacientes tienen una alta supervivencia, incluso después de que se presentan las metástasis. Algunos de los factores de riesgo más importantes son la edad, raza y genética. Un alto porcentaje de pacientes acuden a la consulta con el especialista cuando la enfermedad se encuentra en un estadío clínico localmente avanzado o avanzado, siendo un problema de salud y económico por el alto costo que origina en el tratamiento. El número y localización de las metástasis óseas forman parte de los factores pronósticos más empleados junto con las metástasis viscerales, la escala de Gleason, el antígeno prostático específico y la fosfatasa alcalina. En la actualidad, no hay manera de prevenir el cáncer de próstata; sin embargo, se han recomendado sugerencias que incluyen cambios en la dieta y estilo de vida.

### Factores de riesgo del cáncer de próstata

Según Yanes Chacón, Villalobos Campos, & Cubas González, (2023):

Algunos de los factores de riesgo que provocan el cáncer de próstata son:

**Edad**: la edad está fuertemente asociado con el cáncer de próstata en su totalidad y es raro que se presente entre los hombres menores de 40 años. La incidencia del cáncer de próstata aumenta con la edad por lo general después de los 50 años. También se ha demostrado que las tasas de mortalidad presentan una tendencia más marcada al aumentar la edad. Antecedentes familiares: cerca del 15% de quienes reciben un diagnóstico de cáncer de próstata tienen un pariente de primer grado con el mismo diagnóstico. Alrededor del 9% de todos los cánceres de próstata son resultado de una susceptibilidad genética hereditaria. Los hermanos y los hijos de un paciente diagnosticado con cáncer de próstata tienen entre dos y tres veces más probabilidades de desarrollar esta enfermedad, además, el riesgo de esta neoplasia incrementa de acuerdo con el número de miembros de la familia afectada.

**Raza**: se ha demostrado que el riesgo aumenta en hombres de raza negra, en los hombres blancos el riesgo es intermedio, y los japoneses nativos tienen el riesgo más bajo. Las muertes atribuibles al cáncer de próstata son 2.4 veces mayores en los hombres de raza negra en comparación con los hombres blancos.

**Prostatitis**: en varios estudios se indica un aumento importante del riesgo de cáncer de próstata en pacientes con antecedentes recurrentes de prostatitis y en aquellos con antecedentes de enfermedades de transmisión sexual como sífilis o gonorrea. Sin embargo, la prostatitis eleva los valores del APE, lo que conlleva a más biopsias de próstata y una mayor probabilidad de esta neoplasia, un claro ejemplo de sesgo de verificación.

**Alimentación**: ciertos tipos de ácidos grasos o sus metabolitos promueven la aparición del cáncer de próstata. Varios estudios indican que el ácido linoleico (omega 6) estimula la proliferación de células cancerosas, mientras que el omega 3 inhibe la proliferación celular. Además, las grasas en la alimentación aumentan las concentraciones séricas de andrógenos y, por lo tanto, aumentan el riesgo de esta neoplasia.

Entre los factores de riesgo a considerar para el cáncer de próstata se encuentran especialmente la edad, la raza y los antecedentes familiares:

* La edad avanzada es el principal factor de riesgo; el 75% de los pacientes se diagnostican a partir de los 65 años, mientras que el cáncer de próstata es poco frecuente en los hombres menores de 40 años. De igual forma, las muertes relacionadas con este cáncer son más comunes en los hombres de edad avanzada.
* El componente étnico es el segundo factor de riesgo en importancia. Los afroamericanos poseen un riesgo para cáncer de próstata 60% mayor que los blancos caucasianos, mientras los individuos de origen asiático americano poseen un riesgo 38% menor que los blancos caucasianos. La explicación a tales diferencias permanece por elucidarse.
* La noción de que el cáncer de próstata tiene un fuerte componente familiar está sustentada en numerosos estudios epidemiológicos. Los familiares directos, como los hermanos y los hijos, de un paciente con cáncer de próstata tienen entre dos y tres veces más riesgo de desarrollar la enfermedad; además, el riesgo de padecer esta neoplasia incrementa de acuerdo con el número de miembros de la familia afectados.

Otros factores de riesgo para el cáncer de próstata son el alto consumo de grasas saturadas, la ingesta baja de carotenoides, la vasectomía y el número de relaciones sexuales, entre otros; no obstante, los resultados entre estudios son contradictorios. (Báez Benavides & Armisén Yañez, 2012)

### *Etapas del cáncer de próstata*

Según Society (2021):

En la Etapa I del cáncer de próstata, se identifican varias características distintivas. Primero, en la clasificación cT1, N0, M0, el grupo de grado es 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA inferior a 10. En esta etapa, el médico no puede palpar el tumor ni visualizarlo en estudios de imagen como la ecografía transrectal. El tumor se descubre durante una resección transuretral de la próstata (TURP) o mediante una biopsia con aguja realizada debido a niveles elevados de PSA [cT1]. No hay evidencia de propagación a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la clasificación cT2a, N0, M0, el grupo de grado sigue siendo 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA menor de 10. Aquí, el tumor es detectable al tacto durante un examen rectal digital o visible mediante técnicas de imagen, como una ecografía transrectal. El tumor está localizado en una mitad o menos de un solo lado de la próstata (derecho o izquierdo) [cT2a]. Al igual que en el caso anterior, no hay propagación a los ganglios linfáticos adyacentes [N0] ni a otras áreas del cuerpo [M0].

Finalmente, en la clasificación pT2, N0, M0, el grupo de grado es 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA menor de 10. En este caso, la próstata ha sido extraída quirúrgicamente y el tumor estaba confinado únicamente a la próstata [pT2]. No se observa propagación a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

Según Society (2021):

En la Etapa IIA del cáncer de próstata, se presentan varias clasificaciones:

Para la clasificación cT1, N0, M0, el grupo de grado es 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA entre 10 y 20. En esta fase, el tumor no es palpable ni visible en estudios por imágenes, como la ecografía transrectal. El tumor se detecta durante una resección transuretral de la próstata (TURP) o mediante una biopsia con aguja debido a un nivel elevado de PSA [cT1]. No hay propagación a los ganglios linfáticos adyacentes [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la clasificación cT2a o pT2, N0, M0, el grupo de grado sigue siendo 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA entre 10 y 20. Aquí, el tumor puede ser palpable durante un examen digital del recto o visible en estudios de imagen, como una ecografía transrectal. El tumor está en una mitad o menos de un solo lado de la próstata [cT2a], o la próstata ha sido removida quirúrgicamente y el tumor estaba confinado a la próstata [pT2]. Al igual que en el caso anterior, no hay propagación a los ganglios linfáticos adyacentes [N0] ni a otras áreas del cuerpo [M0].

Para la clasificación cT2b o cT2c, N0, M0, el grupo de grado es 1 con una puntuación de Gleason de 6 o menos y un nivel de PSA menor de 20. En esta situación, el tumor es palpable durante un examen digital del recto o visible en estudios por imágenes, como una ecografía transrectal. El tumor afecta más de la mitad de un lado de la próstata [cT2b] o ambos lados de la próstata [cT2c]. No hay evidencia de propagación a los ganglios linfáticos adyacentes [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

**Según Society (2021):**

En la Etapa IIB del cáncer de próstata, la clasificación se define por varios factores. En los casos de T1 o T2, N0, M0, el grupo de grado es 2 con una puntuación de Gleason de 3+4=7 y un nivel de PSA menor de 20. En esta etapa, el cáncer aún está limitado a la próstata y puede ser detectable, o no, durante un examen digital del recto o mediante estudios por imágenes, como una ecografía transrectal [T1 o T2]. No hay evidencia de que el cáncer se haya propagado a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la Etapa IIC del cáncer de próstata, la clasificación incluye casos de T1 o T2, N0, M0, con un grupo de grado de 3 o 4, correspondiente a una puntuación de Gleason de 4+3=7 o 8, y un nivel de PSA menor de 20. En esta fase, el cáncer sigue confinado a la próstata y puede ser detectable, o no, durante un examen digital del recto o mediante estudios por imágenes como una ecografía transrectal [T1 o T2]. No hay signos de que el cáncer se haya extendido a los ganglios linfáticos adyacentes [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la Etapa IIIA del cáncer de próstata, los casos se clasifican como T1 o T2, N0, M0, con un grupo de grado que varía de 1 a 4, según una puntuación de Gleason de 8 o menos, y un nivel de PSA de al menos 20. En esta fase, el cáncer sigue confinado a la próstata y puede ser detectable, o no, durante un examen digital del recto o en estudios por imágenes como una ecografía transrectal [T1 o T2]. No hay evidencia de propagación a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la Etapa IIIB, los casos son T3 o T4, N0, M0, con un grupo de grado que varía de 1 a 4, con una puntuación de Gleason de 8 o menos, y el nivel de PSA puede ser cualquiera. En esta etapa, el cáncer se ha extendido más allá de la próstata y puede haberse propagado a las vesículas seminales [T3], o a tejidos adyacentes como el esfínter uretral, el recto, la vejiga o la pared de la pelvis [T4]. El cáncer no se ha propagado a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

La Etapa IIIC incluye cualquier clasificación T, N0, M0, con un grupo de grado 5, correspondiente a una puntuación de Gleason de 9 o 10, y cualquier nivel de PSA. En esta fase, el cáncer puede o no haber invadido tejidos adyacentes a la próstata (cualquier T), pero no se ha propagado a los ganglios linfáticos cercanos [N0] ni a otras partes del cuerpo [M0].

En la Etapa IVA, el cáncer puede tener cualquier clasificación T y está clasificado como N1, M0. En esta etapa, el cáncer se ha propagado a los ganglios linfáticos cercanos [N1], pero no a otras partes del cuerpo [M0]. El grupo de grado y el nivel de PSA pueden ser cualquier valor.

Finalmente, en la Etapa IVB, el cáncer puede tener cualquier clasificación T y cualquier clasificación N, con M1. En esta fase, el cáncer puede estar creciendo hacia los tejidos cercanos a la próstata [cualquier T] y puede haber afectado a los ganglios linfáticos adyacentes [cualquier N]. Sin embargo, el cáncer se ha propagado a otras partes del cuerpo, como ganglios linfáticos distantes, huesos u otros órganos [M1]. El grupo de grado y el nivel de PSA pueden ser cualquier valor.

### *Tratamiento del cáncer de próstata*

La prostatectomía radical ofrece el mayor potencial para una cura definitiva del cáncer de próstata localizado o en estadio temprano y una significativa mejora en la supervivencia en general y el desarrollo de metástasis a distancia. Esta terapia no es adecuada si el tumor esta adherido a las estructuras circundantes o si hay presencia de metástasis. Para hombres con enfermedad localizada de alto riesgo, la prostatectomía radical con disección de ganglios linfáticos pélvicos reduce el riesgo de muerte relacionada con el cáncer. La disección de ganglios linfáticos pélvicos en la prostatectomía radical se realiza actualmente a ciegas, sin conocimiento de la presencia de metástasis, los cuales podrían identificarse antes de la cirugía con el uso del PSMA-PET. Algunas de las complicaciones reportadas en la prostatectomía radical son la disfunción sexual y la incontinencia urinaria, siendo los más frecuentemente reportados. Dentro de los factores de riesgo para la disfunción eréctil posterior a la cirugía incluyen: cirugía no conservadora de los nervios, edad del paciente, la función sexual inicial, diabetes, hipertensión arterial y tabaquismo. Varios factores preoperatorios como la edad, las características del cáncer, el tamaño de la próstata y los síntomas preoperatorios del tracto urinario inferior afectan las tasas de continencia. Estas tasas de continencia son más altas en pacientes ancianos, hombres con enfermedades concomitantes y un índice de morbilidad alto. Otros factores que pueden afectar la continencia son la longitud de la uretra membranosa, la presencia de un lóbulo medio, resección transuretral prostática previa, dimensión pélvica ósea, el tabaquismo y diabetes tipo 2. (Yanes Chacón, Villalobos Campos, & Cubas González, 2023).

### *Diagnóstico del cáncer de próstata*

El tacto rectal, la concentración de antígeno prostático y el ultrasonido transrectal

son valiosas herramientas diagnosticas para obtener indicios de cáncer de próstata, pero el diagnóstico definitivo solo se puede realizar con una biopsia.

Tacto Rectal: La mayor parte de los tumores prostáticos se encuentran en la zona periférica donde gran parte son detectados por el tacto cuando el diámetro es mayor a 0.2 cm. Antígeno Prostático Específico (APE): Es una serina proteasa. relacionada con la calicreína, que se produce en las células epiteliales de la próstata, su función es la licuefacción del coagulo del semen. Su dosificación plasmática es una herramienta indispensable en el diagnóstico del cáncer, se debe tener precaución en los pacientes con APE entre 4 ng/ ml y 10 ng/ml en estos casos se utiliza la medición del APE libre y en complejos para decidir si es necesaria una biopsia; el riego de cáncer es menor al 10% cuando la APE es mayor al 25%, pero llega hasta 56% si el APE libre es menor del 10%. (Delgado, 2016)

### *Agentes Inteligentes.*

Son sistemas que perciben su entorno, razonan y toman acciones de tal forma que maximizan sus oportunidades de éxito. Este paradigma permite que los investigadores estudien problemas complejos y busquen soluciones que son al mismo tiempo útiles y verificables. La tecnología de los agentes inteligentes conforma la base de una nueva generación de sistemas computacionales. Las aplicaciones incluyen sistemas desarrollados para búsqueda de información masivamente distribuida en Internet, sistemas de información móviles, sistemas de workflow inteligentes, e infraestructura de información de apoyo a las operaciones y decisiones corporativas (Gamboa, 2014)

### *Sistema inteligente.*

Se denomina sistema inteligente a una entidad capaz de percibir, razonar, aprender, adaptarse, tomar decisiones y actuar racionalmente para satisfacer sus metas, en un determinado entorno. (Gamboa, 2014)

Son parte de las ciencias de computación, que cubren una serie de tópicos teóricos – experimentales que sirven de base para la ingeniería de aplicaciones inteligentes.

### *Deep Learning.*

El Deep Learning es una especialización dentro del Machine Learning, que a su vez es una rama de la inteligencia artificial. En esta técnica, las redes neuronales—modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano—analizan grandes volúmenes de datos para aprender y mejorar. Los algoritmos de Deep Learning realizan una tarea repetitiva que ayuda a mejorar de manera gradual el resultado a través de ‘’deep layers’’ lo que permite el aprendizaje progresivo. Este proceso forma parte de una familia más amplia de métodos de machine Learning basados en redes neuronales. (IBM, 2020)

### *Modelos de Deep Learning*

Según Sandoval (2021), los **modelos lineales** buscan identificar una línea que se ajuste de manera adecuada a un conjunto de datos representado en una nube de puntos. Entre estos modelos, se encuentran técnicas ampliamente reconocidas como la regresión lineal, también conocida como regresión de mínimos cuadrados, y la regresión logística, que adapta la metodología lineal para problemas de clasificación. Por otro lado, los **modelos de árbol** se caracterizan por su precisión, estabilidad y facilidad de interpretación. Esto se debe a que construyen reglas de decisión que se pueden visualizar en forma de un árbol, facilitando su comprensión. Finalmente, las **redes neuronales** intentan emular el funcionamiento del cerebro humano, donde millones de neuronas están interconectadas en una red para intercambiar información entre sí.

Según Graph (2020), los **algoritmos de Deep Learning** varían según el tipo de Deep Learning que se esté utilizando.

**Algoritmos de regresión:** Estos algoritmos se aplican en modelos de Deep Learning que tienen como objetivo estimar y establecer relaciones entre diferentes variables del objeto de estudio.

**Algoritmos Bayesianos:** Denominados así por su base en el teorema de Bayes, estos algoritmos realizan clasificaciones de valores como independientes unos de otros. Esto les permite hacer predicciones precisas sobre una categoría o clase dentro de un conjunto de características usando modelos probabilísticos.

**Algoritmos de agrupación:** Utilizados en el aprendizaje no supervisado, estos algoritmos facilitan la organización de datos no etiquetados en grupos o categorías, permitiendo la identificación de patrones dentro de datos que no tienen una clasificación previa.

**Algoritmos de árbol de decisión:** Estos algoritmos funcionan como diagramas de flujo y representan decisiones y posibles resultados mediante un método específico de bifurcación, facilitando la interpretación de las decisiones en el proceso.

**Algoritmos de redes neuronales:** Este tipo de algoritmo se destaca por sus unidades dispuestas en capas interconectadas, que intentan replicar el procesamiento de información del cerebro humano mediante conexiones entre capas.

**Algoritmos de Aprendizaje Profundo:** Estos algoritmos se encargan de procesar datos a través de múltiples capas de redes neuronales, simplificando la representación de los datos a medida que avanzan por cada capa.

Este enfoque se basa en el trabajo de Silva et al. (2020) sobre sistemas automáticos de clasificación y detección en histología de próstata, que utiliza la escala de puntuación de Gleason.

### *Modelo VGG-16*

Quispe, (2020) esta arquitectura está constituida de 13 capas convolucionales. Cada grupo es seguido de una capa de max pooling. A estas le siguen 3 capas totalmente conectadas, de ahí su nombre incluye 16, y finalmente un clasificador softmax. Esta red se caracteriza por contar con varios parámetros para entrenar, lo que puede hacer que su entrenamiento dure más que el resto de las redes. Asimismo, tiene la ventaja de contar con pesos pre entrenados disponibles del dataset de Imagenet, que podrían ser utilizados para inicializar el entrenamiento de la red propuesta como comenta.

Ilustración 1: Arquitectura de VGG-16 separado por 16 capas convolucionales.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

Fuente: (Quispe, 2020)

Tabla, Escala de tiempo

Descripción generada automáticamente

Ilustración 2: Modelo lógico de Arquitectura VGG-16 con 13 capas convolucionales y 3 densas

Fuente: (Quispe, 2020)

### Modelo VGG-19

Jian, Jia, Shaozhong, & Bilong, (2020) este modelo tiene seis estructuras principales, cada una de las cuales se compone principalmente de múltiples conexiones capas convolucionales y capas completamente conectadas. El tamaño del núcleo convolucional es 3\*3, y el tamaño de entrada es 224\*224\*3, el número de capas generalmente se concentra en 16 y 19.

Escala de tiempo

Descripción generada automáticamente

Ilustración 3: Modelo de red VGG-19

Fuente: (Jian, Jia, Shaozhong, & Bilong, 2020)

Diagrama

Descripción generada automáticamente

Ilustración 4: Marco de entrenamiento del modelo de detección de uso de máscara

Fuente: (Jian, Jia, Shaozhong, & Bilong, 2020)

Utiliza una estructura alterna de múltiples capas convolucionales y capas de activación no lineales, que es mejor que una sola convolución. La estructura de capas puede extraer mejor las características de la imagen, usar Maxpooling para reducir la resolución y modificar la unidad lineal (ReLU) como función de activación, es decir, seleccione el valor más grande en el área de la imagen como valor conjunto del área. La capa de reducción de resolución se utiliza principalmente para mejorar la capacidad anti-distorsión de la red a la imagen, manteniendo las características principales de la muestra y reduciendo el número de parámetros.

### Modelo ResNet50

Nishant & Shrivastava, (2021) ResNet-50 es un modelo prediseñado que ha sido entrenado en el conjunto de datos ImageNet para identificar diferentes imágenes de 1000 clases. El tamaño de la entrada de imagen de la red neuronal es de 224 x 224, Los pesos previamente entrenados de ImageNet se proporcionaron como pesos iniciales para la red neuronal profunda propuesta. Las capas residuales presentes en ResNet50 juega un papel importante para transferir grandes valores de gradiente a sus capas adyacentes anteriores.

Gráfico, Diagrama, Gráfico de cajas y bigotes

Descripción generada automáticamenteIlustración 5: Arquitectura de ResNet50

Fuente: (Qingge, He, Yankui, & Jie, 2019)

Gracias a esta capa, el modelo puede extraer eficazmente patrones complejos y relevantes y resolver los problemas. problema de gradiente de desaparición. En nuestra configuración experimental, todas las capas del modelo previo al entrenamiento se mantienen abierto para aprender nuevas características de las imágenes de biopsia. Las matrices de características, adquiridas de capas CNN, se suministraron a la capa FC ajustada, donde la función sigmoidea se usó en la capa de salida.

# DISEÑO METODOLÓGICO

## Tipificación de la investigación

* Cuantitativa o cualitativa: Cuantitativa
* Experimental o no experimental: No experimental
* Alcance de la investigación (exploratorio, descriptivo, correlacional o explicativo): Exploratorio
* Básica o aplicada: Aplicada

## Tabla de operacionalización de variable

Tabla 1: Tabla operacional según Indicadores

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | | Dimensión | Indicadores | Medida |
| Variable dependiente  Evaluación del rendimiento. | Performance | | VP  VN  FP  FN | Porcentaje |
| Exactitud | Porcentaje |
| Variable independiente  Sistema inteligente basado en Deep Learning para el diagnóstico de cáncer de próstata. |  | | Usabilidad | |

Fuente: Elaboración propia

* Verdaderos **Positivos (TP):** Se refiere a los casos en los que la verdadera categoría del dato es 1 (positivo) y el modelo también lo clasifica como 1 (positivo).
* **Verdaderos Negativos (TN):** Se refiere a los casos en los que la verdadera categoría del dato es 0 (negativo) y el modelo también lo clasifica como 0 (negativo).
* **Falsos Positivos (FP):** Ocurre cuando el dato tiene una verdadera categoría de 0 (negativo), pero el modelo lo clasifica incorrectamente como 1 (positivo).
* **Falsos Negativos (FN):** Se presenta cuando el dato tiene una verdadera categoría de 1 (positivo), pero el modelo lo clasifica incorrectamente como 0 (negativo).

Se definen los siguientes indicadores:

**Exactitud.** La exactitud, también conocida como *accuracy*, representa la proporción de predicciones correctas (incluyendo tanto los verdaderos positivos como los verdaderos negativos) en relación con el total de casos analizados. Este indicador se calcula utilizando la siguiente fórmula.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente

Interfaz de usuario gráfica, Texto  Descripción generada automáticamente**Precisión**: La precisión se determina como la proporción de verdaderos positivos en comparación con el total de resultados clasificados como positivos. Esta métrica se calcula mediante la siguiente fórmula.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente**La sensibilidad.** La sensibilidad, también conocida como recall, evalúa la proporción de verdaderos positivos que son identificados correctamente por el modelo.

**La especificidad** (Especificity). La especificidad indica la capacidad de una prueba para detectar correctamente los resultados negativos. Evalúa la proporción de verdaderos negativos que han sido identificados con precisión.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente

Los indicadores se fundamentan en el libro “Importancia del cálculo de la sensibilidad, la especificidad y otros parámetros estadísticos en el uso de las pruebas de diagnóstico clínico y de laboratorio” (Vizcaíno-Salazar, 2017). La evaluación de la usabilidad se regirá por los criterios establecidos en la norma ISO25010 (iso25000, 2022).

## Población y muestra

La muestra se utilizará para el entrenamiento del sistema son 13,827 imágenes, de las cuáles fueron agrupadas mostrando diferentes grados de clasificación Gleason extraídas de la base de datos de SICAPv2 (Imágenes de diapositivas completas de próstata con anotaciones de grados de Gleason), para ello se cuenta con la autorización de hacer uso de las imágenes.

La data de SICAPv2 cuenta con la interpretación de la imagen correspondiente a analizar indicando a que grado de Gleason pertenece, la data SICAPv2 fue extraída de la web de (Rodríguez, Mendeley Data, 2020).

La técnica de muestreo que se utilizó fue la de **Aleatorio estratificado ya que se escogió al azar de cada grado de la clasificación Gleason.**

Se tomarán en cuenta 5 estratos cada uno de ellos definidos por la clasificación de Gleason de los cuáles los grupos de grado 1 (células bien diferenciadas), grupo 2 (moderadamente diferenciadas) y grado 3, 4 ,5 (poco diferenciadas).

## Técnicas, instrumentos, equipos y materiales

Las técnicas para la recolección de datos que se utilizarán en la presente investigación son: análisis documentario y la observación para las pruebas realizadas.

* **Análisis documentario:** La información será obtenida de los diferentes documentos, artículos, libros, revistas, publicaciones, gráficos, etc. Los cuales presentan una serie de algoritmos, modelos y conjunto de imágenes.

Este análisis documental serpa utilizado para la búsqueda del conjunto de imágenes y para la selección de modelos de Deep Learning.

* **La observación:** La observación es un elemento fundamental de todo proceso de investigación; en ella se apoya el investigador para obtener el mayor número de datos, en este caso se aplicará para la interpretación de las imágenes.

La observación será utilizada en la etapa de evaluación del rendimiento del sistema inteligente, registrando los resultados en una ficha de observación.

Los instrumentos, que se utilizará para verificar la fiabilidad de los resultados del sistema web.

* **Estadístico:** Las herramientas estadísticas que se emplearán para la evaluación de la hipótesis serán las siguientes.
* **Fichas de observación:** Se utilizarán progresivamente de acuerdo con las mejoras que se vayan obteniendo en el proceso de desarrollo.

Los materiales que se utilizarán son 2 computadoras portátiles; una core i7 3.20 GHz, 16 GB RAM y una core i7 2.80 GHz, 16 GB RAM respectivamente utilizando Python como lenguaje de programación con el framework Django.

Con respecto a los resultados serán guardados en base de datos MySQL y se utilizará un sistema de control de versiones para el proyecto (Git y GitHub).

# RESULTADOS

## Análisis del conjunto de Imágenes

### *Descripción del conjunto de datos SICAPv2*

El conjunto total de datos SICAPv2 (Silva-Rodríguez, 2020), contiene imágenes histológicas completas de próstata, con anotaciones de puntuaciones globales de Gleason y grados de Gleason a nivel de patrón. Está diseñado para estudios de clasificación y detección de patrones en histología prostática, específicamente para la detección de patrones cribiformes y la clasificación automática según la escala de Gleason.

La base de datos presentada en este artículo, SICAPv2, es, hasta donde saben los autores, la colección pública más grande de biopsias de próstata H&E con anotaciones a nivel local de grados de Gleason. SICAPv2 es una extensión de la base de datos introducida en [17] y estará disponible públicamente después de la publicación de este artículo.

Contiene 13,827 imágenes que son divididas entre los 2 estados, entre ellas tenemos: con cáncer de próstata y sin cáncer de próstata. El conjunto de imágenes está dividido en 2 carpetas llamadas train y val. Train contiene las imágenes para entrenamiento las cuales son un total de 10,957 imágenes y val contiene las imágenes para validación con un total de 2870 imágenes.

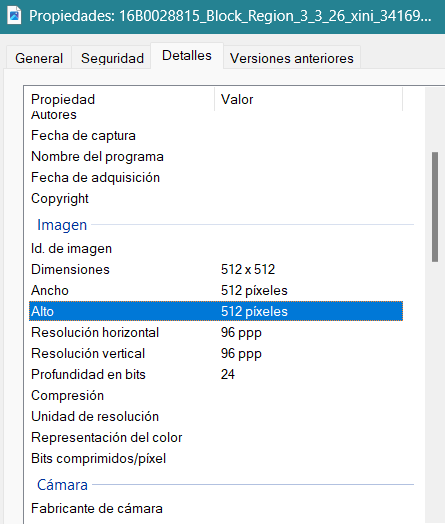
Tabla 2: Distribución de imágenes en dataset

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Dataset | Entrenamiento(train) | Validación(val) | Total | Porcentaje |
| ConCancer | 7,367 | 2,043 | 9,410 | 68% |
| SinCancer | 3,590 | 827 | 4,417 | 32% |

Fuente: Elaboración propia.

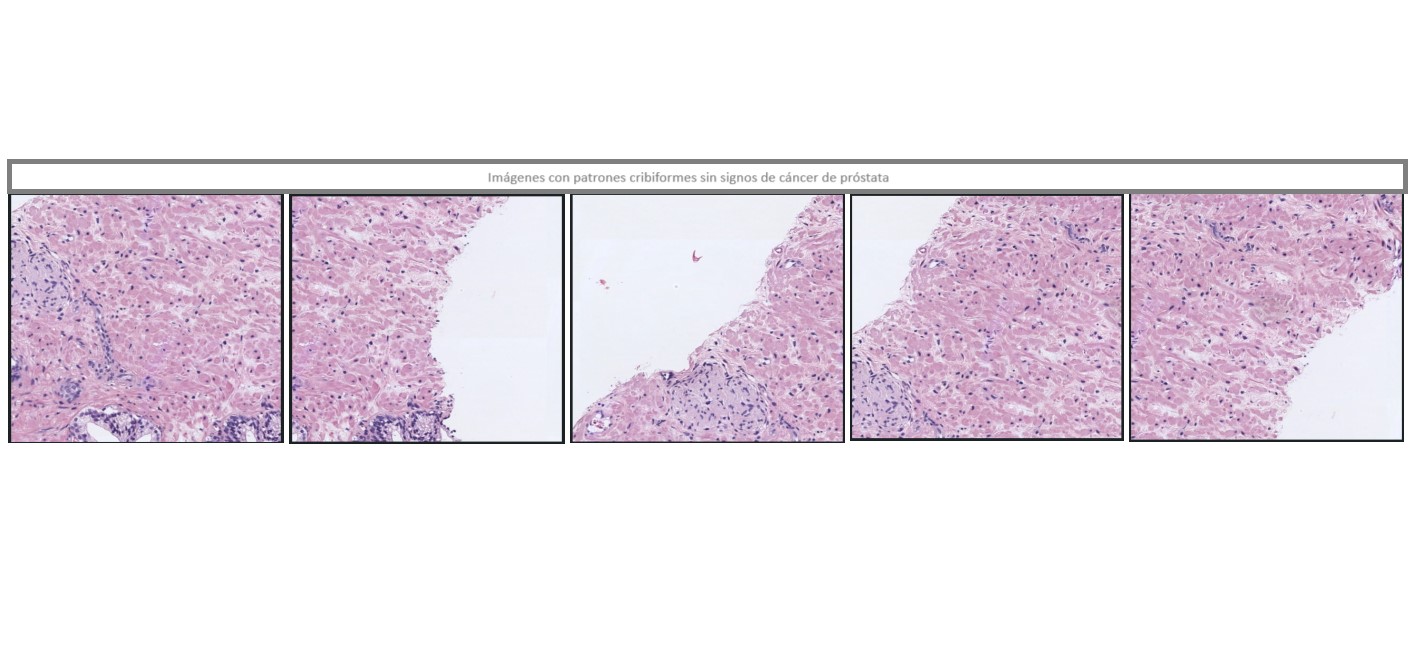
Las características principales de cada imagen del dataset son dimensiones de 512 x 512 píxeles, una resolución horizontal y vertical de 96 ppp (píxeles por pulgada), y una profundidad de color de 24 bits. Estos datos indican que la imagen tiene una resolución moderada y una profundidad de color estándar.

Ilustración 6: Propiedad de imagen de dataset SICAPv2



Fuente: Elaboración Propia

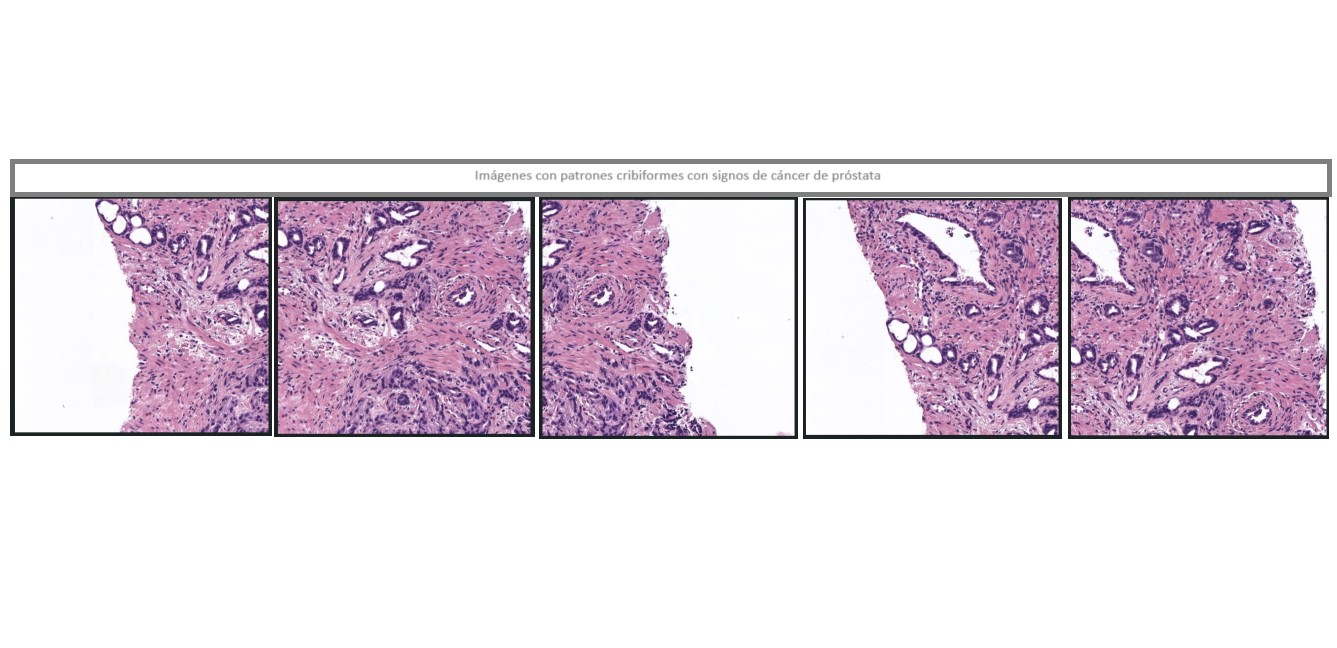
Se muestran 5 imágenes sin cáncer de próstata las cuales tienen una consistencia uniforme en las células, sin signos de crecimiento irregular, no se observan áreas de células agrupadas de manera anormal o formando patrones cribiformes.

Ilustración 7: Imágenes con patrones cribiformes, no contiene signos de cáncer de próstata

Fuente: (Rodríguez S. , 2020)

Se presentan 5 imágenes con cáncer de próstata, en las cuales se observan características distintivas. Las células muestran un crecimiento desordenado y agrupaciones irregulares en forma de criba, el cual es indicativo de la enfermedad. Además, se observan núcleos agrandados y patrones cribiformes, señales claras de malignidad evidenciando la gravedad del cáncer.

Ilustración 8: Imágenes con patrones cribiformes contiene signos de cáncer de próstata



Fuente: (Rodríguez S. , 2020)

## Procesamiento de Datos

Los datos procesados contienen una gran variedad de imágenes de estudios de cáncer de próstata para la detección de dicha enfermedad.

El conjunto de datos se divide en dos partes: entrenamiento y validación, ambas partes contiene 2 subcarpetas las cuales están divididas en imágenes con cáncer y sin cáncer respectivamente.

**Definición de variables y parámetros**

Primero, se define la ruta donde se encuentran las imágenes de entrenamiento y las categorías que se van a clasificar: "ConCancer" y "SinCancer". Además, se establece el tamaño del lote (batch size) para el entrenamiento del modelo y las dimensiones a las que se redimensionarán las imágenes, que en este caso es de 512x512 píxeles, en nuestro caso las imágenes originales no se verán afectadas ya que se trabajará con su tamaño original.

**Carga y procesamiento de imágenes**

Se crea una lista vacía que almacenará las imágenes que han sido cargados para ser analizadas junto con sus etiquetas. La función se encarga de recorrer cada categoría y procesar todas las imágenes dentro de cada categoría. Para cada imagen, se realiza lo siguiente:

* Se lee la imagen desde el disco.
* Se redimensiona la imagen a las dimensiones especificadas (512x512 píxeles).
* Se almacena la imagen redimensionada y su etiqueta (0 para "ConCancer" y 1 para "SinCancer") en la lista.

Esta función se ejecuta para cargar y procesar todas las imágenes del conjunto de datos.

Luego de procesar las imágenes, se le asignaron las etiquetas correspondientes como se ve en las siguientes imágenes:

Gráfico

Descripción generada automáticamente con confianza media

Ilustración 9:Procesamiento de una imagen con cáncer

Fuente: Elaboración propia

Ilustración 10: Procesamiento de una imagen sin cáncer

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente con confianza media

Fuente: Elaboración propia

En el procesamiento la imagen original no es redimensionada ya que el parámetro inicial es de 512x512 y se posterior a ello se procede a clasificar las imágenes con una etiqueta ya sea “SinCancer” o “ConCancer”.

## Seleccionar un modelo óptimo de Deep Learning

Se evaluaron 3 algoritmos de deep Learning que son VGG16, VGG19 y ResNet50 que se describen a continuación:

### Resultados de los modelos aplicados

#### *Resultado del modelo VGG16*

A continuación, se muestran los resultados del siguiente modelo considerando los resultados finales de loss y accuracy respectivamente:

*Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación

Descripción generada automáticamente*

Ilustración 11: Resultado modelo VGG-16

Tabla

Descripción generada automáticamente

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia

Según los resultados luego de entrenar el modelo con el algoritmo VGG16 podemos observar la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene durante las últimas épocas con un resultado de 98.32 %, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 90.10%.

La función de pérdida de los datos de entrenamiento y los datos de pérdida de validación en las últimas épocas muestra resultados constantes poco significativo por lo cual se consideró finalizar la ejecución.

#### *Resultado del modelo VGG19*

Ilustración 12: Resultado modelo VGG-19

**

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia

Según los resultados luego de entrenar el modelo con el algoritmo VGG19 podemos observar la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene durante las últimas épocas con un resultado de 98.22%, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 94,11%.

La función de pérdida de los datos de entrenamiento disminuye linealmente hasta llegar a 0.18% lo cual es un resultado favorable, mientras para los datos de pérdida de validación muestra resultados constantes por lo cual se consideró finalizar la ejecución.

#### *Resultado del modelo ResNet50*

Ilustración 13: Resultado modelo ResNet50

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamenteInterfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación

Descripción generada automáticamente

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia

Según los resultados luego de entrenar el modelo con el algoritmo ResNet90 podemos observar la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene durante las últimas épocas con un resultado de 98.97%, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 93,33%.

La función de pérdida de los datos de entrenamiento disminuye linealmente hasta llegar a 0.16% lo cual es un resultado favorable, mientras para los datos de pérdida de validación muestra resultados constantes por lo cual se consideró finalizar la ejecución.

### Elección del modelo

Después de entrenar el modelo utilizando el algoritmo VGG19, observamos que la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene alta durante las últimas épocas con un resultado de 98.22%, mientras que la precisión de validación se mantiene y finaliza con un resultado de 94.11%. La función de pérdida de los datos de entrenamiento disminuye linealmente hasta llegar a 0.18%, lo cual es un resultado favorable. La pérdida de validación muestra resultados constantes, por lo cual se consideró adecuado finalizar la ejecución.

Probamos tres modelos diferentes y, después de evaluar sus desempeños, determinamos que el VGG19 era el mejor. La precisión y la pérdida de los otros modelos no lograron alcanzar ni mantener los niveles obtenidos con el VGG19. Específicamente, el VGG19 mostró una mejor estabilidad en las métricas de precisión y pérdida tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de validación.

Comparado con los otros modelos, el VGG19 demostró una superior capacidad de generalización y adaptación a nuevos datos. Por estas razones, el VGG19 fue seleccionado como el mejor modelo para nuestro estudio, destacando por su alta precisión y baja pérdida, así como por su consistencia durante el proceso de entrenamiento y validación. Estos resultados indican que el VGG19 es más efectivo y fiable para la tarea de clasificación de imágenes en este contexto.

Como conclusión considerando la siguiente tabla adjunta:

Tabla 3: Resultados algoritmos aplicados

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Algoritmo | Cantidad de épocas | Accuracy | Loss |
| VGG16 | 20 | 90.10%. | 0.34% |
| VGG19 | 20 | 94,11% | 0.18% |
| ResNet50 | 20 | 93,33% | 0.16% |

Fuente: Elaboración propia

Podemos indicar que el modelo con mayor precisión y menor valor de pérdida se obtuvo aplicando el algoritmo VGG19 con una precisión de 84,11% dentro del rango de aceptación en la predicción para esta investigación.

## Desarrollar el sistema inteligente

### *Requisitos y preparación*

La presente investigación se desarrolló en la plataforma Anaconda con un lenguaje de programación de Python en su versión 3.10 y TensorFlow en su versión de 2.10 Para el entrenamiento de este modelo se adquirió una laptop con un procesador Ryzen 7 13th Gen y una tarjeta gráfica Nvidia GeForce RTXStudio para el procesamiento de imágenes.

### *Preparación del entorno de trabajo*

Para el desarrollo de la presente investigación se utilizó el lenguaje de programación Python, y la plataforma de desarrollo Anaconda con la siguiente estructura en nuestro data set alojado localmente en el explorador de archivos.

Ilustración 14: Directorios de trabajo

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia*.*

Ilustración 15: Estructura Principal

Captura de pantalla de un celular

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia.

El directorio data del proyecto se dividió en 2 subdirectorios los cuales son train (entrenamiento) el val (validación), tienen data de la clasificación de Gleason que determina si el paciente tiene cáncer de próstata, siendo subdivididas en carpetas que tienen los siguientes nombres: ConCancer y SinCancer.

### *Desarrollo del sistema*

Se desarrolló un sistema inteligente en el lenguaje de programación Python en la versión 3.11.5 usando el framework Django. Este sistema ha sido diseñado para ayudar en el ámbito médico: la detección precoz y precisa del cáncer de próstata.

Para almacenar y gestionar los datos de manera eficiente, se ha optado por utilizar MySQL como sistema de gestión de bases de datos. Con MySQL garantizamos la integridad y la seguridad de los datos médicos sensibles.

El desarrollo consiste en la capacidad de realizar predicciones precisas utilizando un modelo de aprendizaje automático previamente entrenado. Este modelo ha sido entrenado con un amplio conjunto de datos de imágenes médicas de próstatas.

Cuando un usuario carga una imagen médica en el sistema, los datos son transmitidos al backend, donde se aplican técnicas de preprocesamiento para preparar la imagen para su análisis. Luego el modelo de aprendizaje automático entra en acción, realizando una evaluación detallada de la imagen y generando una predicción sobre la presencia o ausencia de cáncer de próstata.

Los resultados de la predicción son luego presentados al usuario a través de la interfaz de usuario y también pueden ser descargados mediante un reporte en formato PDF.

A continuación, se dará información más detallada acerca de la creación del sistema inteligente:

#### *Modelo de estructura para la base de datos*

La base de datos utilizada fue Mysql, para crear nuestras tablas lo hicimos desde Django con las migraciones al definir nuestros modelos se autogeneran como tablas en nuestra base de datos y esto hace que la creación no sea un proceso manual si no automático.

#### *Desarrollo para el backend para el software*

Para el desarrollo del backend se utilizó Python en la versión 3.11.5 usando el framework Django en la versión 4.0.4.

La implementación consistió principalmente en conectar nuestro backend con nuestro modelo de predicción que ha sido entrenado anteriormente además de conectar con el frontend para recibir los datos enviados. La utilizada fue la de Modelo - Vista - Controlador.

Ilustración 16: Estructura de carpetas del backend

Texto

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración propia

Esta estructura ayuda a mantener un código limpio y organizado, facilita la reutilización de código y promueve la escalabilidad de las aplicaciones.

Utilizamos Firebase Authentication que nos proporcionó una solución completa y segura para manejar el proceso de autenticación de usuarios en nuestra aplicación.

Captura de pantalla de computadora

Descripción generada automáticamenteIlustración 17: Cuenta enlazada al proyecto

Fuente: Elaboración propia

Finalmente se utilizó el API de la RENIEC para obtener los datos de un usuario a través de su Dni.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamenteIlustración 18: Resultados enlace de cuenta

Fuente: Elaboración propia

El código del sistema fue almacena en GitHub y el enlace para acceder al repositorio es <https://github.com/FSIce1/prediction_cancer_prostata>, este es un repositorio público así que cualquiera puede acceder al código.

Captura de pantalla de computadora

Descripción generada automáticamenteIlustración 19: Repositorio de GitHub

Fuente: Elaboración propia

#### *Funciones*

Se detalla mediante una tabla las funciones elaboradas con una descripción explicando el funcionamiento de cada punto elaborado.

Tabla 4: Descripción de funciones

|  |  |
| --- | --- |
| Función | Descripción |
| crear\_usuario | Nos sirve para registrar el usuario para poder loguearse posteriormente. |
| Inicio | Redirige al sistema en caso de que el usuario se haya autentificado. |
| analisis\_imagen | Realiza la predicción a través del modelo. |
| cerrar\_sesion | Cierra la sesión actual en el sistema y redirige a la pestaña del login. |
| buscar\_por\_dni | Consulta el api de la RENIEC y nos devuelve los datos del usuario que se consultó con su dni. |
| resultado\_imagen | Nos lleva a la vista final que es mostrar el resultado. |
| realizar\_analisis | En esta función se consume el modelo de predicción. |
| historial\_analisis | Historial de todos los análisis realizados en el sistema. |
| pacientes | Registra los pacientes que fueron consultados por la RENIEC |
| generar\_pdf | Reporte final de cada análisis realizado |

Fuente: Elaboración propia

#### *Desarrollo para el frontend para el software*

Para desarrollar el frontend de la aplicación utilizamos HTML, Css y JavaScript para integrarlo con el motor de plantillas de Django, tenemos las vistas de Login, Registro, Análisis, Resultado, Historial y Pacientes.

Imagen que contiene interior, techo, persona, tabla

Descripción generada automáticamenteIlustración 20: Menú Login del sistema

Fuente: Elaboración propia

Para la siguiente prueba se adjuntó una imagen extraída al azar del dataset en la opción “seleccionar archivo”, posterior a ello se digita el número de DNI de la persona que está realizando la consulta, la cual genera una búsqueda a través del API de reniec los datos personales del usuario:

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamenteIlustración 21: Análisis de resultados

Fuente: Elaboración propia

A continuación, el sistema te arroja los siguientes resultados:

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación, Teams

Descripción generada automáticamenteIlustración 22: Resultados de la evaluación

Fuente: Elaboración propia

Adicional al resultado obtenido, el sistema nos permite exportarlo con un formato PDF para emitirle físicamente el resultado al paciente evaluado.

Ilustración 23: Exportable en formato PDF

*Imagen que contiene Texto

Descripción generada automáticamente*

Fuente: Elaboración propia

El sistema también nos permite visualizar un reporte de todos los pacientes que realizaron una evaluación en el sistema con su resultado obtenido considerando parámetros como Dni, Nombre y Apellidos, Resultado, Porcentaje de precisión y el tiempo que demoró en realizarse la consulta.

Ilustración 24: Resumen de análisis ejecutados en el sistema

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

*Fuente: Elaboración propia*

## Evaluación del rendimiento del sistema inteligente

Primero, cargamos el modelo que había sido previamente entrenado. Luego, se preparó los datos de prueba, que son imágenes organizadas en carpetas según sus categorías (Sin Cáncer y Con Cáncer). Se utilizó la herramienta TensorFlow para cargar estas imágenes y agruparlas en lotes, lo que facilita su procesamiento.

El modelo realizó predicciones sobre estos datos de prueba. Cada predicción es una suposición del modelo sobre a qué categoría pertenece cada imagen. Se convirtió estas predicciones a etiquetas que representan dichas categorías.

Luego, se comparó las predicciones del modelo con las etiquetas reales de las imágenes para evaluar su precisión. Se utilizó una matriz de confusión para ver cuántas predicciones fueron correctas y cuántas no.

También se generó un informe detallado que muestra métricas como precisión, recall y F1-score para cada categoría. Estas métricas nos ayudan a entender el funcionamiento el modelo en general y en cada categoría específica.

Por último, se identificaron las clases de las imágenes (Sin Cáncer y Con Cáncer), estas se utilizaron para analizar los resultados y hacer conclusiones sobre el rendimiento del modelo.

Explicación del modelo de rendimiento

Ilustración 25: Conversión de las probabilidades predichas

Interfaz de usuario gráfica, Texto

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración Propia

Se carga el modelo previamente entrenado (modelo vgg19) y se aplica sobre un conjunto de datos de prueba llamado “test\_ds” el cual contiene imágenes organizadas para las categorías “Sin Cáncer” y “Con Cáncer”

Interfaz de usuario gráfica, Texto

Descripción generada automáticamente

Ilustración 26: Decisión final de categoría

Fuente: Elaboración Propia

Luego de que el modelo realiza las predicciones sobre las imágenes del conjunto de prueba, obtenemos un conjunto de probabilidades para cada imagen, indicando la confianza del modelo en cada categoría posible. Sin embargo, necesitamos convertir estas probabilidades en decisiones finales sobre la categoría de cada imagen. Para hacer esto, usamos np.argmax, que selecciona la categoría con la mayor probabilidad para cada imagen. Esto nos da las etiquetas de clase predichas, que podemos comparar con las etiquetas reales para evaluar el rendimiento del modelo.

Ilustración 27: Etiquetas por lote

Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración Propia

Aquí se itera todo el conjunto de datos de prueba “test\_ds”, extrayendo lotes de imágenes y sus correspondientes etiquetas reales. La instrucción print(y\_reales) dentro del bucle imprime las etiquetas reales de cada lote de imágenes.

Esto significa que cada vez que el bucle itera, y\_reales contiene las etiquetas reales de un lote de imágenes del conjunto de datos de prueba. Este tipo de iteración es útil para verificar qué etiquetas se están utilizando como datos de prueba y para asegurarse de que las etiquetas reales se correspondan correctamente con las imágenes que el modelo está evaluando.

Texto

Descripción generada automáticamenteIlustración 28: Almacenamiento de etiquetas reales y predictivas

Fuente: Elaboración Propia

En este segmento de código, se inicializan dos listas vacías, y\_pred y y\_real, donde la primera almacenará las predicciones del modelo y la segunda almacenará las etiquetas reales de los datos de prueba. Luego, se inicia un bucle que itera sobre el conjunto de datos de prueba test\_ds, obteniendo en cada iteración un lote de imágenes (img\_batch) y sus correspondientes etiquetas reales (y\_batch). Las etiquetas reales de cada lote se añaden a la lista y\_real, y el modelo modelo\_vgg se utiliza para predecir las clases de las imágenes en el lote, almacenando las predicciones resultantes en la variable predicciones. Para cada lote de predicciones, se determina la clase con la mayor probabilidad usando np.argmax(predicciones, axis=1), lo que convierte las probabilidades de salida en etiquetas de clase que se añaden a la lista y\_pred. Después de completar el bucle y haber procesado todos los lotes de datos, se concatenan las listas y\_real y y\_pred en tensores únicos utilizando tf.concat, donde y\_reales contiene todas las etiquetas reales concatenadas y y\_predicciones contiene todas las etiquetas predichas concatenadas.

Ilustración 29: Evaluación del desempeño del modelo

Ilustración 30: Evaluación del desempeño del modelo

Captura de pantalla de computadora

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración Propia

Se definen los datos de etiquetas reales, predicciones y nombres de categorías. Genera una matriz de confusión que compara las etiquetas reales con las predichas, y finalmente, dibuja un gráfico de la matriz de confusión mostrando las proporciones de clasificaciones correctas e incorrectas, permitiéndote evaluar el desempeño de tu modelo de clasificación.

Ilustración 31: Matriz de confusión

Ilustración 32: Matriz de confusión

Gráfico

Descripción generada automáticamente

Fuente: Elaboración Propia

La matriz de confusión de las dos clases: 'ConCancer' y 'SinCancer'. La interpretación de los valores en la matriz es:

**Clase 'ConCancer' (etiqueta real)**:

Verdaderos Positivos (TP): 1433 (0.96)

Falsos Negativos (FN): 72 (0.10)

**Clase 'SinCancer' (etiqueta real)**:

Falsos Positivos (FP): 57 (0.04)

Verdaderos Negativos (TN): 630 (0.90)

Los valores entre paréntesis representan la proporción de las predicciones respecto al total de predicciones para cada clase. Por ejemplo, 0.96 indica que el 96% de las predicciones para 'ConCancer' son correctas.

# DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Nuestro modelo implementado en esta investigación VGG-19 superó a los otros dos modelos evaluados, con una precisión del 94.11% y una pérdida mínima, dentro del rango de aceptación para esta investigación. Esta precisión es comparable o incluso superior a la obtenida en otros estudios similares, lo que sugiere la efectividad de la arquitectura VGG-19 en este contexto.

En cuanto a la optimización del tiempo de diagnóstico, si bien no fue el enfoque principal de este estudio, la rapidez y eficiencia computacional de los modelos de Deep Learning son aspectos que deben considerarse en futuras investigaciones para garantizar su viabilidad clínica.

En relación con la literatura previa, nuestros resultados son consistentes con estudios que demuestran la eficacia de las redes neuronales convolucionales en el diagnóstico de enfermedades a partir de imágenes médicas. Además, la alta precisión alcanzada respalda la hipótesis inicial de que la implementación de un sistema inteligente basado en Deep Learning puede mejorar significativamente el diagnóstico del cáncer de próstata.

Es importante señalar que, si bien nuestros resultados son prometedores, aún existen desafíos a considerar, como la generalización del modelo a diferentes conjuntos de datos y la interpretación de las decisiones del modelo por parte de los profesionales de la salud. Estos aspectos deben abordarse en futuras investigaciones para garantizar la aplicabilidad clínica y el impacto real en la práctica médica.

En resumen, este estudio demuestra que el uso de modelos de Deep Learning, especialmente la arquitectura VGG19, puede ser una herramienta efectiva para el diagnóstico de cáncer de próstata a partir de imágenes médicas, contribuyendo así a mejorar la precisión y eficiencia en el proceso de detección de esta enfermedad.

En su estudio, Faez (2018) utilizó datos del hospital Imam Reza en Teherán y aplicó técnicas de Deep Learning y redes neuronales artificiales (ANN) para mejorar el diagnóstico del cáncer de próstata. Faez logró una precisión de clasificación del 86.3%, destacando la viabilidad del uso de Deep Learning en este ámbito.

Por otro lado, nuestro estudio demuestra la viabilidad y efectividad del uso de modelos de Deep Learning, específicamente las arquitecturas VGG16, VGG19 y ResNet50, en el diagnóstico de cáncer de próstata a partir de imágenes médicas. La precisión alcanzada por el modelo VGG19, del 94.11%, es significativamente mayor, mostrando un rendimiento prometedor en la detección de esta enfermedad.

La mejora en la precisión del diagnóstico en nuestro estudio, en comparación con el trabajo de Faez (2018), sugiere que el uso de arquitecturas más avanzadas como VGG19 puede ofrecer una mayor capacidad de detección y una mejor performance en el análisis de imágenes médicas para el diagnóstico de cáncer de próstata. Esta comparación resalta la evolución y el progreso en la aplicación de técnicas de Deep Learning en el campo de la medicina, subrayando la importancia de la investigación continua y la implementación de modelos más sofisticados para mejorar los resultados clínicos.

Forero Cuellar (2019) utilizó el software "Orange Data Mining Fruit and Fun" para realizar minería de datos y análisis predictivo en el diagnóstico del cáncer de próstata. El proceso de diagnóstico en su estudio se realiza mediante la evaluación de un médico experto que interpreta variables apoyado por imágenes de resonancia magnética y otras técnicas tradicionales. Este método presenta la ventaja de complementar el diagnóstico clínico, permitiendo un diagnóstico más rápido y preciso. Los resultados del estudio de Forero Cuellar indicaron que la regresión logística y la red neuronal lograron mejores rendimientos que los bosques aleatorios y los árboles de decisión, con una precisión del 83.1% para la regresión logística y 79.5% para el árbol de decisión en la clasificación de las categorías de evaluación PI-RADS.

En contraste, nuestro estudio demuestra la viabilidad y efectividad del uso de modelos de Deep Learning, específicamente las arquitecturas VGG16, VGG19 y ResNet50, en el diagnóstico de cáncer de próstata a partir de imágenes médicas. La precisión alcanzada por el modelo VGG19, del 94.11%, es significativamente mayor que la precisión obtenida por las técnicas de regresión logística y redes neuronales en el estudio de Forero Cuellar. Este resultado destaca la superioridad de los modelos de Deep Learning más avanzados en la detección de esta enfermedad.

La mejora en la precisión del diagnóstico en nuestro estudio, comparada con el trabajo de Forero Cuellar (2019), sugiere que el uso de arquitecturas de Deep Learning más avanzadas, como VGG19, puede ofrecer una mayor capacidad de detección y una mejor performance en el análisis de imágenes médicas. Esta comparación subraya el potencial de las técnicas de Deep Learning para superar las limitaciones de los métodos tradicionales y los algoritmos de minería de datos en la clasificación y diagnóstico del cáncer de próstata, resaltando la importancia de la investigación continua y la implementación de modelos más sofisticados para mejorar los resultados clínicos.

# CONCLUSIONES

Este estudio demuestra la viabilidad y efectividad del uso de modelos de Deep Learning, especialmente la arquitectura VGG16, VGG19 y ResNet50, en el diagnóstico de cáncer de próstata a partir de imágenes médicas. La precisión alcanzada por el modelo VGG19, del 94,11%, es significativa y muestra un rendimiento prometedor en la detección de esta enfermedad.

La utilización del dataset SICAPv2, que contiene 13,827 imágenes segmentadas por la clasificación de Gleason de las cuáles terminaron siendo divididas entre 2 categorías finales: Sin Cáncer y Con Cáncer, que permitió entrenar y evaluar los modelos de manera exhaustiva, lo que garantiza la representatividad y la calidad de los resultados obtenidos.

La aplicación de los algoritmos VGG16, VGG19 y ResNet50 en este contexto confirma la importancia de seleccionar cuidadosamente la arquitectura del modelo para obtener resultados óptimos. Aunque todos los modelos mostraron buen desempeño, el VGG19 destacó como el más preciso y eficiente en esta tarea específica.

La capacidad de identificar y clasificar el cáncer de próstata mediante este sistema inteligente brinda una herramienta valiosa para los profesionales de la salud, lo que puede mejorar la precisión y la eficiencia en el diagnóstico y tratamiento de esta enfermedad.

La aplicación de Deep Learning en el campo del diagnóstico médico tiene el potencial de revolucionar la atención médica al proporcionar herramientas más precisas y eficientes para la detección temprana de enfermedades como el cáncer de próstata. Sin embargo, se requiere una validación adicional en entornos clínicos para su implementación exitosa.

En resumen, este trabajo destaca el potencial del Deep Learning para el diagnóstico de cáncer de próstata a partir de imágenes médicas, ofreciendo una herramienta precisa y eficaz que puede mejorar significativamente la detección y tratamiento de esta enfermedad, contribuyendo así a la mejora de la atención médica y la calidad de vida de los pacientes.

# RECOMENDACIONES

En el presente estudio, hemos evaluado varios modelos de aprendizaje profundo, incluyendo VGG16, VGG19 y ResNet, con el fin de identificar el modelo más eficiente para la clasificación de imágenes médicas. Los resultados obtenidos indicaron que el modelo VGG19 superó a los otros modelos en términos de precisión y consistencia, destacándose como el modelo más adecuado para nuestro conjunto de datos específicos.

Para asegurar la efectividad de los modelos, es crucial que las imágenes médicas sean capturadas con corrección y que muestren claramente la región de interés. Se sugiere que los pacientes se sometan a un protocolo de captura de imágenes estandarizado para garantizar la consistencia y calidad de los datos. Además de las imágenes médicas, sería beneficioso considerar variables adicionales como la edad del paciente, los antecedentes médicos familiares, los niveles de antígeno prostático específico (PSA) y otros marcadores relevantes para mejorar la precisión del diagnóstico.

La adopción de VGG19 en hospitales públicos permitirá un diagnóstico más rápido y preciso de diversas enfermedades a partir de imágenes médicas, agilizando así el proceso de atención médica. Esto no solo reduciría el tiempo de espera para los pacientes, sino que también optimizaría el flujo de trabajo del personal médico, permitiendo una distribución más eficiente de los recursos y una mejor gestión de las cargas de trabajo.

La integración del sistema con el modelo VGG19 en el sistema de salud pública contribuiría a una atención más rápida y eficiente, mejorando los resultados clínicos y la satisfacción del paciente. Para asegurar el éxito de esta implementación, es fundamental proporcionar la capacitación adecuada al personal médico y realizar pruebas piloto para ajustar el sistema a las necesidades específicas de cada hospital.

Dada la superioridad demostrada por VGG19 en esta investigación, se recomienda desarrollar un sistema similar utilizando un dataset específico para la detección de cáncer de próstata y evaluar sus resultados. La arquitectura VGG19, con su capacidad para extraer características profundas y detalladas de las imágenes, puede ser particularmente efectiva en aplicaciones médicas donde la precisión es crucial. La implementación de VGG19 en estudios futuros podría potencialmente mejorar el diagnóstico y la identificación temprana de diversas condiciones médicas, contribuyendo significativamente a la práctica clínica y a la investigación biomédica.

La evaluación de los resultados permitirá determinar la viabilidad y efectividad del modelo en la detección de cáncer de próstata, comparando su rendimiento con otros métodos y modelos existentes por ello si se requiere hacer una investigación más a detalle a futuro se recomienda probar con otro conjunto de imágenes. Esta investigación contribuiría al desarrollo de herramientas avanzadas para el diagnóstico temprano y preciso de esta enfermedad, mejorando potencialmente los resultados clínicos y la calidad de vida de los pacientes.

# BIBLIOGRAFÍA

Forero Cuellar, O. (2019). Clasificadores supervisados del cáncer de próstata a partir de imágenes de resonancia magnética en secuencias T2.

Alvaro Daniel Quispe Carbonel. (2020). *Predicción de edad ósea con red basada en VGG-16 y Transfer Learning.* Lima.

Báez Benavides, P., & Armisén Yañez, R. (2012). Actualización en cáncer de próstata: generalidades y diagnóstico. *MEDICINA & LABORATORIO*, 333-353.

Bese Robles, M., & Miró Padilla, A. (2022). *Diseño de un sistema de clasificación semiautomático para la gradación del cáncer de próstata a partir de anotaciones no expertas y redes neuronales convolucionales.*

Carneiro Neto, P. (05 de 06 de 2020). Análisis basado en aprendizaje profundo del cáncer de próstata de MP-MRI.

Delgado, D. D. (2016). CÁNCER DE PRÓSTATA: ETILOGÍA, DIÁGNOSTICO Y TRATAMIENTO. *REVISTA MEDICA DE COSTA RICA Y CENTROAMERICA LXXIII*, 707-710.

Faez, K. (2018). Mejorar el diagnóstico temprano del cáncer de próstata mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales y Aprendizaje Profundo. *IEEE Xplore*, 4.

Gamboa, H. A. (2014). *Inteligencia Artificial - Principios y Aplicaciones.*

Guajin, W., Jeremy Yuen-Chun, T., & Kup-Sze, C. (2018). Diagnóstico de cáncer de próstata en una población china mediante el uso de métodos de aprendizaje automático. *IEEE Xplore*, 4.

*IBM*. (2020). Obtenido de https://www.ibm.com/co-es/cloud/deep-learning

*iso25000*. (3 de 10 de 2022). Obtenido de https://iso25000.com/index.php/normas-iso-25000/iso-25010/23-usabilidad

Jian, X., Jia, W., Shaozhong, C., & Bilong, L. (2020). Application of a Novel and Improved VGG-19. *Conference Series*, 7.

Lal, H., Amjad, A., Saima, R., Sharjl, S., Adnan, I., Muhammad Usama, U., . . . Doug Young, S. (2019). Aplicación del enfoque de red bayesiana a determinar la asociación entre características morfológicas extraídas de imágenes de cáncer de próstata. 16.

Mena, A. R. (2023). *Clasificación del cáncer de próstata por medio de inteligencia artificial Explicable a partir de datos de expresión génica.* Granada.

Minsa. (2021). *El plan nacional de cuidados integrales de Cáncer.* Lima: Ministerio de Salud.

Mohamed , I., Mansoor , A., Mansour , T., Hari Kiran, V., & P., R. (2020). Una técnica de clasificación de aprendizaje automático para predicción del cáncer de próstata.

Moral, J. D. (2021). *Diseño y desarrollo de un sistema de gradación de imágenes cancerosas de resonancia magnética de próstata utilizando algoritmos de aprendizaje profundo multimodalidad.* Valencia.

Nishant, B., & Shrivastava, M. (2021). ResNet50-Based Effective Model for Breast Cancer Classification Using Histopathology Images. *Computer Modeling in*, 17.

Organización Mundial de la Salud. (01 de 02 de 2022). págs. https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cancer.

Perez, N. A. (2020). *Modelo de clasificación automática de imágenes de resonancia magnética para el diagnóstico del cáncer de próstata.* Bogotá.

Qingge, J., He, W., Yankui, S., & Jie, H. (2019). Optimized Deep Convolutional Neural Networks for Identification of Macular Diseases from Optical Coherence Tomography Images. *MDPI*, 12.

Rodríguez, J. S. (10 de 2020). *Mendeley Data*. Obtenido de Prostate Whole Slide Images with Gleason Grades Annotations: https://data.mendeley.com/datasets/9xxm58dvs3/2

Rodríguez, J. S. (2020). *SICAPv2 - Prostate Whole Slide Images with Gleason Grades Annotations*. (M. Data, Editor) Obtenido de https://paperswithcode.com/dataset/sicapv2

Silva, J., Colomer, A., Salesc, M., Molina, R., & Naranjo, V. (2020). Profundizando en la escala de puntuación de Gleason: Un sistema automático de extremo a extremo para histología de próstata, clasificación y detección de patrones cribiformes.

Silva-Rodríguez, J. (20 de 07 de 2020). *SICAPv2 - Prostate Whole Slide Images with Gleason Grades Annotations*. Obtenido de https://data.mendeley.com/datasets/9xxm58dvs3/1

Society, A. C. (2021). *American Joint Committee on Cancer*.

Vázquez, J. R. (2020). Epidemiología del cáncer de próstata. *OF NEGATIVE & NO POSITIVE RESULTS*, 12.

Vizcaíno-Salazar, G. J. (2017). Importancia del cálculo de la sensibilidad, la especificidad y otros parámetros estadísticos en el uso de las pruebas del diagnóstico clínico y de laboratorio. En G. J. Vizcaíno-Salazar. Obtenido de https://docs.bvsalud.org/biblioref/2018/05/883697/importancia-calculo-sensibilidad-y-especifidad.pdf

Yanes Chacón, A., Villalobos Campos, N., & Cubas González, S. (2023). Cáncer de próstata: una perspectiva global.

Yasser Mk, O., Fahima A., M., & Abdelrahman I., S. (09 de 10 de 2019). Predicción de la interacción farmacológica con adenosina Receptores que utilizan técnicas de aprendizaje automático y SMOTE. *IEEAccess*.