**DEDICATORIA**

**------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------**

Jahir Santos Santamaria Santisteban

-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Luis Felipe Siesquen Valdivia

**AGRADECIMIENTO**

**------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------**

Jahir Santos Santamaria Santisteban

-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Luis Felipe Siesquen Valdivia

**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 10,000 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.

# MARCO LÓGICO

## Situación Problemática

El cáncer es la principal causa de muerte en el mundo: en 2020 se atribuyeron a esta enfermedad casi 10 millones de defunciones, es decir, casi una de cada seis de las que se registran. (Organización Mundial de la Salud, 2022)

El cáncer de próstata es el cáncer más común entre la población masculina a nivel mundial, este tipo de cáncer es un tumor que nace del epitelio acinar o ductal de la glándula y puede variar considerablemente en su diferenciación glandular, anaplasia y comportamiento; además, tiene la capacidad de invadir otros órganos. (Vázquez, 2020)

Siendo el cáncer la primera causa de mortalidad por grupo de enfermedad en el Perú, produce un gran impacto económico y pobre sobrevida por su diagnóstico tardío; por tal motivo es necesario formular e implementar el segundo plan nacional de cáncer, denominado Plan Nacional de Cuidados Integrales del Cáncer 2020-2024, con el objetivo brindar el acceso a los cuidados integrales del cáncer de al menos a 40 mil personas al año (financiados por el SIS) para disminuir la mortalidad por cáncer en el Perú, a través de acciones estratégicas de promoción de la salud, prevención primaria, prevención secundaria, diagnóstico temprano, tratamiento oportuno, que incluya la atención de cuidados paliativos desde el primer nivel de atención; acentuando la supervisión, monitoreo y evaluación integral de las metas. (Minsa, 2021)

La presente investigación tiene como importancia, la implementación de un sistema de inteligencia artificial que hará uso de redes neuronales convolucionales, para apoyar a la detección del cáncer de próstata lo cual va a permitir una detección más temprana y los pacientes puedan considerar esta alternativa.

Este trabajo de investigación tiene una relevancia social muy impactante que será beneficiosa no solo para las personas que necesiten identificar si tienen cáncer de próstata, sino que también, permitirá a los médicos hacer uso de está predicción como un método eficiente en beneficio de la sociedad.

Finalmente, el sistema de inteligencia artificial va a permitir a los pacientes determinar si actualmente tienen cáncer de próstata o simplemente descartarlo mejorando las atenciones, obteniendo información confiable que pueda prevenir el avance de dicha enfermedad y tomar las correctas medidas de acuerdo con el resultado.

## Formulación del Problema

¿Cuál es la eficiencia de un sistema inteligente basado en Deep Learning para predecir el diagnóstico de cáncer de próstata?

## Hipótesis

La evaluación del rendimiento determinará la eficiencia del sistema inteligente basado en Deep Learning para el diagnóstico de cáncer de próstata.

## Objetivos de la investigación

### Objetivo general

Desarrollar un sistema inteligente basado en Deep Learning para predecir el diagnóstico de cáncer de próstata.

### Objetivos específicos

* Análisis del conjunto de imágenes de cáncer de próstata que se encuentre entre en diferentes etapas del cáncer.
* Procesamiento del conjunto de imágenes de próstata seleccionados.
* Elaborar un modelo óptimo de Deep Learning en la detección de cáncer de próstata con imágenes.
* Desarrollar el sistema inteligente, usando el modelo de Deep Learning.
* Evaluar el rendimiento del sistema inteligente en la detección de cáncer de próstata con imágenes.

# MARCO 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.

## Bases Teórica

### 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.

Deep Learning es un subconjunto de [machine Learning](https://www.ibm.com/co-es/analytics/machine-learning) (que a su vez es parte de la [inteligencia artificial](https://www.ibm.com/co-es/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence)) donde las redes neuronales, algoritmos inspirados en cómo funciona el cerebro humano, aprenden de grandes cantidades de datos.

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)**:**

**Modelos lineales:** Estos tratan de encontrar una línea que se “ajuste” bien a la nube de puntos que se disponen. Aquí destacan desde modelos muy conocidos y usados como la regresión lineal (también conocida como la regresión de mínimos cuadrados), la logística (adaptación de la lineal a problemas de clasificación.

**Modelos de árbol:** Son modelos precisos, estables y más sencillos de interpretar básicamente porque construyen unas reglas de decisión que se pueden representar como un árbol.

**Redes neuronales:** Las redes artificiales de neuronas tratan, en cierto modo, de replicar el comportamiento del cerebro, donde tenemos millones de neuronas que se interconectan en red para enviarse mensajes unas a otras.

Según Graph, (2020):

**Algoritmos de Deep Learning**.

Existen diferentes tipos de algoritmos y estos son aplicables dependiendo del tipo de Deep Learning en el cual el algoritmo vaya a funcionar.

**Algoritmos de regresión**

Los algoritmos de regresión se aplican en modelos de Deep Learning que buscan estimar y determinar la existencia de relaciones entre variables que forman parte del objeto de estudio.

**Algoritmos Bayesianos**

Los algoritmos de Deep Learning conocidos como bayesianos reciben esta denominación porque están basados en el teorema de bayes. Dentro de su funcionamiento realizan clasificaciones de cada valor como independiente de cualquier otro. Esto permite predecir con mucha efectividad una clase o categoría dentro de un conjunto dado de características mediante modelos probabilísticos.

**Algoritmos de agrupación**

Dentro de los algoritmos de Deep Learning que son implementados para aprendizaje no supervisado se encuentran los algoritmos de agrupación. Gracias a ellos podemos establecer categorías dentro datos no etiquetados, es decir, podemos ordenar datos que pertenecen a grupos indefinidos.

**Algoritmos de árbol de decisión**

Los árboles de decisión son implementados como algoritmos de Deep Learning debido a que, al ser similares a un diagrama de flujo, utilizan un método determinado de cruce para representar los posibles resultados que ocasiona la toma de una decisión.

**Algoritmos de redes neuronales**

Dentro de los tipos de algoritmos de Deep Learning más interesantes se encuentran los que conocemos como redes neuronales. Estos comprenden unidades dispuestas en capas. Cada una de estas capas posee una conexión con las capas anexas. Su funcionamiento pretende emular el comportamiento de procesamiento de información del cerebro humano.

**Algoritmos de Aprendizaje Profundo**

Los algoritmos de aprendizaje profundo o de Deep Learning son aquellos que ejecutan datos a través de múltiples capas de redes neuronales. Estas pasan a la capa siguiente una representación simplificada de los datos analizados.

La variable dependiente e independiente fueron basadas por el libro “Para la 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, Colomer, Salesc, Molina, & Naranjo, 2020).

# MARCO 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

1. Verdaderos Positivos (TP): cuando la clase real del punto de datos era 1 (Verdadero) y la predicha es también 1 (Verdadero).
2. Verdaderos Negativos (TN): cuando la clase real del punto de datos fue 0 (Falso) y el pronosticado también es 0 (Falso).
3. Falsos Positivos (FP): cuando la clase real del punto de datos era 0 (False) y el pronosticado es 1 (True).
4. Falsos Negativos (FN): Cuando la clase real del punto de datos era 1 (Verdadero) y el valor predicho es 0 (Falso).

Se definen los siguientes indicadores:

**Exactitud.** La exactitud o accuracy es la proporción de resultados verdaderos (tanto verdaderos positivos como verdaderos negativos) en la población. La exactitud es definida a partir de la fórmula siguiente.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente

Interfaz de usuario gráfica, Texto  Descripción generada automáticamente**Precisión**: el valor de la precisión se define como la proporción de verdaderos positivos contra todos los resultados positivos, y es definida por la fórmula.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente**La sensibilidad.** La sensibilidad o recall mide la proporción de “verdaderos positivos” que son correctamente identificados como tales.

**La especificidad** (Especificity). La especificidad se refiere a la capacidad de la prueba para identificar los resultados negativos. Mide la proporción de “verdaderos negativos” que se han identificado correctamente.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación  Descripción generada automáticamente

Los indicadores fueron basados por el libro “Importancia del cálculo de la sensibilidad, la especificidad y otros parámetros estadísticos en el uso de las pruebas del diagnóstico clínico y de laboratorio” (Vizcaíno-Salazar, 2017).

La usabilidad se basará bajo la ISO25010 (iso25000, 2022).

## Población y muestra

La muestra se utilizará para el entrenamiento del sistema son 10, 000 imágenes que fueran escogidas de una población de 18, 763 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, 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 utilizarán para la determinación de la hipótesis
* **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).

# DESARROLLO

## Requisitos y preparación

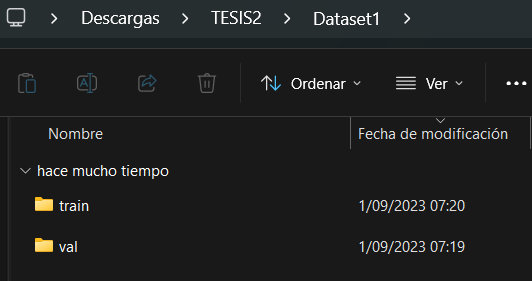
La presente investigación se desarrolló en la plataforma Anaconda con un lenguaje de programación de Python en su versión 3.10 y TensorFlow en su versión de 2.10 Para el entrenamiento de este modelo se adquirió una laptop con un procesador Ryzen 7 13th Gen y una tarjeta gráfica Nvidia GeForce RTXStudio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

**Figura 1**

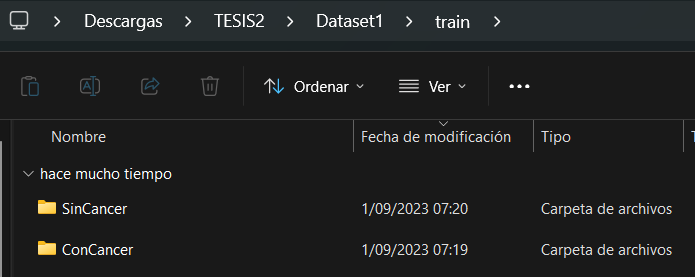
*Directorios de trabajo*



*Fuente: Elaboración propia.*

**Figura 2**

*Estructura Principal*



*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.

## Procesamiento de Datos

Los datos procesados contienen una gran variedad de imágenes de estudios de cáncer de próstata para la detección de dicha enfermedad. En el preprocesamiento de los datos se han eliminado imágenes con patrones que no determinaban un estado próximo y se han seleccionado las imágenes con mayor calidad para esta investigación.

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.

**Figura 3**

*Dataset de imágenes médicas*

*Fuente: Elaboración propia.*

## Descripción de los conjuntos de imágenes

El conjunto total de datos contiene 18,000 imágenes que son divididas entre los 2 posibles estados, entre ellas tenemos: con cáncer de próstata y sin cáncer de próstata. El conjunto de imágenes para entrenamiento son un total de 10,000 las cuales tienen unas dimensiones de 128x128 pixeles, asimismo el conjunto de datos de validación contiene un total de 8,000 imágenes para comprobar el modelo generado con los datos de entrenamiento y test.

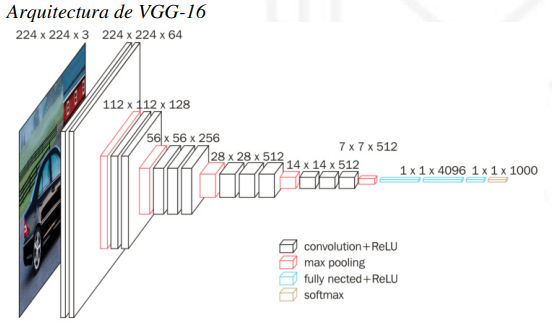
## Descripción de los modelos utilizados

### VGG-16

(Alvaro Daniel Quispe Carbonel, 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.

**Figura 4**

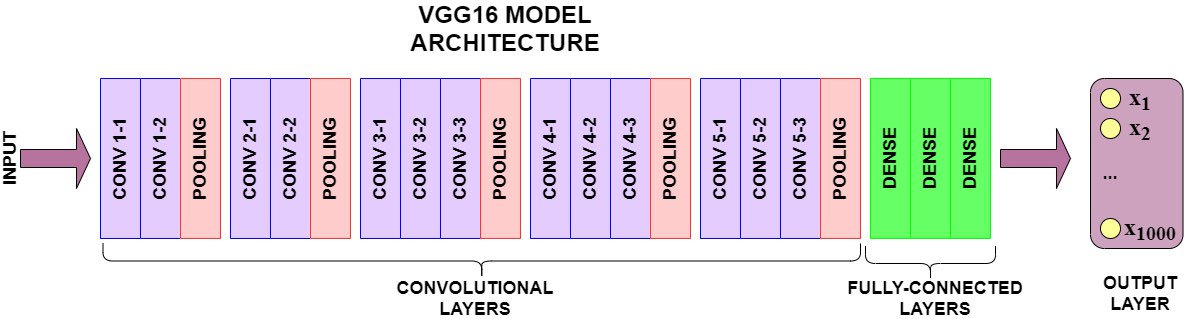
Arquitectura de VGG-16 separado por 16 capas convolucionales.



*Fuente: (Alvaro Daniel Quispe Carbonel, 2020)*

**Figura 5**

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



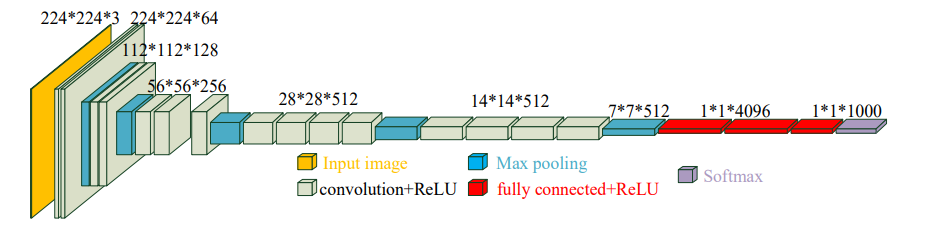
*Fuente: (Alvaro Daniel Quispe Carbonel, 2020)*

### 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.

**Figura 6**

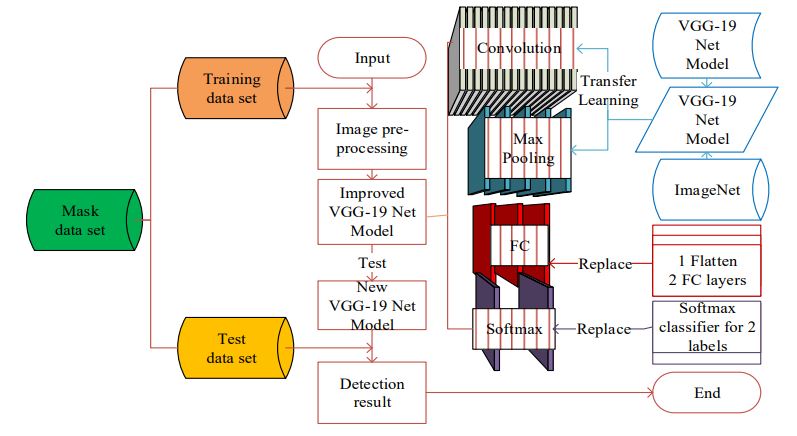
Modelo de red VGG-19



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

**Figura 7**

Marco de entrenamiento del modelo de detección de uso de máscara.



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

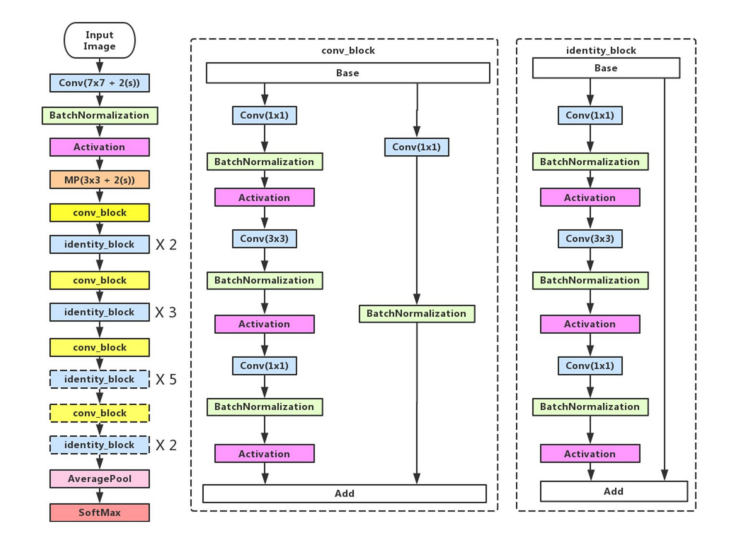
Utiliza una estructura alterna de múltiples capas convolucionales y capas de activación no lineales, que es mejor que una sola convolución. La estructura de capas puede extraer mejor las características de la imagen, usar Maxpooling para reducir la resolución y modificar la unidad lineal (ReLU) como 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.

### 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.

**Figura 8**

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.

## Algoritmos de entrenamiento para el modelo de predicción

Cada modelo se entrenó utilizando un tamaño de lote de 32, una tasa de aprendizaje inicial de 0.001 ajustada por un factor de decaimiento cada 10 épocas, y se entrenaron durante un total de 100 épocas. Se utilizó la técnica de validación cruzada para asegurar la robustez y la generalización de los modelos pertenecientes a las 2 clases agrupadas.

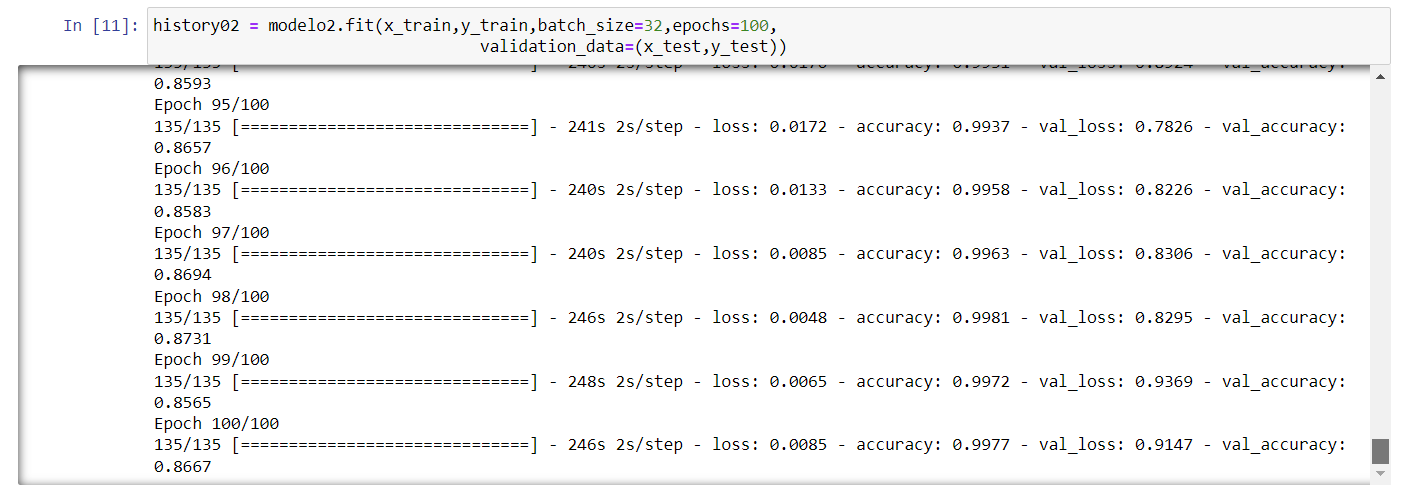
## Implementación de los modelos

### Implementación del modelo VGG-16:

Inicializamos el entrenamiento con 100 épocas en el cual se observa un comportamiento constante con variaciones mínimas en los resultados de cada época.

**Figura 9**

Entrenamiento modelo VGG-16



***Fuente: Elaboración propia***

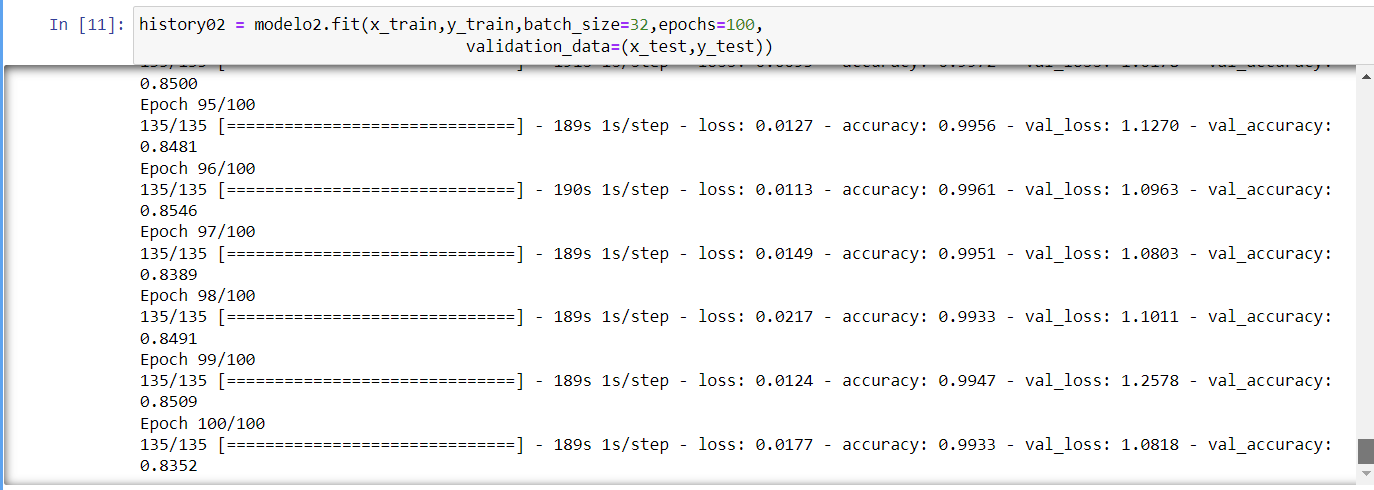
+

### Implementación del modelo VGG19:

Inicializamos el entrenamiento con 100 épocas en el cual se observa un comportamiento positivo cuya variabilidad no es muy fluctuante.

**Figura 10**

Entrenamiento modelo VGG-19



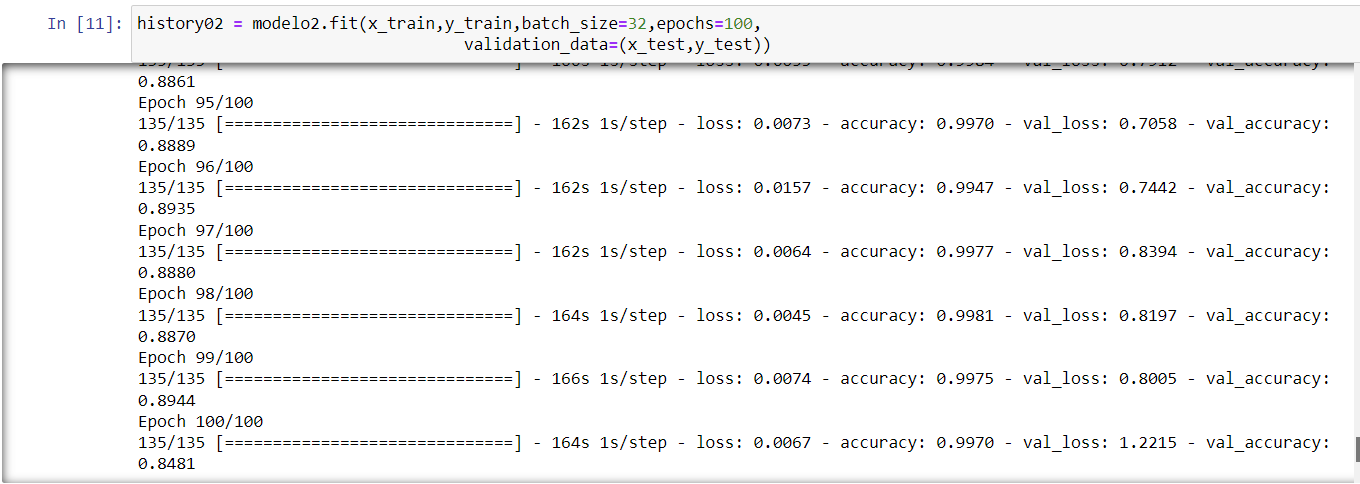
*Fuente: Elaboración propia*

### Implementación del modelo ResNet50

Inicializamos el entrenamiento con 100 épocas en el cual se observa un comportamiento variable con factor decreciente por lo que debemos reconsiderar la cantidad de épocas establecidas.

**Figura 11**

Entrenamiento modelo ResNet50



*Fuente: Elaboración propia*

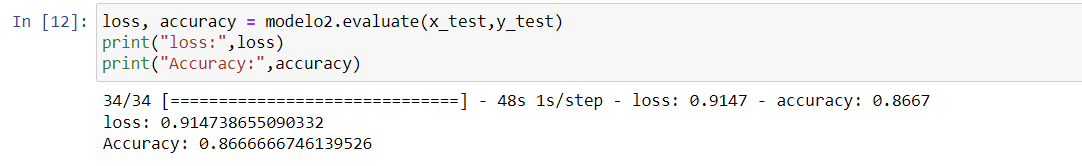
# Resultados de los modelos aplicados

### Resultado del modelo VGG16

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

**Figura 12**

Resultado modelo VGG-16



*Fuente: Elaboración propia*

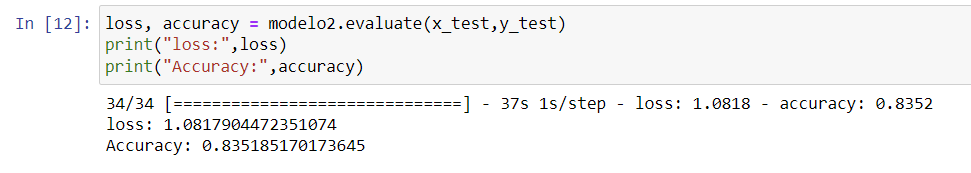
Según los resultados luego de entrenar el modelo con el algoritmo VGG16 podemos observar la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene durante las últimas épocas con un resultado de 99.77%, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 86,67%.

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

**Figura 13**

Resultado modelo VGG-19



*Fuente: Elaboración propia*

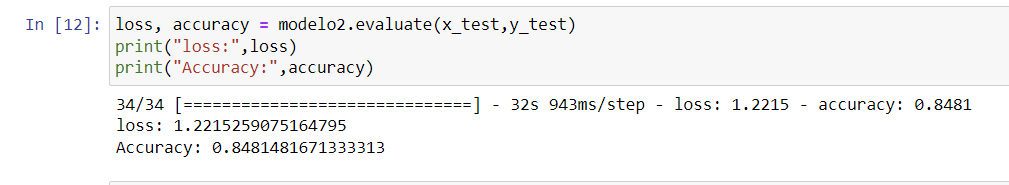
Según los resultados luego de entrenar el modelo con el algoritmo VGG19 podemos observar la precisión de los datos de entrenamiento se mantiene durante las últimas épocas con un resultado de 99.33%, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 83,52%.

La función de pérdida de los datos de entrenamiento disminuye linealmente hasta llegar a 0.17% 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

**Figura 14**

Resultado modelo ResNet50



*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 99.70, mientras que los datos de precisión de validación se mantienen y finalizan con un resultado de 84,81%.

La función de pérdida de los datos de entrenamiento disminuye linealmente hasta llegar a 0.73% y después de una época “epochs” empieza a subir y a bajar en las siguientes épocas, mientras para los datos de pérdida de validación en la época 96 empieza a aumentar significativamente por lo cual se finalizó con el resultado obtenido.

Como conclusión considerando la siguiente tabla adjunta:

**Tabla 2**

Resultados algoritmos aplicados



*Fuente: Elaboración propia*

Podemos indicar que el modelo con mayor precisión y menor valor de pérdida se obtuvo aplicando el algoritmo VGG16 con una precisión de 86,67% dentro del rango de aceptación en la predicción para esta investigación.

# Desarrollo del sistema web

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.

**Figura 15**

Estructura de carpetas del backend

Texto

Descripción generada automáticamente

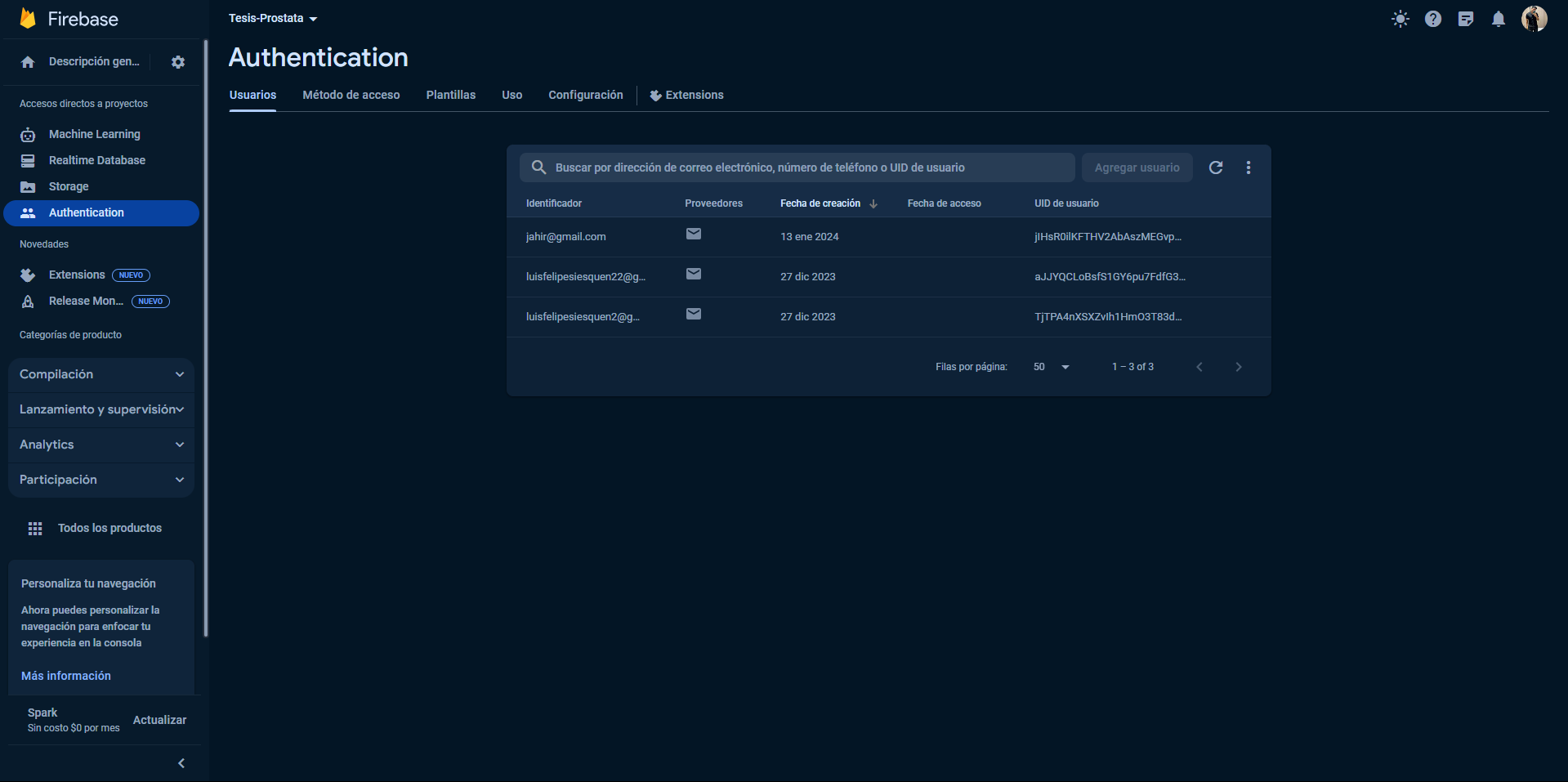
*Fuente: Elaboración propia*

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.

**Figura 16**

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.

**Figura 17**

Resultados enlace de cuenta

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

*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.

**Figura 18**

Repositorio de Github

Captura de pantalla de computadora

Descripción generada automáticamente

***Fuente: Elaboración propia***

#### Views

Se detalla mediante una tabla los Views elaborados con una descripción explicando el funcionamiento de cada punto elaborado.

**Tabla 3**

Resultado de Views

|  |  |
| --- | --- |
| 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.

**Figura 19**

Menú Login del sistema

Imagen que contiene interior, techo, persona, tabla

Descripción generada automáticamente

*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:

**Figura 19**

Análisis de resultados

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

*Fuente: Elaboración propia*

A continuación, el sistema te arroja los siguientes resultados:

**Figura 20**

Resultados de la evaluación

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación, Teams

Descripción generada automáticamente

*Fuente: Elaboración propia*

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

**Figura 21**

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 en realizarse la consulta.

**Figura 22**

Resumen de análisis ejecutados en el sistema

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

*Fuente: Elaboración propia*

# DISCUSIÓN

En este trabajo de investigación, se exploró la aplicación de modelos de Deep Learning, específicamente la arquitectura VGG-16, VGG-19 y ResNet50, para el diagnóstico de cáncer de próstata. Nuestro primer objetivo fue desarrollar un sistema inteligente que pudiera identificar con precisión la presencia de cáncer de próstata en imágenes médicas.

Nuestros resultados muestran que el modelo VGG-16 superó a los otros dos modelos evaluados, con una precisión del 86.67% 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-16 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 VGG16, 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.

# CONCLUSIONES

1. 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 VGG16, del 86.67%, es significativa y muestra un rendimiento prometedor en la detección de esta enfermedad.
2. La utilización del dataset SICAPv2, que contiene 18,000 imágenes segmentadas por la clasificación de Gleason, permitió entrenar y evaluar los modelos de manera exhaustiva, lo que garantiza la representatividad y la calidad de los resultados obtenidos.
3. 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 VGG16 destacó como el más preciso y eficiente en esta tarea específica.
4. 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.
5. 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

Se recomienda utilizar imágenes de alta calidad y resolución HD para garantizar una precisión óptima en el diagnóstico. Las imágenes deben ser tomadas en un entorno con buena iluminación para obtener resultados más confiables.

Para obtener una predicción precisa del cáncer de próstata, es importante 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.

Como trabajo futuro, se recomienda explorar la posibilidad de ampliar el alcance del sistema inteligente para diagnosticar otras enfermedades relacionadas con la próstata, como las infecciones prostáticas, incorporando más datos y características específicas de cada enfermedad.

Además, sería importante considerar la integración de factores ambientales y de estilo de vida, como la dieta, el ejercicio y los hábitos de salud, para una evaluación más completa del riesgo y la progresión del cáncer de próstata.

# 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.

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

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.

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.

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.

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

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.

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

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*.