

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE BABAHOYO

FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN, FINANZAS E INFORMÁTICA

PROCESO DE TITULACIÓN

ABRIL 2024 – AGOSTO 2024

EXAMEN COMPLEXIVO DE GRADO O DE FIN DE CARRERA

PRUEBA PRÁCTICA

PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

TEMA:

ALGORITMO DE MACHINE LEARNING EN EL RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES

ESTUDIANTE:

QUINTO RODRIGUEZ DENECIS NOEMY

TUTOR:

ING. SOTO VALLE CARLOS JULIO

AÑO 2024

ÍNDICE

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	7
JUSTIFICACIÓN	9
OBJETIVOS	11
Objetivo general	11
Objetivos específicos	11
LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	12
MARCO CONCEPTUAL	13
Machine Learning	13
Tipos de Aprendizaje Automático	13
Aprendizaje supervisado	13
Clasificación	14
Regresión	15
Aprendizaje no supervisado	16
Clustering (Agrupamiento)	16
Asociación	16
Aprendizaje semisupervisado	17
Aprendizaje por refuerzo	17
Aplicaciones del Machine Learning en diferentes campos	17

Sector Financiero	17
Asistencia virtual	18
Marketing, publicidad y redes sociales	18
Desplazamiento y viajes	18
Salud y medicina	18
Comunicaciones	19
Seguridad	19
Industria	19
Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)	19
Estructura de las CNNs	20
Capa convolucional	20
Capa de pooling	20
Capa clasificadora totalmente conectada	20
Reconocimiento de imágenes	21
¿Cómo funciona el reconocimiento de imágenes?	21
Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP)	21

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1 Diseño de un Algoritmo de aprendizaje	. 14
Gráfico 2 Ejemplo de regresión lineal	. 15

RESUMEN

El reconocimiento de imágenes mediante Machine Learning (ML) es una subárea de la inteligencia artificial (IA) que busca que las computadoras interpreten y comprendan imágenes de manera similar a los humanos. Esta investigación se centra en el uso de redes neuronales convolucionales (CNNs), que están diseñadas específicamente para procesar datos en forma de cuadrículas, como las imágenes. El estudio aborda los procesos involucrados en el reconocimiento de imágenes, incluyendo la recopilación y preparación de datos, la selección del modelo, el entrenamiento, y la evaluación. Se justifica el uso de ML en esta área debido a su alta precisión, capacidad de automatización y adaptación a nuevas tareas, lo que resulta en una reducción significativa del esfuerzo humano. La investigación se enmarca en la línea de sistemas de información y comunicación, con un enfoque en mejorar la eficiencia y precisión en la identificación de patrones visuales, abordando también los desafíos relacionados con los sesgos en los datos de entrenamiento.

Palabras claves

Machine Learning, reconocimiento de imágenes, redes neuronales convolucionales (CNNs)

ABSTRACT

Image recognition using Machine Learning (ML) is a subarea of artificial intelligence (AI) that seeks to enable computers to interpret and understand images in a manner similar to humans. This research focuses on the use of convolutional neural networks (CNNs), which are specifically designed to process gridded data, such as images. The study addresses the processes involved in image recognition, including data collection and preparation, model selection, training, and evaluation. The use of ML in this area is justified due to its high accuracy, automation capability, and adaptability to new tasks, resulting in a significant reduction of human effort. The research is framed in the line of information and communication systems, with a focus on improving efficiency and accuracy in visual pattern identification, also addressing challenges related to biases in training data.

Keywords:

Machine Learning, image recognition, convolutional neural networks (CNNs).

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El Machine Learning (ML), o aprendizaje automático, es una rama de la inteligencia artificial (IA) que se enfoca en desarrollar algoritmos y técnicas que permiten a las computadoras aprender y hacer predicciones o decisiones basadas en datos. Es decir, que, en lugar de ser explícitamente programadas para realizar una tarea, las máquinas aprenden a través de la experiencia y la exposición a datos suministrados por el ser humano.

En ese proceso el reconocimiento de imágenes mediante machine learning es una subárea de la inteligencia artificial (IA) que se centra enfáticamente en permitir que las máquinas (Computadoras) interpreten y comprendan el contenido de las imágenes de una manera similar a como lo hacen los humanos. Tal cual como la vida real sin importar la procedencia o el tipo de imagen a ser procesada por el Software o Hardware o su conjunto como equipo fusionando.

Y para ello es necesario que todos los procesos que intervienen en esa puesta a punto estén conformados por la Recopilación de Datos, Preparación de Datos, Selección de Modelado, Entrenamiento, Evaluación, Ajuste y Optimización y Monitorización de todas las funciones humanas a través de un modelo elocuente por computadora.

Por ende, el problema se radicaliza en la forma como se logra reconocer una imagen y su visión por computadora a través de un diagnóstico el mismo que deberá ser procesado en lenguaje natura (NLP).

Es así como se logra introducir un nuevo concepto que atañe al modelo de machine learning más comúnmente utilizado para el reconocimiento de imágenes como es una Red Neuronal Convolucional (CNN, por sus siglas en inglés). Las CNNs están diseñadas específicamente para procesar datos en forma de una cuadrícula, como una imagen y de esta forma poder interpretar desde la misma concepción de cada bit que forma parte de la imagen que ha sido suministrada con previa anticipación por un operador humano.

JUSTIFICACIÓN

El uso de machine learning (ML) para el reconocimiento de imágenes está justificado por varias razones clave que destacan sus ventajas en comparación con métodos tradicionales y manuales; un ejemplo de ello son Los modelos de ML, especialmente las redes neuronales convolucionales (CNNs), han demostrado ser altamente precisos en tareas de reconocimiento de imágenes. Estos modelos pueden aprender complejas representaciones de datos visuales que permiten identificar objetos con gran exactitud.

Es así como el Machine learning a través de los algoritmos permite la automatización del reconocimiento de imágenes, lo que reduce significativamente el tiempo y esfuerzo humano necesario. Todo ello se torna crucial al momento de utilizar aplicaciones donde se deben procesar grandes volúmenes de imágenes de forma exponencial.

Cabe indicar que los modelos de ML pueden aprender directamente a partir de datos etiquetados, lo que significa que pueden mejorar continuamente su desempeño a medida que se les proporciona más información para una correcta adaptación a nuevas tareas.

Una vez entrenados, los modelos pueden ser adaptados a nuevas tareas mediante técnicas como el aprendizaje transferido, lo que permite aprovechar conocimientos previamente adquiridos en tareas relacionadas para la detección y clasificación de patrones complejos para la identificación de <u>Características Subjetivas</u>; entiéndase a aquello como el algoritmo basado en modelos de Lenguajes Naturales con la capacidad de identificar características complejas y sutiles en las imágenes que pueden ser difíciles de detectar para los humanos o mediante algoritmos tradicionales. Esto incluye variaciones en formas, texturas y colores.

Con ello es necesario enfatizar que la reducción de errores humanos se lograría simplificar debido que el ser humano experimenta fatiga versus el rendimiento de un computador que no descansa y se mantiene de forma constante en funcionamiento lo cual lo constituye en una herramienta de mayor estabilidad para el Procesamiento de Grandes Volúmenes de Datos.

Por tal razón la presente investigación se solidifica en la necesidad de establecer un estudio que logre explicar con alta precisión, como se logra obtener la capacidad de aprendizaje y adaptación, detección de patrones complejos, escalabilidad, amplia gama de aplicaciones, y su potencial para mejorar continuamente en beneficio de la humanidad con relación a la interpretación y reconocimiento de imágenes.

OBJETIVOS

Objetivo general

Desarrollar y optimizar un estudio que explique como un algoritmo de machine learning para el reconocimiento de imágenes sea capaz de identificar y clasificar objetos, personas, lugares o acciones con alta precisión y eficiencia, facilitando su implementación en diversas aplicaciones del mundo real.

Objetivos específicos

- Recopilar información de fuentes confiables sobre todo lo que concierne a la investigación de algoritmo de machine learning para el reconocimiento de imágenes.
- Seleccionar una arquitectura que permita obtener los resultados esperado en base a la presente investigación.
- Realizar un modelo basado en técnica aplicables y permisibles a escala para fortalecimiento de la investigación.
- Evaluar el desempeño y despliegue de la posible solución informática a través de un mecanismo de fácil implementación.

LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Este estudio se acoge en la línea de investigación Sistemas de información y comunicación, emprendimiento e innovación y en la Sub línea de investigación Redes y tecnologías inteligentes de software y hardware. Esta línea de investigación está relacionada con los algoritmos de Machine Learning aplicados al reconocimiento de imágenes. La inteligencia artificial en la ingeniería en sistemas se utiliza para crear soluciones inteligentes que mejoran la precisión y eficiencia en la identificación de patrones visuales. Esto incluye abordar los desafíos relacionados con los sesgos en los datos de entrenamiento, lo cual es esencial para garantizar que los algoritmos de Machine Learning sean justos y representativos cuando se aplican en campos como la medicina, la seguridad, los negocios e incluso en la industria.

MARCO CONCEPTUAL

Machine Learning

(Norman, 2019) define que el aprendizaje automático permite que las computadoras aprendan de la experiencia, lo que representa un cambio significativo en computación con los métodos tradicionales. Antes, las computadoras solo ejecutaban instrucciones específicas del código escrito por los programadores, sin capacidad de mejorar con el tiempo.

Con el aprendizaje automático, las computadoras pueden ajustar sus respuestas mediante un ciclo de retroalimentación que evalúa las respuestas correctas e incorrectas. Esto hace que los algoritmos de ML sean muy diferentes de los programas informáticos tradicionales.

Tipos de Aprendizaje Automático

Aprendizaje supervisado

(Navarro, 2022) menciona que el aprendizaje supervisado es una técnica fundamental en el aprendizaje automático, se basa en la supervisión constante. En este enfoque, las maquinas se entrenan con una base de datos perfectamente etiquetada, lo que les permite predecir resultados específicos, en términos sencillos, se le dice a la maquina que queremos que aprenda y ella debe seguir estas instrucciones meticulosamente.

Dentro del aprendizaje supervisado, existen dos tipos de modelos según el tipo de etiqueta estos son el de clasificación y el de regresión

Clasificación

Indica (Jesús, 2020) que la clasificación en machine learning supervisado se enfoca en predecir a que grupo pertenece cada muestra de datos. Por ejemplo, con un conjunto de datos de correos electrónicos etiquetados como spam y no-spam, se puede entrenar un modelo para que aprenda las diferencias entre estos tipos de correos. Una vez entrenado, cuando llega un nuevo correo, el modelo determina si es spam o no basándose en sus características.

Los algoritmos de clasificación trabajan con datos etiquetados, generalmente categóricos, y no predicen valores continuos, como lo hacen los algoritmos de regresión. En cambio, asignan una muestra a una categoría especifica de un conjunto de categorías. (pag.66)



Gráfico 1 Diseño de un Algoritmo de aprendizaje

Regresión

Según (Carlos, 2022) la regresión en machine learning se utiliza para predecir valores continuos basándose en varias variables de entrada. En otras palabras, busca identificar la relación entre una variable dependiente y varias variables independientes.

También menciona que esta técnica puede aplicarse para:

- Predecir el precio de una casa en función de su área en metros cuadrados.
- Estimar la temperatura del próximo mes.
- Determinar la vida útil de un dispositivo electrónico.

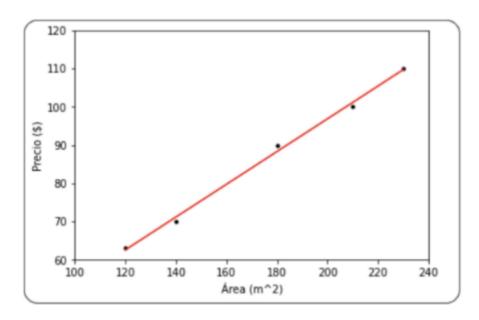


Gráfico 2 Ejemplo de regresión lineal

La gráfica anterior ilustra un ejemplo de regresión lineal, que demuestra la relación directa entre el área en metros cuadrados y el precio de una casa. Este es un caso de regresión lineal simple, ya que utiliza solo una variable independiente (el área) para predecir el precio.

Aprendizaje no supervisado

Según (Carlos, 2022) el aprendizaje no supervisado no utiliza etiquetas para las muestras de entrenamiento. En su lugar, el modelo analiza los datos de entrada y busca encontrar relaciones basadas en características comunes, este enfoque permite identificar patrones ocultos en los datos sin intervención humana.

En este aprendizaje se encuentran dos modelos el Clustering y de Asociación

Clustering (Agrupamiento)

El Clustering es una técnica que organiza objetos según sus similitudes. Este análisis, conocido como análisis de conglomerados, identifica características comunes en los datos y clasifica los objetos en función de la presencia o ausencia de esas características compartidas. De esta manera, los objetos con muchas similitudes se mantienen juntos en un mismo grupo, facilitando la identificación de patrones y tendencias dentro del conjunto de datos (Martínez, 2022).

Asociación

(Alejandro, 2018) define que las reglas de asociación son una técnica popular para extraer conocimiento de grandes bases de datos. Estas reglas identifican relaciones entre datos, conocidos como ítems y son parte del aprendizaje no supervisado. Una regla de asociación se representa como $X \to Y$, donde X e Y son conjuntos de ítems que no se superponen ($X \cap Y = \emptyset$).

Originalmente las reglas de asociación se utilizaron en datos de supermercados. Los supermercados querían saber que productos suelen comprarse juntos para colocarlos cerca unos de otros, facilitando y acelerando la experiencia de compra del cliente.

Aprendizaje semisupervisado

Este aprendizaje utiliza datos de entrenamiento tanto etiquetados como no etiquetados. Si juntamos datos etiquetados con datos no etiquetados en ciertas situaciones se consiguen modelos más exactos (Carlos, 2022).

Aprendizaje por refuerzo

(Gonzalo, 2023) explica que el aprendizaje por refuerzo utiliza recompensas y castigos para enseñar a las maquinas a tomar decisiones. Es especialmente útil en aplicaciones como la robótica, los juegos y la optimización de recursos. Como menciona Satinder Singh, "el aprendizaje por refuerzo nos permite crear agentes inteligentes que aprenden de la experiencia y mejoran continuamente en tareas complejas". Esta capacidad de aprendizaje autónomo y adaptivo convierte al aprendizaje por refuerzo en una herramienta poderosa para desarrollar sistemas inteligentes que pueden enfrentar desafíos del mundo real.

Aplicaciones del Machine Learning en diferentes campos

Sector Financiero

El machine learning se utiliza para automatizar procesos, crear chatbots que interactúan con clientes y optimizar el trabajo administrativo mediante el procesamiento del lenguaje natural. También mejora la seguridad al detectar automáticamente practicas fraudulentas como el blanqueo de dinero.

Asistencia virtual

Los asistentes virtuales, que usan el procesamiento de lenguaje natural para entender y ejecutar órdenes, están presentes en diversos sectores. Si popularidad ha crecido rápidamente, pasando de 3.25 mil millones de usuarios en 2019 a una estimación de 8 mil millones en 2023.

Marketing, publicidad y redes sociales

El machine learning ha revolucionado el marketing predictivo, permitiendo a las organizaciones a llegar a clientes potenciales de manera mas efectiva. En las redes sociales, algoritmos sugieren nuevas amistades y perfiles, así como anuncios relevantes.

Desplazamiento y viajes

Las aplicaciones de GPS usan ML para predecir trafico y elegir rutas eficientes. Además, se están desarrollando vehículos autónomos que, aunque todavía están en las primeras etapas de desarrollo, prometen revolucionar el transporte al ser capaces de conducir de manera segura y eficiente si intervención humana.

Salud y medicina

El machine learning ayuda a detectar enfermedades tempranas y predecir su evolución a través del análisis de datos. También se utiliza en la investigación médica y en la planificación de terapias adecuadas para pacientes.

Comunicaciones

El machine learning ha mejorado significativamente el análisis de sentimiento y la detección de idiomas para traducción automática, lo que facilita la comunicación entre personas que hablan diferentes lenguas. Además, el reconocimiento de voz y su conversión a texto han avanzado mucho, permitiendo una mayor precisión en aplicaciones como asistentes virtuales, dictado de voz y servicios de transcripción

Seguridad

El machine learning mejora la seguridad en diversos contextos mediante el análisis de grabaciones de cámaras y la detección de actividades sospechosas. Por ejemplo, puede identificar la presencia de personas en varios fotogramas, reconocer rostros y detectar comportamientos inusuales. Estas capacidades son cruciales para la vigilancia y la prevención de delitos.

Industria

En el ámbito industrial, el machine learning optimiza procesos, reduce costos y mejora la seguridad. Una aplicación clave es el mantenimiento predictivo, que permite a las maquinas anticipar y reaccionar antes de que ocurran fallos, evitando interrupciones en la producción y prolongando la vida útil del equipo (Integra, 2020).

Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)

(Cifuentes et al., 2019) mencionan que las CNN son un tipo de red neuronal artificial con aprendizaje supervisado, que funcionan de manera similar al córtex visual del ojo humano para identificar diferentes características en los datos de entradas, lo que les permite reconocer objetos.

Las principales tareas que realizan las CNNs incluyen:

- Detección y categorización de objetos
- Clasificación de escenas
- Clasificación de imágenes general

Estructura de las CNNs

Capa convolucional

(Gómez, 2023) Indica que esta capa es el elemento crucial en cualquier arquitectura de red neuronal convolucional. Esta capa realiza la operación de convolución sobre la imagen de entrada, lo que le permite identificar patrones que serán esenciales para su posterior clasificación.

Capa de pooling

Esta capa tiene como objetivo lograr invariaciones a cambios en la posición o condiciones de iluminación, robustez frente al desorden y una representación mas compacta. En esencia, la capa de pooling combina las características vecinas en la misma región de la imagen o conjunto de datos para formar una características más general y representativa.

Capa clasificadora totalmente conectada

En esta capa, cada neurona de una capa está conectada con cada neurona de la capa anterior. Por lo que, la ultima de estas capas completamente conectadas se emplea como la capa de salida, funcionando, así como el clasificador de la arquitectura de la CNNs (pág. 37-40).

Reconocimiento de imágenes

Según (Kejriwal, 2023) el reconocimiento de imágenes es una tecnología avanzada de la inteligencia artificial que permite a las computadoras identificar patrones y objetos en imágenes digitales. Esto les da la habilidad de reconocer personas, lugares, textos y otros elementos visuales en cualquier foto o video.

El principal propósito del reconocimiento de imágenes es clasificar las imágenes usando etiquetas y categorías definidas previamente, analizando y entendiendo lo que aparece en ellas para obtener información útil. Por ejemplo, un buen algoritmo de reconocimiento de imágenes podría detectar y etiquetar correctamente la presencia de un perro en una imagen.

¿Cómo funciona el reconocimiento de imágenes?

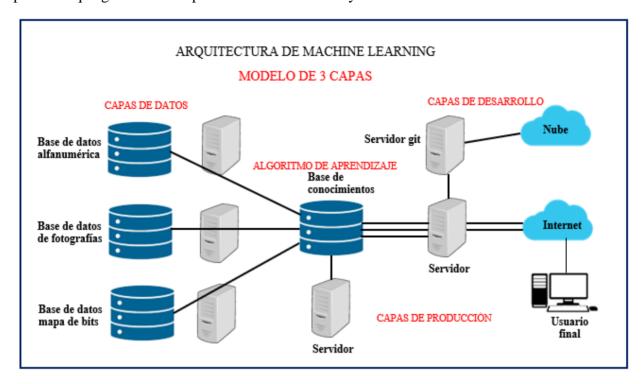
En esencia, un algoritmo de reconocimiento de imágenes utiliza modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo para identificar objetos analizando cada píxel en una imagen. Estos algoritmos se entrenan con una gran cantidad de imágenes etiquetadas, lo que permite al modelo aprender a reconocer diferentes objetos en las imágenes (Kejriwal, 2023).

Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP)

El procesamiento de lenguaje natural es una disciplina dentro de las ciencias de la computación, la inteligencia artificial y la lingüística que se enfoca en las interacciones entre las computadoras y el lenguaje humano. Su objetivo es desarrollar sistemas y mecanismo que permitan la comunicación entre personas y maquinas a través de lenguajes naturales. Además, busca que estos mecanismos sean lo mas eficiente posibles desde el punto de vista computacional (Marcos, 2020).

Diseño del proyecto

La arquitectura propuesta para el reconocimiento de imágenes con algoritmos de aprendizaje automático se organiza en una estructura de tres capas, cada una con funciones específicas que garantizan un procesamiento eficiente y efectivo.



La imagen ilustra una arquitectura de machine learning organizada en un modelo de tres capas. En la primera capa, denominada "Capas de Datos", se gestionan diversas bases de datos, como una base de datos alfanumérica, una de fotografías y una de mapas de bits. Estas bases de datos son fundamentales para proporcionar la información necesaria para el entrenamiento del modelo.

La segunda capa, "Capas de Desarrollo", incluye el algoritmo de aprendizaje y un servidor Git, que facilita la gestión del código y el control de versiones. Esta capa también se conecta a la nube, lo que permite el acceso a recursos adicionales y almacenamiento.

Finalmente, en la tercera capa, "Capas de Producción", se encuentra un servidor que implementa el modelo entrenado y se conecta a Internet, permitiendo así que los usuarios finales accedan a los resultados y funcionalidades del sistema. Esta estructura asegura un flujo eficiente de datos desde la recopilación hasta la implementación, optimizando el proceso de reconocimiento y análisis de imágenes.

MARCO METODOLÓGICO

El marco metodológico de una investigación en ingeniería de sistemas sobre algoritmos de machine learning para el reconocimiento de imágenes debe describir el enfoque y los métodos que se emplearán para alcanzar los objetivos de la investigación:

Enfoque de la investigación

Tipo de investigación: Determina si es una investigación exploratoria, descriptiva, correlacional o explicativa. En este contexto se describe que el machine learning y reconocimiento de imágenes, es probable que sea de tipo experimental y descriptiva.

Sin embargo, el enfoque cuantitativo/cualitativo se suele aplicar de forma general, debido que las investigaciones en machine learning son de enfoque cuantitativo, dado que se basan en el análisis de datos y en la evaluación del rendimiento de los algoritmos.

Métodos de investigación

Recolección de datos

Selección del algoritmo

Descripción del algoritmo

Todo ello se resume al uso del machine learning que se evaluarán en el estudio, por ejemplo, redes neuronales convolucionales (CNNs), Support Vector Machines (SVM), Random Forest.

Este marco metodológico proporciona una estructura clara para guiar la investigación y asegurar que todos los aspectos clave del estudio sean abordados de manera sistemática.

RESULTADOS

Una investigación sobre el uso de algoritmos de Machine Learning (ML) en el reconocimiento de imágenes abarca varios aspectos fundamentales.

Reconocimiento de Imágenes

- Definición: El reconocimiento de imágenes es una subdisciplina de la visión por computadora y del aprendizaje automático que implica la identificación y clasificación de objetos o características dentro de una imagen digital.
- Importancia: Es una tecnología fundamental en aplicaciones como la seguridad, la medicina, el reconocimiento facial, la realidad aumentada, entre otros.
- Desafíos: Variabilidad de los datos (iluminación, perspectiva, resolución), ruido en las imágenes, y la necesidad de generalización.

2. Algoritmos de Machine Learning en el Reconocimiento de Imágenes

Enfoques Tradicionales:

- SVM (Support Vector Machines): Usados comúnmente en clasificación de imágenes, especialmente cuando se dispone de un conjunto de datos limitado.
- K-Nearest Neighbors (K-NN): Método simple pero eficaz, especialmente en espacios de características de baja dimensionalidad.
- Redes Neuronales Artificiales (ANN): Utilizadas en las primeras fases del reconocimiento de imágenes antes de la explosión de las redes neuronales profundas.

• Enfoques Modernos:

o Redes Neuronales Convolucionales (CNN):

- Arquitectura: Diseñadas específicamente para procesar datos con una estructura en cuadrícula (como las imágenes). Convoluciones, pooling, y capas completamente conectadas son elementos clave.
- Transferencia de aprendizaje: Uso de modelos pre-entrenados (como VGG, ResNet, Inception) en nuevas tareas de reconocimiento de imágenes.
- Aplicaciones: Clasificación de imágenes, detección de objetos, segmentación semántica.

o Redes Generativas Antagónicas (GANs):

- Arquitectura: Compuesta por dos redes neuronales, un generador y un discriminador, que compiten entre sí. Utilizadas para generar imágenes nuevas y realistas.
- Aplicaciones: Mejora de la calidad de imagen, generación de imágenes sintéticas, superresolución.

3. Dataset y Preprocesamiento de Imágenes

Datasets comunes:

- MNIST: Conjunto de datos de dígitos escritos a mano, utilizado principalmente en tareas de clasificación.
- o CIFAR-10/100: Conjunto de imágenes de objetos en 10 o 100 categorías diferentes.

 ImageNet: Gran base de datos utilizada para la clasificación y detección de objetos en un desafío anual.

• Preprocesamiento:

- o **Normalización y escalado:** Ajuste de los valores de píxeles.
- Aumento de datos (Data Augmentation): Técnicas como rotación, recorte, y
 ajuste de brillo para aumentar la diversidad del conjunto de datos.
- Segmentación y anotación: Segmentación de objetos y etiquetado manual o automático de regiones de interés.

4. Metodología y Arquitectura del Modelo

- Selección del Modelo: Justificación de la elección del algoritmo o arquitectura específica (por ejemplo, CNN).
- Implementación: Detalles sobre la construcción del modelo, configuración de hiperparámetros, y herramientas utilizadas (TensorFlow, PyTorch).
- Entrenamiento y Validación: Explicación del proceso de entrenamiento, división del dataset en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, y métricas utilizadas para la evaluación (precisión, recall, F1-score).

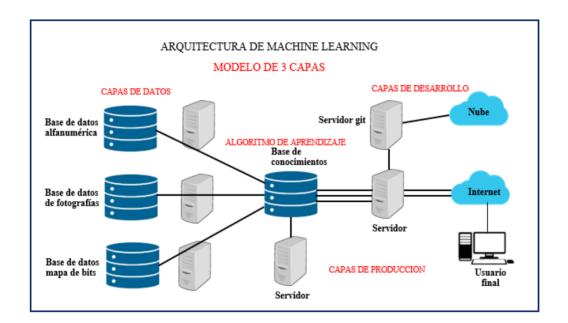
Este esquema te proporciona una visión general sobre cómo abordar y estructurar una investigación en el campo del reconocimiento de imágenes utilizando algoritmos de Machine Learning. Si necesitas más detalles sobre un punto específico o ejemplos concretos, no dudes en pedirlo.

DISCUSION DE RESULTADOS

Las Redes Neuronales Artificiales (ANN): Utilizadas en las primeras fases del reconocimiento de imágenes antes de la explosión de las redes neuronales profundas y con ello se obtienen los siguientes resultados:

Redes Neuronales Convolucionales (CNN):

 Arquitectura: Diseñadas específicamente para procesar datos con una estructura en cuadrícula (como las imágenes). Convoluciones, pooling, y capas completamente conectadas son elementos clave.



- Transferencia de aprendizaje: Uso de modelos pre-entrenados (como VGG, ResNet,
 Inception) en nuevas tareas de reconocimiento de imágenes.
- Aplicaciones: Clasificación de imágenes, detección de objetos, segmentación semántica.

CONCLUSIONES

1. Eficacia de los Algoritmos Modernos:

Los algoritmos modernos de Machine Learning, especialmente las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), han demostrado ser altamente eficaces en el reconocimiento de imágenes. Estas arquitecturas especializadas pueden capturar patrones espaciales complejos en las imágenes, lo que les permite alcanzar una precisión significativamente mayor en comparación con enfoques tradicionales como SVM o K-NN.

2. Importancia del Dataset y el Preprocesamiento:

- La calidad y el tamaño del dataset son fundamentales para el rendimiento de los algoritmos de ML en el reconocimiento de imágenes. Datasets grandes y bien balanceados, junto con técnicas de aumento de datos, pueden mejorar la capacidad del modelo para generalizar y reducir el sobreajuste.
- El preprocesamiento adecuado de las imágenes, como la normalización y el aumento de datos, es crucial para optimizar el rendimiento del modelo, ya que ayuda a mitigar los efectos del ruido y las variaciones no deseadas en los datos.

3. Transferencia de Aprendizaje:

La transferencia de aprendizaje, utilizando modelos pre-entrenados en grandes datasets como ImageNet, permite que los modelos alcancen altos niveles de precisión incluso con datasets más pequeños y específicos. Esto resalta la eficiencia y el potencial de reutilización de modelos en diferentes dominios.

4. Desafíos Persistentes:

 A pesar de los avances, el reconocimiento de imágenes sigue enfrentando desafíos en escenarios con imágenes de baja calidad, objetos ocluidos, o categorías visualmente similares. Estos casos siguen representando una fuente de error para los modelos actuales.

5. Generalización y Robustez:

La capacidad de los modelos de ML para generalizar a nuevos conjuntos de datos y su robustez frente a variaciones en las condiciones de las imágenes son aspectos críticos para su aplicación en el mundo real. Aunque los modelos avanzados como las CNN han mostrado buenos resultados, su desempeño puede variar dependiendo del contexto de aplicación y la calidad del dataset.

RECOMENDACIONES

1. Ampliación y Mejora del Dataset:

Se recomienda la recopilación continua de datos adicionales, así como la mejora de la diversidad y representatividad del dataset. La inclusión de más ejemplos de casos difíciles o atípicos podría mejorar la capacidad del modelo para manejar escenarios complejos.

2. Exploración de Técnicas Avanzadas:

Se debería explorar el uso de técnicas más avanzadas, como el aprendizaje autosupervisado o el aprendizaje contrastivo, que podrían permitir al modelo aprender representaciones más robustas y generalizables con menos datos etiquetados.

3. Implementación de Métodos de Regularización:

 Para mitigar problemas de sobreajuste, es recomendable implementar técnicas de regularización como Dropout, Batch Normalization, o técnicas de aumento de datos más sofisticadas. Esto ayudaría a mejorar la generalización del modelo.

4. Evaluación de la Robustez:

Antes de implementar el modelo en aplicaciones del mundo real, es crucial realizar pruebas exhaustivas en diversas condiciones, incluyendo variaciones en la iluminación, oclusión, y presencia de ruido. Además, se debe considerar la evaluación frente a ataques adversarios, especialmente en aplicaciones sensibles como el reconocimiento facial o la seguridad.

5. Optimización y Compresión del Modelo:

Para su uso en dispositivos con recursos limitados, como smartphones o sistemas embebidos, se recomienda la compresión del modelo a través de técnicas como la cuantización, poda (pruning), o la destilación de conocimiento, para reducir su tamaño y mejorar la eficiencia computacional sin sacrificar significativamente la precisión.

6. Investigación Continua y Actualización del Modelo:

 Debido al rápido avance en el campo de ML, se recomienda la actualización periódica del modelo y la adopción de nuevas arquitecturas y técnicas emergentes.
 La investigación continua es clave para mantenerse a la vanguardia y asegurar que el modelo permanezca competitivo y eficaz.

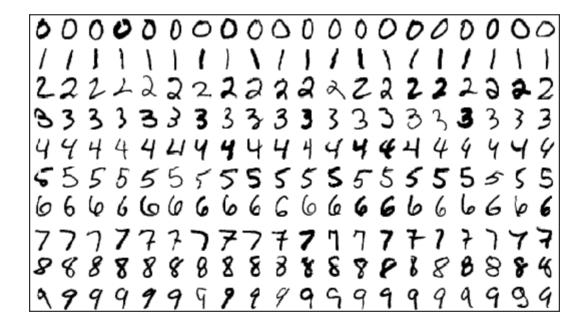
ANEXOS

CODIGO FUENTE EN PYTHON RECONOCIMEINTO DE IMEGENES

INTERFAZ IA

Librerias Usadas:
import numpy as np
import pandas as pd
import tensorflow as tf
import os
import time
from datetime import timedelta
from funcionesAuxiliares import display,activation_vector

CARGA DE DATOS



path = '/media/josuetavara/Gaston/mnist/mnistDS/'
datasetEntrenamiento = pd.read_csv(path+'datasets/60ktrain.csv')
datasetEvaluacion = pd.read_csv(path+'datasets/10ktest.csv')

Dividir conjunto de entrenamiento y evaluacion

tam_imagen, entrenam_imagenes, entrenam_clases, entrenam_clases_flat = procesamiento(datasetEntrenamiento)

tam_imagen, eval_imagenes, eval_clases, eval_clases_flat = procesamiento(datasetEvaluacion)

Procesar los Datos

```
def procesamiento(dataset):
```

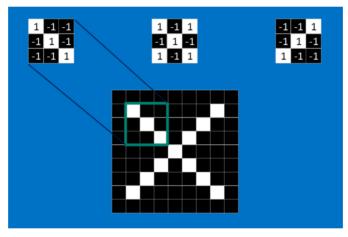
imagenes = dataset.iloc[:,1:].values
imagenes = imagenes.astype(np.float)

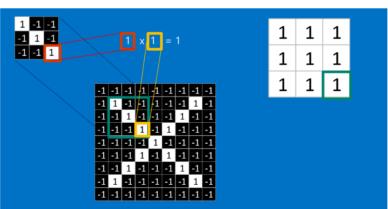
Normalizar, convertir de [0:255] => [0.0:1.0] imagenes = np.multiply(imagenes, 1.0 / 255.0)

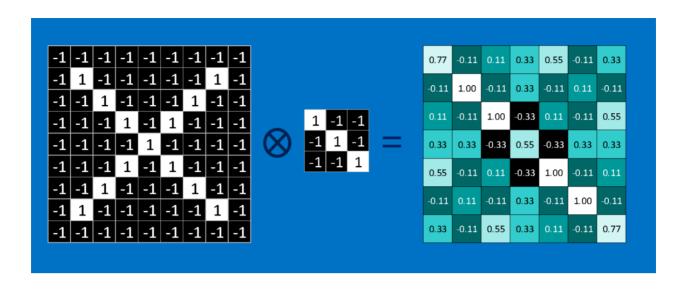
#Tamanho de una imagen: 784 valores que son obtenidos de una imagen de 28×28

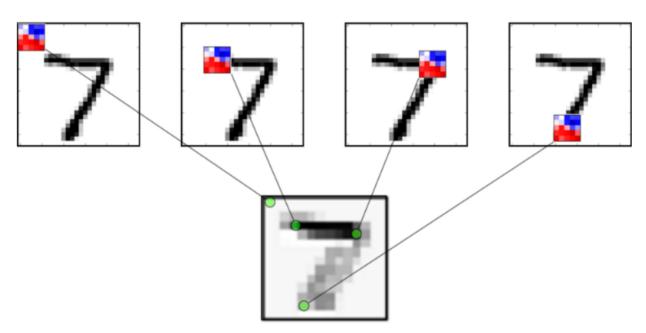
tam_imagen = imagenes.shape[1]

Red Convolucional





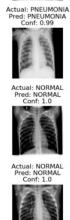


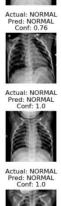


import glob import numpy as np import os import shutil import glob import numpy as np

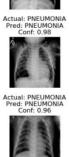
 $file Path = '/home/jyosa/melanoma/labels.csv' \leftarrow editar$

```
# As file at filePath is deleted now, so we should check if file exists or not not before
deleting them
if os.path.exists(filePath):
   os.remove(filePath)
else:
   print("Can not delete the file as it doesn't exists")
path = 'clasificacion/' ← editar
save path = os.getcwd() + "/" + 'labels.csv'
 with open(save_path,'a+') as data_file:
   files = []
   # r=root, d=directories, f = files
   for r, d, f in os.walk(path):
      for file in f:
         if '.jpeg' in file:
            files.append(os.path.join(r, file))
   data file.write("id,clase")
   for f in files:
      id_img=f.split('/')[1].split('.')[0].strip()
      clase=f.split('/')[1].split('-')[0].strip()
      print(clase)
      data_file.write("\n{},{}".format(id_img,clase))
Actual: NORMAL
Pred: NORMAL
Conf: 0.99
                       Actual: NORMAL
Pred: NORMAL
Conf: 1.0
                                                                     Actual: NORMAL
Pred: NORMAL
Conf: 0.99
                                                                                          Actual: PNEUMONIA
Pred: PNEUMONIA
Conf: 1.0
```





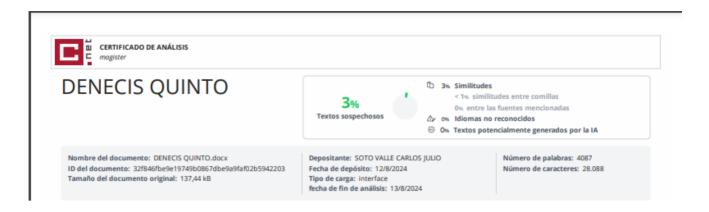












BIBLIOGRAFÍA

- Adriana Cifuentes, E. M. (1 de 07 de 2019). *Desarrollo de una red neuronal convolucional para reconocer patrones en imágenes*. Obtenido de revistas.unisimon.edu.co: https://revistas.unisimon.edu.co/index.php/identic/article/download/4007/4359
- Alejandro. (21 de 03 de 2018). Aprendizaje no Supervisado y Detección de Anomalías: Reglas de Asociación. Obtenido de Aprendizaje no Supervisado y Detección de Anomalías:

 Reglas de Asociación: https://elbauldelprogramador.com/aprendizaje-nosupervisadoreglas/
- Carlos, P. (2022). Aprendizaje automático y profundo en python: Una mirada hacia la inteligencia artificial. Ediciones de la U. Obtenido de https://books.google.at/books?id=JDWgEAAAQBAJ
- Gómez, B. (06 de 2023). *Redes Convolucionales*. *Aplicación a la clasificación de imágenes médicas*. Obtenido de Umh.es: https://dspace.umh.es/bitstream/11000/30233/1/TFG-G%C3%B3mez%20Pujante%2C%20Bego%C3%B1a.pdf
- Gonzáles, O. (04 de 10 de 2023). *Machine Learning: ¿Qué es y por qué es tan importante?*Obtenido de Tecon: https://www.tecon.es/machine-learning-que-es-y-por-que-es-tan-importante/
- Gonzalo, C. (15 de 06 de 2023). ¿Qué es el aprendizaje por refuerzo? Obtenido de IT Masters Mag: https://www.itmastersmag.com/inteligencia-artificial/que-es-el-aprendizaje-por-refuerzo/

- Integra, N. (30 de 01 de 2020). Las 9 aplicaciones de machine learning que deberías conocer.

 Obtenido de Nexus Integra: https://nexusintegra.io/es/las-9-aplicaciones-de-machine-learning-que-deberias-conocer/
- Intelliverso. (27 de 10 de 2023). *Machine Learning: descubre que es el aprendizaje automático y su funcionamiento*. Obtenido de Tess Annushka: https://intelliverso.com/inteligencia-artificial/tipos-de-aprendizaje-automatico-supervisado-no-supervisado-y-por-refuerzo/
- Jacinto, A. (09 de 09 de 2022). Historia del aprendizaje automático: La cronología completa [ACTUALIZADO]. Obtenido de Startechup Inc: https://www.startechup.com/es/blog/machine-learning-history/
- Jesús, B. (2020). *Machine Learning y Deep Learning*. Ra-Ma Editorial. Obtenido de https://books.google.at/books?id=2c-4EAAAQBAJ
- Kejriwal, K. (21 de 07 de 2023). Reconocimiento de imagen vs. Visión artificial: ¿cuáles son las diferencias? Obtenido de Unite.AI: https://www.unite.ai/es/image-recognition-vs-computer-vision/
- Marcos, B. (2020). Análisis de las Herramientas de Procesamiento de Lenguaje Natural para estructurar textos médicos. Obtenido de Unav.edu:

 https://dadun.unav.edu/bitstream/10171/60003/1/Quevedo%20Marcos_Borja_904447_M
 II.pdf
- Martínez, S. (02 de 11 de 2022). ¿Qué es el aprendizaje no supervisado y cuándo usarlo?

 Obtenido de Inesdi: https://www.inesdi.com/blog/que-es-aprendizaje-no-supervisado/

- Nalda, V. (29 de 09 de 2020). *Machine Learning: Los orígenes y la evolución*. Obtenido de Future Space S.A: https://www.futurespace.es/machine-learning-los-origenes-y-la-evolucion/
- Navarro. (24 de 10 de 2022). *4 tipos de aprendizaje automático*. Obtenido de KeepCoding Bootcamps: https://keepcoding.io/blog/tipos-de-aprendizaje-automatico/
- Norman, A. T. (2019). *Aprendizaje automático en acción: Un libro para el lego, guía paso a paso para los novatos*. Tektime. Obtenido de https://books.google.at/books?id=XX29DwAAQBAJ