estado del arte

Puntos a tratar: titulo, objetivos, metodologia y resultados

1. PAPER -> tema de investigación (2 papers)
   1. Deep Learning-Based Transfer Learning for Classification of Skin Cancer (2021)
      1. **Objetivos:**  importancia de la detección temprana de lesiones cutáneas para el tratamiento efectivo del cáncer de piel

El objetivo del documento es realizar un análisis comparativo de seis redes de aprendizaje por transferencia diferentes para la clasificación del cáncer de piel de clases múltiples utilizando el conjunto de datos HAM10000. Los objetivos específicos esbozados en el documento son:

1. Clasificar las imágenes del conjunto de datos HAM10000 en siete tipos diferentes de cáncer de piel.

2. Utilizar redes de aprendizaje por transferencia para la selección y clasificación de características para identificar todos los tipos de lesiones encontradas en el cáncer de piel.

3. Equilibrar adecuadamente el conjunto de datos utilizando la replicación solo en datos de entrenamiento y realizar un análisis detallado utilizando diferentes modelos de aprendizaje por transferencia.

Se busca mejorar la precisión y eficacia de la clasificación del cáncer de piel utilizando técnicas avanzadas de aprendizaje automático y un conjunto de datos completo.

* + 1. **Metodología:**

Conjunto de datos: se uso el conjunto de datos HAM10000 10015 imágenes dermatoscópicas y siete clases diferentes

* queratosis actínica (akiec) (327)
* carcinoma de células basales (bcc) (541)
* queratosis benigna (bkl) (1099),
* dermatofibroma (df) (155)
* nevos melanocíticos (nv) (6705)
* melanoma (mel) (1113)
* lesiones cutáneas vasculares (vasc) (142).

Transfer Learning Nets

**Preprocesamiento de Datos**:

Se identificó que el conjunto de datos presentaba un desequilibrio significativo y contenía numerosas imágenes duplicadas.

Se realizó una limpieza de datos para eliminar imágenes duplicadas y garantizar la calidad y equilibrar el conjunto de datos

Las imágenes únicas se dividieron en conjuntos de entrenamiento y prueba en proporciones del 80% y 20%, respectivamente.

**Implementación de Modelos de Transfer Learning**:

Modelos de Transfer Learning Nets Utilizados:

* VGG19: red neuronal convolucional profunda que se caracteriza por su arquitectura profunda con capas convolucionales y capas totalmente conectadas. Es conocida por su simplicidad y efectividad en la clasificación de imágenes.
* InceptionV3: arquitectura de red neuronal convolucional desarrollada por Google que se destaca por su eficiencia computacional y su capacidad para capturar características a diferentes escalas.
* InceptionResNetV2: combina las ideas de las arquitecturas Inception y ResNet para crear una red profunda con conexiones residuales y módulos de extracción de características eficientes.
* ResNet50: es parte de la familia de redes ResNet (Residual Networks) que introdujo el concepto de conexiones residuales para abordar el problema de desvanecimiento del gradiente en redes profundas.
* Xception: arquitectura de red neuronal convolucional que se basa en la idea de separar las operaciones de convolución y agrupación en dos módulos distintos para mejorar la eficiencia y el rendimiento.
* MobileNet: arquitectura de red neuronal convolucional diseñada para aplicaciones con restricciones de recursos computacionales, como dispositivos móviles, al utilizar operaciones de convolución separables en lugar de convoluciones estándar.

Se entrenaron los modelos de Transfer Learning Nets durante 10 épocas con un tamaño de lote de 32.

**Ajuste de Hiperparámetros**:

Se implementó un método de reducción dinámica de la tasa de aprendizaje para mejorar la convergencia del optimizador.

Se utilizó el optimizador Adam ((Adaptive Moment Estimation)) con una tasa de aprendizaje (LR) de 0.001  para ajustar los pesos de la red neuronal durante el proceso de entrenamiento con el objetivo de minimizar la función de pérdida y mejorar el rendimiento del modelo.

y una función de pérdida de Entropía Cruzada Categórica. (Categorical Cross-Entropy Loss) Se emplea para medir la discrepancia entre la distribución de probabilidad predicha por el modelo y la distribución real de las etiquetas de clase en el conjunto de datos.

Además, se utilizó un método de recocido con una tasa de aprendizaje dinámica que se reducía cada cuatro épocas, dependiendo de la precisión de validación. También se implementó la función 'ReduceLROnPlateau' de 'Keras.callbacks' para reducir la tasa de aprendizaje a la mitad si la pérdida de validación no mejoraba después de cuatro épocas. Estos ajustes permitieron que los modelos convergieran más rápido y se acercaran al mínimo global.

**Comparación de Modelos**:

Se realizó un análisis comparativo de los diferentes modelos de Transfer Learning Nets para determinar el más efectivo en la clasificación de lesiones cutáneas.

* + 1. **Resultados:**

Los resultados del estudio muestran que se utilizaron seis modelos de transferencia de aprendizaje (VGG19, InceptionV3, Resnet50, Xception, InceptionResNetV2 y MobileNet) en el conjunto de datos HAM10000 para la clasificación de siete tipos de lesiones cutáneas.

Se compararon los resultados de precisión, recall y F1-Score para cada tipo de lesión, así como la precisión promedio, recall promedio y F1-Score promedio

. Se observó que el modelo Xception tuvo la precisión más alta, con un valor de 94% para la lesión de nevus melanocítico, y la precisión más baja, con un valor de 58% para el melanoma. Además, se compararon las tasas de precisión y pérdida en el conjunto de pruebas, y se encontró que el modelo Xception tuvo la pérdida más baja de 0.5168 y la precisión más alta de 90.48%.

También se evaluó el costo computacional de los diferentes modelos, utilizando hardware con una GPU NVIDIA Tesla P100 y se encontró que el modelo InceptionResNetV2 tuvo el tiempo computacional más largo de 2456.34356 segundos, mientras que el modelo VGG19 tuvo el tiempo computacional más corto de 746.84069 segundos.

Tabla

Descripción generada automáticamente

Se concluyó que Xception Net supera al resto de las redes de aprendizaje de transferencia utilizadas en el estudio, con una precisión del 90.48. También tiene los valores más altos de recuperación, precisión y medida F.

* 1. Skin cancer classification via convolutional neural networks: systematic review of studies involving human experts (2021)
     1. **Objetivos:** analizar sistemáticamente el estado actual de la investigación sobre estudios de lectores que involucran melanoma y evaluar su posible relevancia clínica mediante la evaluación de tres aspectos principales: características del conjunto de pruebas (conjunto de datos reservados/fuera de distribución, composición), prueba entorno (experimental/clínico, inclusión de metadatos) y representatividad de los médicos participantes
     2. **Metodología:**

Se examinaron PubMed, Medline y ScienceDirect en busca de estudios revisados por pares publicados entre 2017 y 2021 que abordan la clasificación del cáncer de piel basada en IA que involucra melanoma.

Se combinaron los términos de búsqueda clasificación del cáncer de piel, aprendizaje profundo, red neuronal convolucional (CNN), melanoma (detección), biomarcadores digitales, histopatología e imágenes de portaobjetos completos. Según los resultados de la búsqueda, solo se incluyeron estudios que consideraron la comparación directa de los resultados de la IA con los médicos y que tenían como objetivo principal una clasificación diagnóstica.

* + 1. **Resultados:**

Un total de 19 estudios de lectores cumplieron los criterios de inclusión.

De estos, 11 enfoques basados en CNN abordaron la clasificación de imágenes dermatoscópicas

6 se concentraron en la clasificación de imágenes clínicas

2 estudios dermatopatológicos utilizaron imágenes histopatológicas completas digitalizadas.

Los 19 estudios incluidos demostraron un rendimiento superior o al menos equivalente de los clasificadores basados en CNN en comparación con los médicos.

Sin embargo, **casi todos los estudios se realizaron en entornos altamente artificiales** y se basaron exclusivamente en imágenes únicas de las lesiones sospechosas. Además, los conjuntos de pruebas consistieron principalmente en imágenes reservadas y no representaban la gama completa de poblaciones de pacientes y subtipos de melanoma encontrados en la práctica clínica.

1. PAPER -> problemática (2 papers)
   1. An enhanced technique of skin cancer classification using deep convolutional neural network with transfer learning models
      1. **Objetivos:**

El documento aborda la problemática de la detección de cáncer de piel, que presenta desafíos debido a la variación en los tipos y fuentes de imágenes, así como a las características visuales de las lesiones cutáneas. La detección precisa se ve obstaculizada por factores como reflejos de luz, variaciones en la iluminación del color, diferentes formas y tamaños de las lesiones, y la presencia de lunares junto a las heridas.

El objetivo es desarrollar un modelo de red neuronal convolucional profunda (DCNN) basado en aprendizaje profundo para clasificar con precisión entre lesiones cutáneas benignas y malignas.

El modelo propuesto se compara con otros modelos de aprendizaje automático y se evalúa en un conjunto de datos específico, obteniendo una precisión de clasificación alta tanto en el entrenamiento como en la fase de pruebas.

* + 1. **Metodología:**

Adquision de la data

La base de datos utilizada en el estudio proviene de un conjunto de imágenes de cáncer de piel llamado HAM10000, que consta de 10015 imágenes de dermatoscopia adquiridas de pacientes australianos y austriacos. Este conjunto de datos incluye 6705 imágenes benignas, 1113 malignas y 2197 imágenes de lesiones desconocidas. La veracidad de este conjunto de datos fue confirmada por patología, acuerdo de expertos o microscopía confocal. Las imágenes utilizadas en el estudio fueron cuidadosamente seleccionadas de lesiones melanocíticas biopsiadas, clasificadas como malignas o benignas.

preparación de la Data:

Preprocesamiento:

Eliminación de ruidos reflectantes y artefactos.

Reducción de la data

Normalizaicon de la data

extracción de características

Trabajar con datos numéricos

data augmentation

* **preprocesamiento de los datos** para mejorar las imágenes médicas originales mediante la eliminación de burbujas de aire, ruido y artefactos. Esto se logró mediante la reducción de datos, normalización de datos, extracción de características y conversión de datos de etiqueta de cadena a datos numéricos.
* eliminación de ruido y artefactos reflectantes utilizando técnicas de suavizado de imagen y algoritmos de umbralización.
* Reducción del conjunto de datos para mejorar la tasa de clasificación y se normalizó la base de datos para reducir la redundancia y mejorar la coherencia de los tipos de entrada.
* extracción de características para identificar y reconocer patrones en el conjunto de datos.
* Finalmente, se llevó a cabo la transferencia de aprendizaje con un modelo de red neuronal convolucional profunda (DCNN) propuesto, así como la evaluación de modelos de aprendizaje de transferencia existentes.
  + AlexNet, ResNet, VGG-16, DenseNet, MobileNet, y el modelo DCNN propuesto
    1. **Resultados:**

El artículo presenta los resultados de un modelo de red neuronal convolucional profunda (DCNN) propuesto para la clasificación de lesiones cutáneas benignas y malignas.

Se realizaron experimentos con dos conjuntos de imágenes de entrenamiento, uno con un 70% de las imágenes y otro con un 80%, que mostró la mejor precisión.

Se compararon los resultados del modelo propuesto con otros modelos de aprendizaje por transferencia, y se obtuvo la mejor tasa de clasificación con el modelo DCNN propuesto.

* . Se logró una tasa de clasificación muy buena con la ayuda de técnicas de procesamiento de imágenes. Los resultados se compararon con modelos de aprendizaje por transferencia y se obtuvieron mejores tasas de precisión y recuperación con el modelo propuesto. Además, se mencionan los desafíos en la detección del cáncer de piel y se discuten los resultados en términos de precisión, recuperación, puntaje F1 y exactitud.

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Tabla

Descripción generada automáticamente

* 1. Design of a tool for the classification of skin cancer images using Deep Neural Networks (DNN)
     1. **Objetivos:**

La problemática que se busca resolver es la detección precoz del cáncer de piel, que es una de las enfermedades más comunes en la población mundial. En Colombia, la falta de profesionales calificados e instrumental médico dificulta esta tarea. La clasificación automática es un gran desafío debido a la amplia variedad y morfología de las lesiones cutáneas.

El objetivo es utilizar las ventajas de Deep Learning para construir una red neuronal convolucional (CNN) entrenada con bases de datos de código abierto para la clasificación de lesiones cutáneas benignas y malignas.

El desarrollo de un sistema embebido con una cámara genérica y la implementación de la CNN descrita en Python basada en codificación busca alcanzar un nivel de precisión aceptable para establecer un precedente en el desarrollo de una herramienta útil para el diagnóstico de algunos tipos de cáncer y servir como apoyo a los dermatólogos en sus procedimientos.

* + 1. **Metodología:**

Basado en los resultados de búsqueda proporcionados, la metodología utilizada en este estudio para el diseño de una herramienta de clasificación de imágenes de cáncer de piel utilizando redes neuronales profundas (DNN) se puede resumir en los siguientes pasos:

**1. Recopilación de datos:**

- Utilizaron dos bases de datos públicas, ISIC y HAM10000, para obtener imágenes de lesiones cutáneas benignas y malignas.[1]

- Combinaron y organizaron los datos de entrenamiento, validación y prueba.[1]

**Estrategias de aumento de datos (data augmentation):**

Aplicaron técnicas de aumento de datos mediante transformaciones como volteo horizontal y vertical de las imágenes.1

Para mejorar el tamaño y la calidad del conjunto de datos de entrenamiento,

**División del conjunto de datos**:

Dividieron el conjunto de datos combinado de ISIC y HAM10000 en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba.1

La distribución final de los conjuntos se muestra en la Tabla 1 del artículo.1

Tabla

Descripción generada automáticamente

**2. Selección de la arquitectura de red neuronal:**

- Evaluaron diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN)

MobileNet V1

MobileNet V2

VGG19

VGG16

Inception V3

ResNet50

- Seleccionaron MobileNet V1 e Inception V3 como las arquitecturas más adecuadas, considerando su complejidad computacional, uso en el estado del arte y tiempo de entrenamiento.

3. Estrategias de entrenamiento:

- Aplicaron técnicas de transferencia de aprendizaje, congelando capas de las arquitecturas pre-entrenadas.[1]

- Ajustaron hiperparámetros como tasa de aprendizaje, tamaño de lote y número de épocas.[1]

- Utilizaron técnicas de regularización como detención temprana (early stopping) y reducción de la tasa de aprendizaje.[1]

- Emplearon validación cruzada de k-fold para evaluar el desempeño de los modelos.[1]

4. Implementación del sistema embebido:

- Convirtieron los modelos entrenados en formato Keras (.h5) a formato TensorFlow Lite (.tflite) para su despliegue en dispositivos embebidos.[1]

- Implementaron los modelos CNN en un sistema embebido con Raspberry Pi 3 B+ y una cámara genérica.[1]

* + 1. **Resultados:**

el modelo MobileNet V1 alcanzó el mejor rendimiento, con un puntaje F1 del 91.06%, una sensibilidad del 91.98% y una tasa de falsos positivos del 9.65%. Además, se observó que la reducción de la tasa de aprendizaje mejoró la precisión de validación y redujo las pérdidas. Estos resultados sugieren que el aprendizaje por transferencia reduce considerablemente el tiempo requerido para el proceso de entrenamiento y reduce las pérdidas finales para una precisión dada. Este prototipo representa una herramienta útil para dermatólogos y futuras investigaciones en la clasificación de imágenes médicas en sistemas integrados.

Tabla

Descripción generada automáticamente

Versión v1: Entrenamiento del modelo pre-entrenado sin congelar capas.

Versión v2: Entrenamiento del modelo pre-entrenado congelando todas las capas.

Versión v2b: Entrenamiento del modelo pre-entrenado congelando 20 capas.

Versión v3: Agrega generación de datos de imagen, agrega 1 capa oculta de 1024 neuronas, y utiliza técnicas de regularización como detención temprana y checkpoint de modelo.

Tabla

Descripción generada automáticamente

Versión v4: Utiliza validación cruzada de k-fold.

Tabla

Descripción generada automáticamente

Versión v5: Utiliza reducción de la tasa de aprendizaje como técnica de regularización.

Tabla

Descripción generada automáticamente

1. PAPER -> tecnicas (4 papers)
   1. **Diagnosis of skin cancer using machine learning techniques (Diagnóstico del cáncer de piel mediante técnicas de aprendizaje automático) – 2021** 
      1. **Objetivos:**

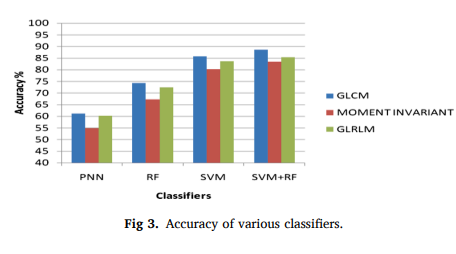
Se enfoca en identificar la enfermedad basándose en imágenes de la piel, utilizando filtros para mejorar la calidad de las imágenes, segmentación para separar las áreas afectadas, extracción de características como textura y color, y finalmente clasificación de las características extraídas utilizando técnicas de aprendizaje automático como SVM, PNN y Random Forest.

El objetivo es lograr una detección precisa y efectiva del cáncer de piel utilizando tecnología informática.

* + 1. **Metodología:** 
       1. Preprocesamiento:  filtro de mediana (eliminar el ruido de las imágenes mientras se conservan los bordes y las características importantes.) para mejorar la calidad de las imágenes, método de segmentación de desplazamiento medio para separar las áreas afectadas de la piel sana.
       2. Extraccion de caracteristicas usando: GLCM, Moment Invariants and GLRLM
       3. Clasificadores usando: PNN, SVM, Random Forest y SVM + RF (Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), Redes Neuronales Probabilísticas (PNN), Bosques Aleatorios (RF) y una combinación de SVM y RF.)
    2. **Resultados:** El mejor clasificador fue SVM+RF usadon un extractor de caracteristas , Moment Invariants

Tabla

Descripción generada automáticamente



Los resultados muestran que el clasificador combinado SVM+RF proporciona mejores resultados que otros clasificadores, con una precisión del 86.12% para la característica GLRLM, 84.63% para la característica Moment Invariant y 89.31% para la característica GLCM.

* 1. **Multiclass skin cancer classification using EfficientNets – a first step towards preventing skin cancer – 2022**
     1. **Objetivos:**

uso de la inteligencia artificial y el aprendizaje profundo para la clasificación de cáncer de piel, con el objetivo de prevenir el cáncer de piel.

Además, se aborda el uso de la inteligencia computacional en el diagnóstico asistido por computadora del cáncer de piel, con el fin de mejorar la precisión y eficiencia en el diagnóstico.

enfoque novedoso para abordar la clasificación multiclase del cáncer de piel utilizando redes neuronales convolucionales (CNN) e implementando el modelo EﬃcientNets B0-B7.

* + 1. **Metodología:**

Base de datos: Conjunto de datos HAM10000, compuesta de 10015 imágenes dermatoscópicas

EfficientNet-b0 es una red neuronal convolucional que está entrenada con más de un millón de imágenes de la base de datos de ImageNet [1]. Esta red puede clasificar imágenes en 1000 categorías de objetos (por ejemplo, teclado, ratón, lápiz y muchos animales).

* Preprocesamiento (redimensionadas según la variante EfficientNet [24,39])

eliminar pelos de las imágenes, aumentar el conjunto de datos y redimensionar las imágenes según los requisitos de cada modelo

* Utilización de la arquitectura del modelo EﬃcientNet, modificación en las arquitecturas de los modelos y el proceso de transferencia de aprendizaje,

(escalando la red de referencia (EfficientNet B0 hasta EfficientNet-b7) donde se diferencia en aumento gradual en el nivel de escala(más profundo, más ancho y tiene una resolución de entrada de imagen), Complejidad y capacidad de aprendizaje(apture y aprenda patrones más complejos en los datos, lo que podría resultar en un mejor rendimiento en tareas), Recursos computacionales(mas memoria, tiempo de entrenamiento)

* Evaluación del rendimiento de los modelos utilizando métricas como Precisión, Recall, Exactitud, Puntuación F1 y Matrices de Confusión.
  + 1. **Resultados:**

Tabla

Descripción generada automáticamente

El mejor modelo, EﬃcientNet B4, logró una Puntuación F1 del 87% y una Exactitud del 87.91%.  Además, se comparó el rendimiento de este modelo con otros estudios que utilizaron el mismo conjunto de datos HAM10000, demostrando que el método propuesto superó a otros métodos de clasificación de cáncer de piel.

Se observó que la complejidad del modelo no siempre implica un mejor rendimiento de clasificación.

* modelos de complejidad intermedia, como EﬃcientNet B4 y B5, mostraron el mejor rendimiento

algunas clases de cáncer de piel mostraron un mejor rendimiento de generalización que otras, lo que sugiere la posibilidad de mejorar los modelos con un ajuste fino para cada tipo de malignidad.

Tabla

Descripción generada automáticamente

* 1. **Skin cancer classification using explainable artificial intelligence on pre-extracted image features – 2023**
     1. **Objetivos:**

utilizar inteligencia artificial explicativa para clasificar el cáncer de piel utilizando características extraídas de imágenes preprocesadas.

mejorar la precisión y comprensibilidad de los modelos de aprendizaje automático en la clasificación de lesiones cutáneas, centrándose en la detección de melanoma y no melanoma. Además, el artículo busca resaltar la importancia de la inteligencia artificial explicativa en el análisis médico y la toma de decisiones clínicas.

* + 1. **Metodología:**
* Base de datos: Conjunto de datos PH2(recopilación de datos en el departamento de dermatología del Hospital Pedro Hispano)
* Preprocesamiento de la base de datos
* Clasificacion según caracteristicas de las imágenes preprocesada
* Se utilizaron algoritmos clásicos de aprendizaje automático Modelo ML: Entrenamiento del modelo aciendo uso de XGBoost, decision tree, random forest y KNN

\* se evaluó el rendimiento del modelo utilizando curvas ROC y la máquina de refuerzo explicativo (EBM - Explanatory Boosting Machine) para la predicción del AUC.

Las curvas ROC y la máquina de refuerzo explicativo (EBM) se utilizaron para evaluar el rendimiento del modelo. Las curvas ROC muestran la relación entre la tasa de verdaderos positivos y la tasa de falsos positivos, lo que indica la capacidad del modelo para diferenciar entre clases positivas y negativas. Por otro lado, la máquina de refuerzo explicativo (EBM) se utilizó para evaluar la precisión de las predicciones y su capacidad de explicar los resultados del modelo. Los resultados mostraron que el modelo logró un AUC del 76% y una precisión total, sensibilidad y especificidad de 0.65, 0.74 y 0.65, respectivamente. Estos indicadores son importantes para comprender la efectividad del modelo en la clasificación de las clases de interés.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

* + 1. **Resultados:**

el modelo de aprendizaje automático (ML) utilizado para clasificar el cáncer de piel alcanzó una precisión del 94% tanto para XG-boost como para el árbol de decisión

Se afirma que la asimetría y la red de pigmentos son características cruciales en la evaluación de si una lesión cutánea es maligna o benigna.

El estudio demostró que el uso de características preprocesadas mejora la efectividad, precisión y comprensibilidad de los modelos de ML en tareas de clasificación de imágenes, incluida la clasificación del cáncer de piel

Gráfico, Gráfico de barras

Descripción generada automáticamente

* 1. An improved transformer network for skin cancer classification – 2022
     1. **Objetivos:** proponer y validar un enfoque mejorado para la clasificación del cáncer de piel utilizando una red de transformadores de visión (VIT)

Demostrar la eficacia de este enfoque mejorado mediante la verificación de su rendimiento en dos conjuntos de datos de clasificación de cáncer de piel.

En lugar de utilizar arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN), que han sido dominantes en la visión por computadora durante años, los VIT tratan las imágenes como secuencias de píxeles y las procesan utilizando mecanismos de atención similares a los utilizados en los modelos de lenguaje.

* + 1. **Metodología:**

Base de datos:

* conjunto de datos clínicos recopilados a través de dermatoscopia de pacientes hospitalarios.
* conjunto de datos HAM10000,
* Adquisición de imágenes de cáncer de piel dermoscópicas.
* Normalización de datos, aumento y muestreo equilibrado de datos para abordar el problema de datos insuficientes y desequilibrio de datos.
* Extracción de características utilizando un transformador de visión multi-escala.
* Aprendizaje contrastivo que hace que los datos similares de cáncer de piel se codifiquen de manera similar para que los resultados de codificación de diferentes datos sean lo más diferentes posible.
* Validación de resultados.
  + 1. **Resultados:**
* HAM10000, el modelo VIT propuesto logra un AUC de 0.987, una precisión de 0.941 y una exactitud de 0.943
* conjunto de datos clínicos recopilados, el modelo VIT logra una precisión de 0.942, una exactitud de 0.941 y un puntaje F1 de 0.941.
* Supera a otros modelos de redes neuronales convolucionales tradicionales en términos de precisión y exactitud.

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación

Descripción generada automáticamente

Los modelos mencionados en el documento son MobileNetV2, ResNet50, InceptionV2, Soft attention network, Ensembles of multi-resolution EfficientNets, Single model deep learning, Data augmentation for skin classification, Two path CNN model, Deep CNN (Baseline), y el modelo VIT propuesto. Estos modelos son comparados en términos de precisión, exactitud, y puntuación f1 en la clasificación de cáncer de piel en el estudio.

Page

7