UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO
CARRERA DE BIOMEDICINA

DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA VALORACIÓN DE CÉLULAS CANCERÍGENAS EN IMÁGENES DE ROSTRO CON LENTIGO MALIGNO

Trabajo de titulación previo a la obtención del
Título de Ingeniero Biomédico

AUTOR: MARLON ALEJANDRO MOLINA CENTENO

TUTOR: LUIS GEOVANNY ROMERO MEJÍA

Quito-Ecuador

2025

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Marlon Alejandro Molina Centeno con documento de identificación N° 1753460821 manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 13 de febrero de 2025

Atentamente,

Marlon Alejandro Molina Centeno
1753460821

CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

Yo, Marlon Alejandro Molina Centeno con documento de identificación No.1753460821, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Proyecto Técnico: "Desarrollo de un modelo de Inteligencia Artificial para la valoración de células cancerígenas en imágenes de rostro con Lentigo Maligno", el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Biomédico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 13 de febrero de 2025

Atentamente,

Marlon Alejandro Molina Centeno

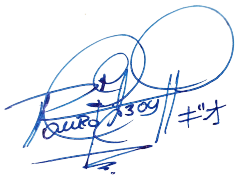
1753460821

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Luis Geovanny Romero Mejía con documento de identificación N° 1714731203, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA VALORACIÓN DE CÉLULAS CANCERÍGENAS EN IMÁGENES DE ROSTRO CON LENTIGO MALIGNO, realizado por Marlon Alejandro Molina Centeno con documento de identificación N° 1753460821, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 13 de febrero de 2025

Atentamente,



Luis Geovanny Romero Mejía

1714731203

Lema

No es la más fuerte de las especies la que sobrevive, tampoco es la más inteligente la que sobrevive. Es aquella que se adapta mejor al cambio.

Charles Darwin

Resumen

Este trabajo se centró en el desarrollo de un modelo de inteligencia artificial para clasificar cáncer de piel en el rostro, abordando específicamente el diagnóstico de Lentigo Maligno (LM), Lentigo Maligno Melanoma (LMM), Lentigo Solar (SL) y Piel Sana (PS). Para lograrlo, se utilizó un enfoque basado en redes neuronales convolucionales, integrando características visuales avanzadas con una interfaz web para facilitar su aplicación práctica.

La primera etapa del proyecto consistió en la recopilación y preparación de datos a partir de repositorios confiables como ISIC y Kaggle. Esto permitió asegurar una representación adecuada de las cuatro categorías estudiadas. Las imágenes se procesaron mediante técnicas avanzadas, como el redimensionamiento, la generación de máscaras basadas en patrones texturales (Local Binary Pattern) y luminosidad (canal L del espacio LAB), así como la aumentación de datos, con el fin de incrementar la diversidad del conjunto de entrenamiento y equilibrar las clases. Estas acciones garantizaron una base sólida para la evaluación del modelo.

El modelo desarrollado se construyó sobre DenseNet121, una arquitectura preentrenada en ImageNet, adaptada con componentes personalizados para manejar tanto las imágenes originales como las máscaras generadas. Durante el entrenamiento, se implementaron técnicas como fine-tuning, pérdida focal con ajuste de pesos por clase y aumentación mediante Mixup para mejorar la capacidad de generalización del modelo. Los resultados obtenidos en el conjunto de prueba reflejaron un desempeño sólido, con una precisión global del 86.47 %, un AUC promedio de 0.96 y métricas específicas por clase que destacaron su eficacia en la clasificación de las diferentes categorías.

Para interpretar las decisiones del modelo, se empleó Grad-CAM, una técnica que genera mapas de calor para identificar las regiones más relevantes de las imágenes analizadas. Estos análisis no solo validaron el funcionamiento del modelo en un conjunto de demostración independiente, sino también en imágenes externas cargadas por los usuarios, demostrando su capacidad de generalización y su utilidad en escenarios prácticos.

Además, el modelo se integró en una aplicación web desarrollada con Flask, permitiendo realizar predicciones en tiempo real. Esta interfaz ofrece a los usuarios la posibilidad de cargar imágenes, obtener resultados detallados con la clase predicha y su probabilidad, y visualizar mapas de calor generados por Grad-CAM que explican las decisiones del modelo. La implementación web no solo refuerza la accesibilidad del sistema, sino que también resalta su potencial como herramienta de apoyo clínico.

En conclusión, este proyecto demostró la viabilidad del modelo como un complemento en

el diagnóstico del cáncer de piel, ofreciendo resultados confiables y herramientas de interpretación visual. Asimismo, se identificaron oportunidades para futuras mejoras, como la integración de datos clínicos adicionales y la optimización para su uso en dispositivos más avanzados, ampliando su alcance y efectividad en entornos reales.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Redes Neuronales Convolucionales, DenseNet121, Grad-CAM, Cáncer de Piel, Clasificación de Imágenes Médicas, Lentigo Maligno, Lentigo Solar, Lentigo Maligno Melanoma, Diagnóstico Asistido por Computadora.

Abstract

This work focused on the development of an artificial intelligence model to classify facial skin cancer, specifically addressing the diagnosis of Lentigo Maligna (LM), Lentigo Maligna Melanoma (LMM), Solar Lentigo (SL) and Piel Sana (PS). To achieve this, an approach based on convolutional neural networks was used, integrating advanced visual features with a web interface to facilitate its practical application.

The initial phase of the project involved the collection and preparation of data from reliable repositories such as ISIC and Kaggle, ensuring adequate representation of the four studied categories. The images were processed using advanced techniques, including resizing, mask generation based on textural patterns (Local Binary Pattern) and luminosity (L channel of the LAB color space), and data augmentation to enhance the diversity and balance of the training set. These steps established a robust foundation for model evaluation.

The proposed model was built on DenseNet121, a pre-trained architecture on ImageNet, and adapted with custom components to process both original images and generated masks. During training, techniques such as fine-tuning, focal loss with per-class weight adjustment, and augmentation using Mixup were implemented to improve the model's generalization capability. The results obtained on the test set demonstrated robust performance, achieving an overall accuracy of 86.47 %, an average AUC of 0.96, and strong class-specific metrics, highlighting its effectiveness in categorizing the different classes.

To interpret the model's decisions, Grad-CAM, a technique that generates heat maps to identify the most relevant regions of analyzed images, was utilized. These analyses validated the model's performance on an independent demonstration set and on external user-uploaded images, showcasing its generalizability and practical utility.

Additionally, the model was integrated into a web application developed with Flask, enabling real-time predictions. This interface allows users to upload images, obtain detailed results with the predicted class and probability, and visualize Grad-CAM-generated heat maps explaining the model's decisions. The web implementation not only enhances system accessibility but also underscores its potential as a clinical support tool.

In conclusion, this project demonstrated the feasibility of the model as an adjunct for skin cancer diagnosis, offering reliable results and visual interpretation tools. It also identified opportunities for future enhancements, such as the integration of additional clinical data and optimization for deployment on advanced devices, thereby extending its reach and effectiveness in real-world scenarios.

Keywords: Artificial Intelligence, Convolutional Neural Networks, DenseNet121, Grad-CAM, Skin Cancer, Medical Image Classification, Malignant Lentigo, Solar Lentigo, Lentigo Malignant Melanoma, Computer-Aided Diagnosis.

Contenido

Resumen x

1. Introducción 1

2. Objetivos 4
2.1. Objetivo General . . . 4
2.2. Objetivos Específicos . . . 4

3. Marco Teórico 5
3.1. Introduccion al Cáncer . . . 5
3.1.1. Definición y naturaleza del cáncer . . . 5
3.1.2. Clasificación del cancér . . . 6
3.2. Cáncer de piel . . . 7
3.2.1. Epidemiología del cáncer de piel . . . 7
3.2.2. Tipos de cáncer de piel . . . 8
3.2.3. Lentigo Solar . . . 9
3.3. Lentigo Maligno . . . 10
3.3.1. Caracteísticas clínicas . . . 10
3.3.2. Comparación visual de condiciones dermatológicas . . . 11
3.3.3. Diagnóstico . . . 12
3.3.4. Desafíos en detección manual . . . 12
3.3.5. Necesidad de un enfoque automatizado . . . 12
3.4. Inteligencia Artificial en Medicina . . . 12
3.4.1. Definición y objetivo de la IA . . . 12
3.4.2. Aplicaciones de la IA en el diagnóstico médico . . . 13
3.4.3. Preprocesamiento de Imágenes en Modelos de IA . . . 14
3.5. Redes neuronales y redes neuronales convolucionales (CNN) . . . 15
3.5.1. Introducción redes neuronales . . . 15
3.5.2. Evolución hacia redes neuronales convolucionales (CNN) . . . 16
3.5.3. Componentes principales . . . 17
3.5.4. Arquitecturas CNN . . . 17
3.6. Aplicaciones de CNN en la detección de cáncer de piel . . . 19
3.6.1. Importancia de CNN en la detección temprana . . . 19
3.6.2. Fuentes de Datos para Entrenamiento . . . 19

3.6.3. Ejemplos de implementación en Dermatología 21
3.7. Modelo de Inteligencia Artificial 21
3.7.1. Diseño del modelo 21
3.7.2. Entrenamiento del modelo 22
3.7.3. Métricas de evaluación 23
3.7.4. Interpretabilidad del Modelo con Grad-CAM 25
3.7.5. Herramientas de desarrollo 26
3.8. Desafios y potencial futuro de la IA en diagnóstico de piel 28
3.8.1. Limitaciones actuales 28
3.8.2. Perspectivas Futuras 29

4. Metodología y desarrollo del proyecto 30
4.1. Descripción general del desarrollo 30
4.1.1. Desarrollo del modelo de inteligencia artificial 30
4.1.2. Implementación de la página web 38

5. Resultados y Discusión 41
5.1. Entrenamiento y Validación del Modelo 41
5.1.1. Evolución de la Pérdida y Precisión 41
5.2. Métricas de Clasificación 42
5.2.1. Reporte de Clasificación 42
5.2.2. Matriz de Confusión 43
5.3. Curvas ROC y AUC 44
5.4. Resultados con el Conjunto de Demostración 46
5.4.1. Evaluación con Imágenes Externas 47
5.4.2. Evaluación a través de la Página Web 47
5.4.3. Discusión de los Resultados 49

6. Conclusiones y Recomendaciones 52
6.1. Conclusiones 52
6.2. Recomendaciones 53

A. Anexo: Resultados del Conjunto de Demostración 54
A.1. Piel Sana (PS) 54
A.2. Lentigo Solar (SL) 55
A.3. Lentigo Maligno (LM) 56
A.4. Lentigo Maligno Melanoma (LMM) 57

B. Anexo: Capturas de la Página Web 59

Bibliografía 61

Lista de símbolos

Abreviaturas

Abreviatura	**Término**
LM	Lentigo Maligno
SL	Lentigo Solar
LMM	Lentigo Maligno Melanoma
PS	Piel Sana
AI	Inteligencia Artificial
ML	Machine Learning (Aprendizaje Automático)
$AUC - ROC$	Área Bajo la Curva ROC, usada como métrica de evaluación.
TP	Verdaderos positivos
TN	Verdaderos negativos
FP	Falsos positivos
FN	Falsos negativos
$Colab$	Plataforma de desarrollo de Google basada en la nube
TPU	Unidad de Procesamiento Tensorial

1. Introducción

El cáncer de piel es uno de los tipos de cáncer más comunes a nivel mundial y representa un desafío significativo para la salud pública debido a su alta incidencia y a las posibles consecuencias fatales. En 2020, se reportaron cerca de 19.3 millones de nuevos casos de cáncer en general, de los cuales una proporción considerable corresponde al cáncer de piel [3]. Entre sus variantes, el melanoma destaca por ser el más agresivo y mortal. Este tipo de cáncer se origina en los melanocitos, las células encargadas de producir melanina, el pigmento que da color a la piel. Aunque solo representa aproximadamente el 3 % de todos los cánceres de piel, es responsable de alrededor del 65 % de las muertes asociadas a este tipo de cáncer debido a su alta capacidad para formar metástasis [3]. No obstante, detectar el melanoma en etapas iniciales puede mejorar considerablemente las tasas de supervivencia: si el diagnóstico se realiza cuando la enfermedad está limitada a las capas más superficiales de la piel, la probabilidad de supervivencia a cinco años supera el 90 % [3, 5].

La detección temprana del cáncer de piel, especialmente del melanoma, es crucial para reducir la mortalidad y mejorar el pronóstico de los pacientes. En ciudades como Quito, Ecuador, donde la exposición solar es intensa y constante debido a la altitud y la ubicación geográfica, la incidencia de cáncer de piel ha mostrado un aumento considerable. Para el periodo de 2013 a 2017, la tasa de incidencia del melanoma en Quito fue de 4.7 casos por cada 100,000 hombres y de 4.1 por cada 100,000 mujeres, lo que resalta la importancia de implementar estrategias de diagnóstico y prevención específicas para esta región [5]. Estas estadísticas evidencian la necesidad de explorar herramientas innovadoras que complementen los métodos actuales. Aunque técnicas tradicionales de diagnóstico, como la dermatoscopía y la microscopía confocal, son herramientas esenciales para evaluar lesiones sospechosas, su efectividad depende en gran medida de la experiencia del dermatólogo, introduciendo subjetividad en el proceso y limitando su precisión en poblaciones con menor acceso a cuidados especializados [3, 28].

En los últimos años, el uso de inteligencia artificial (IA) ha revolucionado diversos campos, incluyendo la medicina y el análisis de imágenes. Las redes neuronales convolucionales (CNN), una clase de modelos de aprendizaje profundo, han mostrado un gran potencial para automatizar y mejorar el diagnóstico de enfermedades cutáneas, logrando detectar patrones complejos y jerárquicos en imágenes dermatoscópicas que pueden pasar desapercibidos para el ojo humano. La CNN permite la extracción automática de características a partir de imágenes, identificando estructuras y anomalías sutiles que ayudan a distinguir entre lesio-

nes benignas y malignas con alta precisión. Estudios recientes han demostrado que modelos de CNN alcanzan una precisión diagnóstica superior al 90 %, en algunos casos superando la capacidad de dermatólogos experimentados en la clasificación de imágenes de melanoma. Estas tecnologías no buscan reemplazar a los métodos tradicionales, sino complementarlos, haciendo más accesible la detección temprana y reduciendo la dependencia de la experiencia clínica individual [25].

Dentro del espectro de melanomas, el lentigo maligno es una variante de melanoma inicial(in situ), que se presenta principalmente en áreas de la piel que han estado expuestas al sol durante largos periodos, como el rostro y el cuello, afectando especialmente a personas mayores, en particular a aquellas de más de 75 años. A pesar de ser un tipo de melanoma en etapa temprana que avanza de forma lenta y puede mantenerse sin cambios durante años, el lentigo maligno se clasifica como un diagnóstico de riesgo. Esto se debe a que entre el 30 % y el 50 % de los casos pueden evolucionar hacia lentigo maligno melanoma, una variante invasiva que presenta un mayor peligro de propagación y mortalidad. Esta transición puede ocurrir en periodos que van desde décadas hasta unos pocos años, dependiendo de diversos factores como la genética y la exposición continua a la radiación UV. La detección temprana del lentigo maligno es fundamental, ya que permite intervenir antes de que se vuelva invasivo, mejorando así significativamente el pronóstico del paciente [25, 29].

En este contexto, surge la necesidad de herramientas de diagnóstico más precisas y accesibles para complementar la detección del lentigo maligno y otras formas de melanoma. Este proyecto se centra en el desarrollo de un modelo de inteligencia artificial basado en redes neuronales convolucionales, utilizando DenseNet121, una arquitectura avanzada que optimiza el flujo de información entre capas y permite extraer características relevantes de imágenes dermatológicas. Gracias a su diseño eficiente y a técnicas de preprocesamiento como el ajuste de exposición y el escalado de imágenes, DenseNet121 ha demostrado un rendimiento sobresaliente en la clasificación de lesiones cutáneas, alcanzando una precisión del 97.5 % en un conjunto de datos equilibrado. Este modelo tiene el potencial de complementar los métodos convencionales de diagnóstico, al ofrecer análisis consistentes y detallados que apoyen las decisiones clínicas de los especialistas. Además, su implementación en sistemas automatizados facilitaría su uso en entornos con acceso limitado a recursos médicos, contribuyendo así a disminuir la mortalidad asociada al cáncer de piel [27].

El desarrollo de modelos basados en inteligencia artificial, como el propuesto en este proyecto, representa una herramienta valiosa y complementaria para la medicina moderna, al reforzar los diagnósticos tempranos y de alta precisión en el ámbito del cáncer de piel. DenseNet121, con su diseño profundo y eficiente, destaca por reducir los falsos positivos y negativos, lo que aumenta la confiabilidad del diagnóstico. Estas herramientas no buscan reemplazar la experiencia de los profesionales de la salud, sino complementarla, aportando información adicional que permita tomar decisiones más acertadas. Además, su integración en dispositivos

clínicos o aplicaciones móviles amplía su accesibilidad, beneficiando a un mayor número de pacientes, incluso en áreas remotas. En última instancia, esta tecnología podría transformar el enfoque hacia la prevención y tratamiento del lentigo maligno melanoma, reforzando los métodos tradicionales con soluciones efectivas y accesibles [27].

2. Objetivos

2.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo de inteligencia artificial que permita la valoración de células cancerígenas especializado en detección de lentigo maligno mediante la utilización de redes neuronales convolucionales.

2.2. Objetivos Específicos

- Recopilar y preparar un conjunto de datos amplio y variado de imágenes con células cancerígenas y sanas.
- Desarrollar un algoritmo de procesamiento de imágenes que destaque las características relevantes para la detección de células cancerígenas relacionadas con el lentigo maligno.
- Implementar y entrenar un modelo de aprendizaje profundo para la clasificación de células sanas y cancerígenas en imágenes de rostro relacionadas con el lentigo maligno.
- Validar la precisión y la robustez del modelo utilizando métricas estándar de rendimiento, como la exactitud, sensibilidad y precisión.
- Analizar e interpretar los resultados obtenidos por el modelo de inteligencia artificial para optimizar su desempeño y proponer recomendaciones para futuros ajustes en la detección de lentigo maligno.

3. Marco Teórico

3.1. Introduccion al Cáncer

3.1.1. Definición y naturaleza del cáncer

El cáncer es una enfermedad compleja y letal caracterizada por la capacidad de ciertas células de adquirir propiedades malignas, como la resistencia a tratamientos y la capacidad de metástasis. A través de una serie de mutaciones y cambios epigenéticos, las células cancerosas adquieren características como el crecimiento descontrolado, la evasión de la apoptosis y, en algunos casos, una capacidad de autorrenovación similar a las células madre. Estas características reflejan la complejidad de la enfermedad y los desafíos en su tratamiento debido a la dificultad de revertir el estado canceroso [51].

A medida que el cáncer avanza, las células no solo proliferan de manera descontrolada, sino que también experimentan cambios genéticos y fenotípicos que contribuyen al desarrollo de un tumor (Fig. 3-1). En etapas más avanzadas, el entorno tumoral se transforma en un "microambiente pre-metastásico"que facilita la invasión de la matriz extracelular y la diseminación por el torrente sanguíneo, permitiendo la metástasis. Este microambiente y los cambios epigenéticos, la metilación del ADN y la modificación de histonas, juegan un papel clave en la propagación de las células malignas [20].

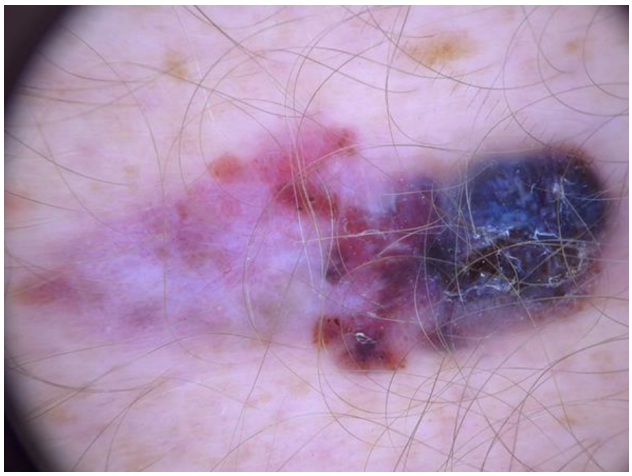


Fig. 3-1. Ejemplo de cancer de piel (Melanoma) [23].

Uno de los mecanismos centrales en la progresión del cáncer es la transición epitelial-mesénquima (EMT), la cual permite que las células epiteliales adquieran características de células mesenquimales, lo que les confiere una mayor capacidad migratoria y resistencia a la apoptosis. Además, la EMT está estrechamente ligada a la presencia de células madre cancerosas (CSCs), que impulsan tanto la metástasis como la resistencia a tratamientos convencionales, complicando el tratamiento efectivo del cáncer[20].

Más allá de ser una proliferación descontrolada, el cáncer también puede considerarse un cambio en el destino celular a nivel genómico. Este cambio en el destino celular es resultado de perturbaciones genéticas y epigenéticas que reorganizan la expresión génica global. En este contexto, el concepto de "punto crítico"(CP) resulta fundamental, pues actúa como un organizador del destino celular. Cuando el genoma alcanza un estado "supercrítico", las células pueden entrar en fases de transición que las orientan hacia estados malignos [46].

Comprender estos mecanismos subyacentes y los factores externos que contribuyen a la estabilidad y transformación de los estados celulares malignos es crucial para desarrollar tratamientos que puedan interrumpir este proceso y ofrecer soluciones efectivas frente a la progresión tumoral [46].

3.1.2. Clasificación del cancér

El cáncer se clasifica en distintos tipos según el tejido u órgano en el que se origina, como se muestra en la Fig. 3-2. Las principales categorías incluyen:

- **Carcinoma:** Este tipo de cáncer se desarrolla en la piel o en los revestimientos de órganos internos, como pulmones, hígado o riñones. Incluye los cánceres comunes como el de mama, pulmón, colon y próstata [1].

- **Sarcoma:** Surge en los tejidos conectivos, como huesos, cartílagos o músculos. Aunque es menos común, tiende a ser agresivo y se trata con cirugía, radioterapia o quimioterapia [1].

- **Leucemia:** Es un cáncer de la sangre y la médula ósea, afectando a los glóbulos blancos. Es frecuente en niños, pero también afecta a adultos.

- **Linfoma:** Originado en el sistema linfático, incluye dos tipos principales: linfoma de Hodgkin, más tratable, y linfoma no Hodgkin, que puede ser más agresivo [1].

- **Mieloma:** Cáncer de las células plasmáticas que se produce en la médula ósea, asociado a dolor óseo y anemia. Se trata con quimioterapia, radiación y trasplante de células madre [1].

- **Melanoma:** Este tipo de cáncer se origina en los melanocitos, células responsables de la producción de pigmento en la piel, membranas mucosas y ojos. Se clasifica en varios subtipos según el tejido de origen y características moleculares, lo cual es crucial para su diagnóstico y tratamiento [44].

(a) Carcinoma basal (b) Sarcoma de Kaposi (c) Leucemia cutánea (d) Linfoma cutáneo (e) Melanoma in situ

Fig. 3-2. Ejemplos de tipos de cáncer según su origen [6].

3.2. Cáncer de piel

3.2.1. Epidemiología del cáncer de piel

La incidencia de cáncer de piel, tanto melanoma como no melanoma, ha ido en aumento durante las últimas décadas debido a una combinación de factores ambientales, biológicos y cambios en los hábitos de la población. Entre las principales causas se encuentra la radiación ultravioleta (UV), el principal desencadenante de estos tipos de cáncer, que incluye carcinoma de células basales, carcinoma de células escamosas y melanoma. Este incremento también está relacionado con la mayor exposición al sol, impulsada por actividades recreativas al aire libre, cambios en los estándares de belleza asociados al bronceado, y el uso extendido de camas de bronceado. Además, el envejecimiento de la población contribuye al aumento, ya que el riesgo de cáncer de piel se acumula con el tiempo debido a la exposición prolongada a la radiación UV. Estos factores generan daño en el ADN de las células de la piel, provocando mutaciones y estrés oxidativo, lo que incrementa significativamente la probabilidad de desarrollar cáncer de piel [52].

El impacto de la radiación UV en diferentes tipos de piel muestra que las poblaciones de ascendencia europea son particularmente susceptibles a desarrollar melanoma maligno cutáneo (CMM). Esto se atribuye a la mayor cantidad de cabello androgénico y la mayor susceptibilidad de estas poblaciones a infecciones por el virus del papiloma humano (HPV), factores que, junto con el envejecimiento y la pérdida de cabello androgénico en mujeres posmenopáusicas, contribuyen a un aumento en la incidencia de CMM a lo largo de la vida. En comparación, personas de piel más oscura tienen menores tasas de incidencia debido a una mayor protección natural contra la radiación UV, aunque variaciones genéticas y factores hormonales pueden modificar el riesgo en ciertos grupos [13].

Además, la disminución de la capa de ozono y factores ambientales como la exposición a compuestos de arsénico e hidrocarburos aromáticos policíclicos (PAH) se relacionan con el aumento del cáncer de piel, ya que estas sustancias pueden dañar el ADN directamente o inducir estrés oxidativo. También se ha observado que el envejecimiento de la piel reduce la capacidad de señalización del factor de crecimiento tipo insulina (IGF-1), lo cual aumenta la susceptibilidad al daño por UV en las personas mayores. Terapias de restauración de esta señalización y el uso de compuestos como el ácido hipocloroso se están explorando como estrategias para prevenir el avance tumoral [52].

En conclusión, el desarrollo de cáncer de piel es un proceso complejo donde convergen factores hormonales, infecciosos, genéticos y ambientales, exacerbados por la exposición a la radiación UV. Las investigaciones recientes apuntan a enfoques preventivos y terapéuticos que incluyen la regulación del estrés oxidativo y el manejo de infecciones y condiciones hormonales para mitigar el riesgo de cáncer cutáneo [13, 52].

3.2.2. Tipos de cáncer de piel

Se clasifica principalmente en tres tipos: carcinoma de células basales (BCC), carcinoma de células escamosas (SCC) y melanoma. Cada tipo tiene características únicas, formas de manifestarse y niveles de riesgo. El BCC, que representa la mayoría de los casos, suele presentarse como una protuberancia perlada en zonas expuestas al sol y rara vez se disemina, aunque puede causar daño local. Por su parte, el SCC aparece como áreas rojas y escamosas que pueden ulcerarse, y tiene mayor probabilidad de progresar a un tumor de gran tamaño si no se trata a tiempo. El melanoma es el tipo más agresivo y peligroso, caracterizado por lesiones pigmentadas que pueden cambiar de tamaño, forma y color, y tiene una alta capacidad de diseminación [19, 40].

El diagnóstico temprano es fundamental para el manejo efectivo de estos tipos de cáncer. Se inicia con una inspección visual, complementada con biopsias para obtener muestras de las áreas afectadas y analizar la presencia de células anormales. Las biopsias excisionales, por ejemplo, permiten remover todo el tumor, mientras que otras técnicas, como la de punción, obtienen muestras más pequeñas. Los estudios de imagen, como las tomografías computarizadas y resonancias magnéticas, son útiles para evaluar si el cáncer se ha diseminado a otras partes del cuerpo en etapas avanzadas [19, 40].

La prevención es clave para reducir la incidencia de cáncer de piel, y se centra en minimizar la exposición a la radiación ultravioleta (UV). Las recomendaciones incluyen el uso de protector solar de amplio espectro con un factor de protección solar (SPF) de al menos 30, el uso de ropa protectora, y evitar la exposición directa al sol en horas de mayor radiación. Estas medidas son particularmente efectivas cuando el índice UV es de 3 o más, ayudando a prevenir daños en la piel que puedan desencadenar el desarrollo de cáncer [19, 40].

El tratamiento varía según el tipo de cáncer y su estadio. Para el BCC y SCC, se utilizan procedimientos como la cirugía de Mohs, que elimina el tumor capa por capa, garantizando que no queden células cancerosas. Otras opciones incluyen la criocirugía, que destruye las células cancerosas mediante congelación, y la cirugía excisional, que elimina el tumor y parte de la piel circundante. Para casos más avanzados, se consideran tratamientos sistémicos como la quimioterapia, la radioterapia y las terapias inmunológicas, que potencian la capacidad del sistema inmunológico para atacar las células cancerosas [19, 40].

Cada tipo de cáncer de piel presenta diferentes niveles de riesgo y pronóstico, lo que hace que la detección temprana y el tratamiento oportuno sean fundamentales para mejorar los resultados de salud. La complejidad de estos cánceres radica en sus características distintivas y sus respuestas variables a los tratamientos, destacando la necesidad de estrategias preventivas sólidas y de un manejo multidisciplinario para ofrecer opciones de tratamiento personalizadas a cada paciente [19, 40].

3.2.3. Lentigo Solar

El lentigo solar es una condición cutánea pigmentaria común en personas mayores, especialmente en aquellas con piel clara, y se origina debido a la exposición crónica a la radiación ultravioleta (UV). Se presenta como manchas marrones bien definidas en zonas de la piel que están expuestas al sol, como el rostro y las manos. Las lesiones, que tienen un tamaño entre 1 y 5 mm, suelen estar delimitadas por márgenes claros y rodeadas de piel normal [21, 38].

La patogénesis del lentigo solar está relacionada con factores como la exposición prolongada al sol, la senescencia celular y el aumento en la producción de melanina. El diagnóstico de esta condición se basa principalmente en análisis histopatológicos, que revelan una epidermis aplanada con melanosis basal o hiperplasia epidérmica. También se ha identificado la inflamación como un factor clave en su desarrollo, destacándose la sobreexpresión de genes asociados a la respuesta inflamatoria, como CXCR3, implicados en la respuesta al estrés oxidativo provocado por la radiación UV [21].

Aunque es una lesión benigna, el lentigo solar puede confundirse con condiciones malignas como el melanoma, lo que hace necesario un diagnóstico diferencial preciso [49]. En la medicina moderna, los tratamientos para el lentigo solar incluyen el uso de láseres específicos para la melanina y aplicaciones tópicas, dirigidos a eliminar las manchas [38].

La Fig. 3-3 muestra un ejemplo de lentigo solar, resaltado con un círculo púrpura y una flecha la zona donde se puede identificar la lesión cutánea. La lesión se caracteriza por bordes definidos y un color uniforme, típicos de este tipo de afección.

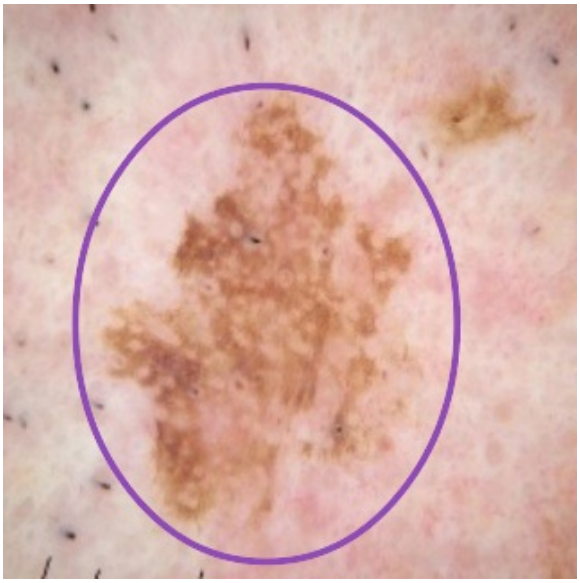
Fig. 3-3. Ejemplo de Lentigo Solar. Imagen modificada [18].

3.3. Lentigo Maligno

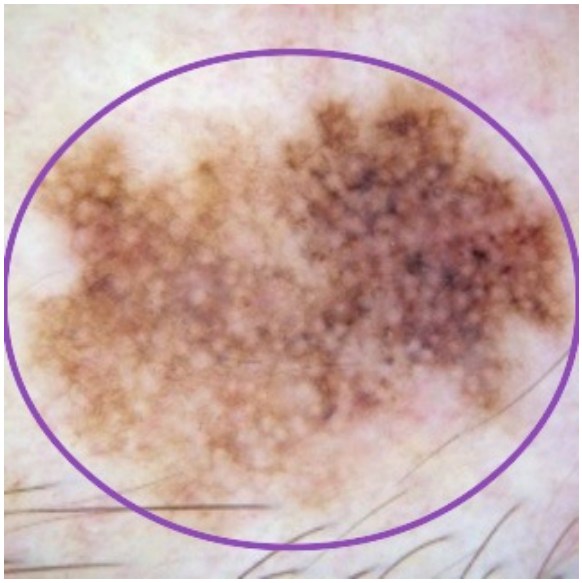
3.3.1. Caracteísticas clínicas

El lentigo maligno (LM) es una forma de melanoma que aparece en las capas más superficiales de la piel, afectando principalmente las áreas que han estado expuestas al sol por períodos prolongados. Este tipo de melanoma representa entre el 4 % y el 15 % de todos los melanomas y se observa con mayor frecuencia en personas de edad avanzada. El LM tiene un crecimiento lento en su fase inicial antes de volverse invasivo, lo que da lugar a una forma más agresiva conocida como lentigo maligno melanoma (LMM). A pesar de este crecimiento lento, su detección y tratamiento temprano son cruciales, ya que, en sus fases avanzadas, el pronóstico es similar al de otros melanomas más agresivos [47].

La Fig. 3-4 presenta ejemplos representativos de lesiones cutáneas malignas: Lentigo Maligno y Lentigo Maligno Melanoma, respectivamente. En la Figura 3-4a, se observa un Lentigo Maligno con bordes irregulares y una distribución pigmentaria heterogénea, características típicas de esta lesión premaligna. Por otro lado, la Figura 3-4b ilustra un Lentigo Maligno Melanoma, que se distingue por una mayor asimetría, variación de tonalidades y patrones pigmentarios más irregulares, propios de una evolución maligna. Ambas imágenes han sido modificadas para resaltar las lesiones mediante círculos morados, estas se obtuvieron de la base de datos ISIC [16, 17].



(a) Ejemplo de Lentigo Maligno.



(b) Ejemplo de Lentigo Maligno Melanoma.

Fig. 3-4. Ejemplos de Lentigo Maligno y Lentigo Maligno Melanoma. Imágenes modificadas [16, 17].

3.3.2. Comparación visual de condiciones dermatológicas

Para distinguir entre las diferentes condiciones dermatológicas relacionadas con las lesiones pigmentadas de la piel, se ha desarrollado una caracterización visual basada en parámetros como el color, los bordes, la superficie y la forma. Estas características son esenciales para diferenciar entre lesiones benignas y malignas, así como para realizar un diagnóstico más preciso.

La Tabla 3-1 muestra una comparación entre condiciones dermatológicas comunes como la piel sana, Lentigo Solar (SL), Lentigo Maligno (LM) y Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Esta comparación visual sirve como una guía para identificar los patrones distintivos que presentan estas condiciones.

Tabla 3-1. Características visuales de las condiciones dermatológicas

Condición dermatológica	Color	Bordes	Superficie	Forma
Piel Sana (PS)	Uniforme, tono natural de piel	Sin bordes delimitados	Lisa	Regular
Solar Lentigo (SL)	Marrón claro a oscuro, homogéneo	Irregulares pero definidos	Lisa	Ovalada o ligeramente irregular
Lentigo Maligno (LM)	Marrón claro a oscuro, con variación sutil	Irregulares y mal definidos	Ligeramente áspera o lisa	Irregular
Lentigo Maligno Melanoma (LMM)	Marrón oscuro o negro, con zonas rojizas o blancas	Muy irregulares y difusos	Irregular, elevada en ciertas áreas	Muy irregular

3.3.3. Diagnóstico

En cuanto a su diagnóstico, el lentigo maligno puede ser identificado mediante técnicas como la dermatoscopia y la microscopía confocal de reflectancia (RCM). La dermatoscopia permite observar detalles específicos de la piel, como puntos grises, patrones irregulares y estructuras circulares. Por su parte, la microscopía confocal tiene una alta sensibilidad y una precisión moderada, lo que mejora el diagnóstico de las características internas del lentigo maligno. Aun así, sigue siendo un desafío para los especialistas diferenciar entre LM y otras lesiones benignas, lo que hace necesario utilizar herramientas más avanzadas que puedan proporcionar mayor precisión diagnóstica [47].

3.3.4. Desafíos en detección manual

La detección manual del lentigo maligno puede ser problemática, ya que se asemeja a otras lesiones benignas como las queratosis actínicas pigmentadas y los lentigos solares. Debido a la dificultad para definir sus bordes y a la presencia de áreas no visibles a simple vista, el diagnóstico y tratamiento de LM suelen ser complejos. Si no se eliminan todas las áreas afectadas, el riesgo de recurrencia aumenta, lo que subraya la necesidad de contar con herramientas avanzadas que mejoren la identificación del lentigo maligno [47].

3.3.5. Necesidad de un enfoque automatizado

Dado que la detección manual del lentigo maligno es compleja y propensa a errores, es crucial desarrollar un enfoque automatizado que facilite tanto el diagnóstico como el tratamiento de este tipo de melanoma. Las herramientas automatizadas, como las que combinan técnicas avanzadas de imágenes y análisis asistido por inteligencia artificial, pueden reducir significativamente los errores humanos y proporcionar una mayor precisión en la identificación de los márgenes quirúrgicos. Además, este enfoque no solo mejora la detección temprana, sino que también reduce el riesgo de recurrencia y mejora los resultados funcionales y estéticos en los pacientes [47].

3.4. Inteligencia Artificial en Medicina

3.4.1. Definición y objetivo de la IA

Definición

La Inteligencia Artificial (IA) es una tecnología que permite a los sistemas computacionales emular funciones cognitivas humanas, como el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones. Utilizando algoritmos avanzados, como redes neuronales, la IA puede analizar grandes volúmenes de datos y aprender de ellos, extrayendo representaciones y detectando

relaciones complejas. En el ámbito médico, esta capacidad es fundamental para procesar y analizar información clínica y de imágenes, replicando procesos de diagnóstico con una precisión y consistencia que antes solo se atribuía al juicio humano experto [7, 22, 32].

Objetivo de la IA en la medicina

El objetivo principal de la IA en el campo médico es optimizar el diagnóstico y el tratamiento de enfermedades mediante la mejora en la precisión, eficiencia y rapidez del análisis clínico. Al automatizar tareas como la detección de anomalías y la segmentación de imágenes, la IA ayuda a los profesionales de la salud a realizar diagnósticos tempranos y personalizados, facilitando intervenciones oportunas y tratamientos adaptados a las necesidades de cada paciente. Así, la IA no solo respalda la labor de los médicos, sino que también avanza hacia un modelo de medicina de precisión que mejora los resultados clínicos y la calidad del cuidado de la salud en general [7, 22, 32].

3.4.2. Aplicaciones de la IA en el diagnóstico médico

- **Detección automatizada de enfermedades:** Se utiliza en el análisis de imágenes médicas, como resonancias magnéticas y tomografías, para identificar patrones que indiquen la presencia de enfermedades. Algoritmos de aprendizaje profundo, como las redes neuronales convolucionales (CNN), pueden detectar enfermedades como el cáncer o problemas cardíacos con una precisión comparable a la de los expertos humanos, mejorando la rapidez y exactitud del diagnóstico [32].

- **Segmentación de imágenes para localización anatómica:** En el diagnóstico médico, la IA facilita la segmentación precisa de áreas anatómicas dentro de una imagen. Esto es crucial, por ejemplo, para diferenciar un tumor del tejido sano circundante en imágenes de resonancia magnética, ayudando a planificar mejor el tratamiento [7].

- **Análisis predictivo y modelado cuantitativo:** Permite crear modelos predictivos que evalúan la progresión de enfermedades en función de datos clínicos y de imagen. Esta aplicación resulta útil en cardiología, donde se emplea para predecir el riesgo de eventos cardíacos en pacientes mediante el análisis de imágenes de resonancia magnética cardíaca [22].

- **Medicina personalizada:** Facilita la creación de planes de tratamiento adaptados a las características individuales de los pacientes. Al analizar factores genéticos y datos de imágenes, la IA identifica tratamientos específicos que pueden ser más efectivos, mejorando los resultados clínicos y promoviendo una atención más precisa [22].

- **Optimización del flujo de trabajo clínico:** Contribuye a agilizar el flujo de trabajo en los entornos clínicos, ayudando a priorizar casos urgentes y reduciendo la carga de

trabajo de los médicos. Por ejemplo, al identificar imágenes de alto riesgo, los sistemas de IA pueden alertar a los radiólogos sobre casos que requieren atención inmediata [7].

3.4.3. Preprocesamiento de Imágenes en Modelos de IA

El preprocesamiento de imágenes es una etapa fundamental en el análisis computacional de imágenes dermatológicas, ya que mejora la calidad de los datos antes de su segmentación y posterior análisis. Este paso es esencial para garantizar que los modelos de inteligencia artificial (IA) puedan extraer características relevantes y realizar clasificaciones precisas, especialmente en aplicaciones como la detección temprana de melanoma [33, 39].

Técnicas Avanzadas de Preprocesamiento

1. Extracción de Texturas con Patrones Binarios Locales (LBP)

   El método de Patrones Binarios Locales (LBP) es una técnica de extracción de texturas ampliamente utilizada en imágenes médicas. LBP analiza variaciones locales en la intensidad de los píxeles para codificar información textural en patrones binarios. Estos patrones permiten distinguir entre áreas de piel normal y lesiones sospechosas al detectar diferencias en la textura superficial [33].

   - **Rotación Invariante:** Para mejorar la consistencia, LBP puede configurarse como invariante a rotaciones, lo que ayuda a identificar características clave sin importar la orientación de la imagen [33].
   - **Segmentación Basada en Textura:** Los mapas generados por LBP pueden utilizarse para segmentar imágenes mediante técnicas como clustering, destacando las zonas de interés en función de la textura [33]

2. Transformación del Espacio de Color LAB

   La conversión de imágenes del espacio de color RGB al espacio LAB mejora la separación de la luminancia (canal L) y la crominancia (canales A y B). Esta técnica es especialmente valiosa para destacar detalles como los bordes de las lesiones y minimizar el impacto de artefactos como sombras o variaciones en la iluminación [39].

3. Mejora de Contraste y Filtrado de Imágenes

   Herramientas como la ecualización de histograma y el filtrado promedio se aplican para aumentar el contraste y reducir el ruido en las imágenes. Estas técnicas resaltan las lesiones al homogenizar las intensidades de la piel circundante, mejorando así la claridad del área de interés [39].

4. Eliminación de Artefactos y Ruido

Para abordar artefactos como pelos o sombras, se utilizan filtros gaussianos y de mediana. Estas técnicas son fundamentales para limpiar las imágenes antes de aplicar algoritmos de segmentación, mejorando la precisión del modelo final [39].

3.5. Redes neuronales y redes neuronales convolucionales (CNN)

3.5.1. Introducción redes neuronales

Las redes neuronales artificiales (ANN) son sistemas de procesamiento de datos inspirados en el funcionamiento del cerebro humano, compuestas por múltiples neuronas interconectadas que trabajan en conjunto para resolver problemas complejos (Fig.3-5). A diferencia de los programas convencionales que siguen instrucciones precisas, las ANN aprenden de ejemplos y experiencias previas, lo que les permite adaptarse y mejorar su desempeño conforme reciben más datos [10, 45].

El concepto de redes neuronales artificiales surge de la necesidad de abordar problemas cuyas soluciones desconocemos o que no sabemos cómo resolver exactamente. Inspiradas en el procesamiento neuronal humano, las ANN imitan aspectos del cerebro y el sistema nervioso. A nivel técnico, permiten analizar datos y reconocer patrones sin ser explícitamente programadas para ello [10, 45].

Cada ANN está formada por tres capas principales: la capa de entrada, que recibe la información; la capa oculta, que procesa los datos; y la capa de salida, que genera los resultados finales. Las redes también pueden ajustarse para aplicaciones específicas, como el reconocimiento de patrones, la clasificación de datos y las predicciones. Gracias a su estructura adaptable, las ANN se utilizan en aplicaciones como traducción de sitios web, asistentes virtuales y reconocimiento de patrones, entre otros [10, 45].

El aprendizaje en ANN puede ser supervisado, no supervisado o de refuerzo. En el aprendizaje supervisado, la red recibe tanto entradas como salidas deseadas; en el no supervisado, solo se proporcionan las entradas, y la red debe identificar patrones por sí misma. El aprendizaje de refuerzo, una combinación de ambos enfoques, se basa en la retroalimentación para mejorar continuamente el desempeño de la red. Cada método de aprendizaje tiene ventajas y desventajas según la aplicación que se esté utilizand [10, 45].

Las ANN tienen múltiples aplicaciones que van desde el reconocimiento de escritura y la predicción en la bolsa hasta problemas de optimización de rutas y compresión de imágenes. Estas redes son útiles en tareas de procesamiento de grandes cantidades de datos y en situaciones donde las relaciones entre entradas y salidas son no lineales y complejas [10, 45].

A pesar de sus beneficios, las ANN enfrentan desafíos como la tendencia a olvidar (falta de memoria persistente), la alta complejidad estructural y el consumo significativo de recursos computacionales. Sin embargo, su capacidad para adaptarse, modelar interacciones complejas y realizar múltiples tareas simultáneamente las convierte en una herramienta esencial en la inteligencia artificial y el aprendizaje automático [10, 45].

Las redes neuronales, inspiradas en la neurociencia, buscan imitar la diversidad funcional y estructural de las neuronas biológicas para mejorar la eficiencia y adaptabilidad de las redes artificiales. Esto incluye integrar diferentes tipos de neuronas y modelos complejos que capturan características no lineales y espaciotemporales, lo que abre nuevas posibilidades en aplicaciones críticas como la visión por computadora y el procesamiento de imágenes médicas [10].

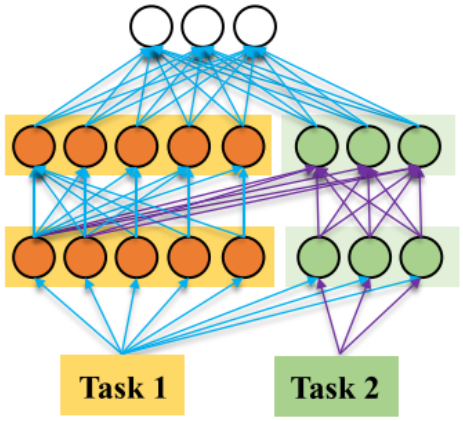


Fig. 3-5. Ejemplo red neuronal [10].

3.5.2. Evolución hacia redes neuronales convolucionales (CNN)

Las redes neuronales convolucionales (CNN) representan una arquitectura avanzada de deep learning, especialmente diseñada para manejar datos que presentan una estructura en cuadrícula, como imágenes o series temporales. Estas redes destacan por su habilidad para extraer automáticamente características significativas de los datos, lo que las hace altamente adecuadas para tareas como el reconocimiento de imágenes y la detección de objetos. Las CNN emplean capas de convolución que permiten identificar patrones en los datos, empezando por rasgos sencillos, como bordes, y progresando hacia configuraciones más complejas [48].

Una característica clave de las CNN es su capacidad de reducir la cantidad de información procesada mientras preservan los aspectos relevantes de los datos. Esto se logra mediante técnicas como el pooling, que disminuyen las dimensiones espaciales de las imágenes, lo

que reduce el costo computacional y favorece la generalización del modelo. Además, las CNN utilizan parámetros compartidos a lo largo de sus capas, reduciendo así el número de parámetros necesarios y optimizando el procesamiento de nuevas imágenes [53].

3.5.3. Componentes principales

Las redes neuronales convolucionales (CNN) están compuestas por varias capas especializadas que permiten extraer, procesar y clasificar características en imágenes de manera eficiente. Entre los componentes principales de una CNN se encuentran:

- **Capas de entrada:** Son las primeras capas en recibir los datos de la imagen, representándolos como una matriz multidimensional de valores de píxeles. Esta representación sirve como base para que el modelo comience a extraer patrones de las imágenes procesadas [53].
- **Capas de convolución:** Estas capas aplican filtros que recorren las imágenes y detectan características específicas, como bordes, texturas o formas. Cada filtro está diseñado para detectar un patrón particular en la imagen, lo que facilita la extracción automática de detalles [53].
- **Capas de agrupación (pooling):** Las capas de pooling reducen la dimensión de los mapas de características resultantes de las capas de convolución, ayudando a disminuir la cantidad de información que el modelo debe procesar. Esto, a su vez, controla el sobreajuste y reduce el costo computacional. Una variante destacada de las capas de pooling es la reducción promedio global (Global Average Pooling, GAP), que calcula el promedio de cada canal en los mapas de características. Esta técnica elimina la necesidad de capas totalmente conectadas tradicionales, mejorando la generalización del modelo y reduciendo significativamente la cantidad de parámetros necesarios.[53].
- **Capa de salida:** Es la última capa que produce el resultado final del modelo, en este caso, la clasificación de las imágenes como lentigo solar, lentigo maligno y lentigo maligno melanoma.

3.5.4. Arquitecturas CNN

Existen diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales que han sido implementadas para el procesamiento de imágenes. Entre ellas se destacan:

- **VGG16:** Esta arquitectura consta de 13 capas convolucionales y 3 capas completamente conectadas, utilizando filtros pequeños de 3x3 para extraer características de las imágenes. Aunque es una arquitectura relativamente sencilla, su principal desventaja es que requiere un alto poder computacional debido a la gran cantidad de parámetros que deben ser ajustados [35].

- **InceptionV3:** Caracterizada por los módulos de inception, esta arquitectura permite la extracción de características a diferentes escalas mediante el uso de filtros de diversos tamaños. Esto permite que el modelo capture una mayor variedad de detalles en las imágenes de alta resolución sin sacrificar la eficiencia [35].

- **ResNet50:** Una arquitectura que incorpora bloques residuales, lo que facilita la transmisión de información entre las capas y evita la degradación del gradiente en redes más profundas. Esto la convierte en una opción eficiente para aplicaciones donde se requiere una alta capacidad de generalización [35].

- **DenseNet121:** Esta arquitectura se caracteriza por su patrón de conectividad densa, donde cada capa está conectada con todas las capas previas, permitiendo que los mapas de características aprendidos sean reutilizados a lo largo de la red. Este diseño no solo mejora la propagación del gradiente y la eficiencia del flujo de información, sino que también reduce el número de parámetros necesarios al evitar la redundancia en el aprendizaje. DenseNet121 sobresale en la clasificación de imágenes complejas al combinar características de bajo y alto nivel, logrando alta precisión con una arquitectura más compacta.[15].

DenseNet 121

La Fig. 3-6 ilustra la arquitectura general de DenseNet121, destacando la disposición de bloques densos, capas de transición y operaciones de agrupamiento. Cada bloque denso está compuesto por múltiples capas convolucionales que reciben entradas de todas las capas anteriores dentro del bloque, lo que fomenta una mejor reutilización de características y eficiencia computacional [15].

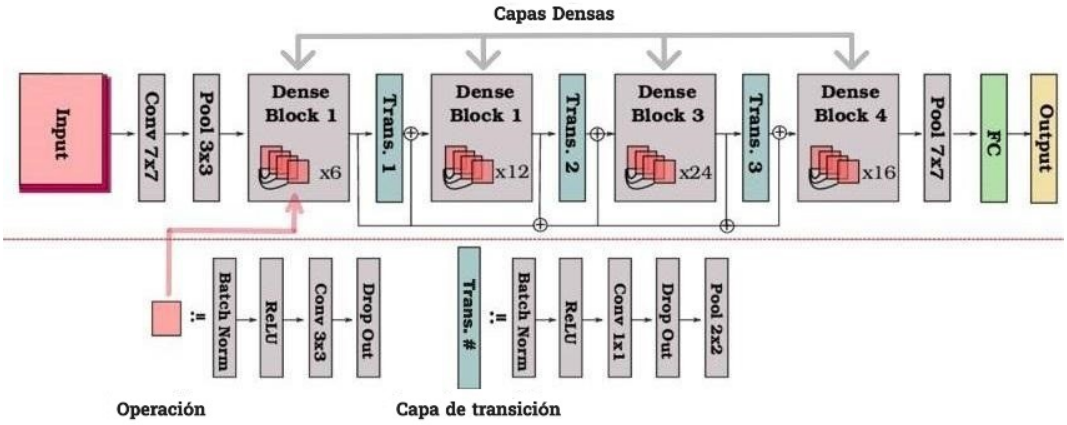


Fig. 3-6. Arquitectura de DenseNet121. La organización general de la arquitectura, incluye cuatro bloques densos intercalados con capas de transición, seguidas por operaciones de agrupamiento y una capa de clasificación final. Imagen modificada [37].

Para detallar aún más la estructura, la Tabla 3-2 presenta un desglose específico de cada capa en DenseNet121, indicando las dimensiones de salida y las operaciones realizadas en cada etapa. Esta tabla complementa la representación visual de la Fig. 3-6 al proporcionar una explicación clara y paso a paso del procesamiento de datos.

Tabla 3-2. Capas de la arquitectura DenseNet121.

Capa (Conjunto de neuronas)	**Tamaño de salida (Altura x Ancho de salida procesada)**	**Descripción (Operaciones realizadas)**
Convolución	112×112	Convolución 7×7, paso 2
Agrupamiento (Pooling)	56×56	Max-pooling 3×3, paso 2
Bloque Denso 1	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & \text{conv} \\ 3 \times 3 & \text{conv} \end{bmatrix} \times 6$
Capa de Transición 1	$56 \rightarrow 28$	1×1 conv + agrupamiento promedio 2×2
Bloque Denso 2	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & \text{conv} \\ 3 \times 3 & \text{conv} \end{bmatrix} \times 12$
Capa de Transición 2	$28 \rightarrow 14$	1×1 conv + agrupamiento promedio 2×2
Bloque Denso 3	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & \text{conv} \\ 3 \times 3 & \text{conv} \end{bmatrix} \times 24$
Capa de Transición 3	$14 \rightarrow 7$	1×1 conv + agrupamiento promedio 2×2
Bloque Denso 4	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & \text{conv} \\ 3 \times 3 & \text{conv} \end{bmatrix} \times 16$
Agrupamiento (Pooling)	1×1	Agrupamiento promedio global 7×7
Clasificación	1×1	Capa totalmente conectada, softmax (1000 clases)

3.6. Aplicaciones de CNN en la detección de cáncer de piel

3.6.1. Importancia de CNN en la detección temprana

Las redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado ser altamente efectivas en la detección temprana del cáncer de piel, al facilitar una automatización precisa en el diagnóstico. Gracias a su capacidad para diferenciar entre lesiones benignas y malignas con un alto nivel de exactitud, las CNN se han convertido en una herramienta esencial para la identificación precoz del melanoma, el tipo más agresivo de cáncer de piel. Integradas con técnicas de preprocesamiento de imágenes, como la eliminación de artefactos, las CNN no solo reducen los errores diagnósticos, sino que también hacen viable el acceso a esta tecnología en regiones con recursos limitados, permitiendo que un mayor número de personas obtenga un diagnóstico oportuno [4, 8].

3.6.2. Fuentes de Datos para Entrenamiento

El entrenamiento de modelos de inteligencia artificial para la detección de cáncer de piel requiere datos confiables y representativos de diferentes tipos de lesiones cutáneas. Los repo-

sitorios ISIC y Kaggle se han convertido en recursos clave al ofrecer imágenes de alta calidad, etiquetadas y diseñadas para investigaciones médicas.

ISIC (International Skin Imaging Collaboration)

El repositorio ISIC es una plataforma global que recopila imágenes dermatoscópicas para fomentar el desarrollo de herramientas innovadoras en el diagnóstico temprano de enfermedades de la piel. Las imágenes provienen de múltiples fuentes y están acompañadas de anotaciones realizadas por expertos, lo que garantiza su precisión y relevancia clínica [30] .

- **Variedad de imágenes:** Incluye casos como melanoma, carcinoma basocelular, queratosis actínica y otras lesiones benignas. Esta diversidad ayuda a entrenar modelos que pueden reconocer una amplia gama de patologías.
- **Calidad y consistencia:** Las imágenes están estandarizadas en formato y resolución, lo que permite comparaciones más precisas entre diferentes métodos de análisis y mejora la reproducibilidad de los estudios.

Kaggle

Kaggle, una plataforma conocida por su comunidad activa en ciencia de datos, también ofrece conjuntos de datos específicos para la dermatología. Estos incluyen imágenes etiquetadas como benignas o malignas, lo que las convierte en una herramienta ideal para el desarrollo de modelos de clasificación [30].

- **Facil acceso:** Los datos están organizados para que los investigadores puedan comenzar rápidamente sus experimentos, incluso si tienen poca experiencia previa.
- **Claboración:** Kaggle fomenta el intercambio de ideas entre usuarios, lo que permite aprender de soluciones innovadoras y aplicar técnicas avanzadas en los proyectos.

Importancia de estos repositorios en la IA médica

Tanto ISIC como Kaggle juegan un papel fundamental en el desarrollo de modelos confiables de diagnóstico automatizado. Estos repositorios permiten:

1. Entrenar modelos con una gran cantidad de imágenes variadas, lo que mejora su capacidad para detectar diferentes tipos de lesiones.
2. Probar la efectividad de los algoritmos en datos que no han sido vistos previamente, evaluando su capacidad de generalización.
3. Comparar resultados con estándares de calidad, lo que asegura la validez de los modelos en aplicaciones prácticas.

3.6.3. Ejemplos de implementación en Dermatología

- **Aplicación Tibot:** Tibot es una aplicación de diagnóstico que utiliza redes neuronales convolucionales (CNN) para analizar imágenes de lesiones cutáneas y proporcionar diagnósticos posibles. Con una precisión del 96.1 % al acertar en uno de los tres principales diagnósticos sugeridos y del 80.6 % en el diagnóstico exacto, Tibot ha demostrado ser comparable con dermatólogos en la detección de condiciones comunes, como alopecia y eczema. Esto permite una detección temprana y accesible para los pacientes sin necesidad de una consulta inmediata, lo que es especialmente útil en áreas con pocos especialistas disponibles [14].

- **SkinVision:** SkinVision es una app de salud que utiliza CNN para detectar posibles cánceres de piel y es respaldada por aseguradoras para facilitar el acceso de los usuarios. Los resultados del estudio muestran que los usuarios de la aplicación realizaron más consultas para evaluar tanto lesiones malignas como benignas, reflejando la alta sensibilidad de la app pero una especificidad moderada. Esta implementación ayuda a detectar de forma temprana lesiones malignas, aunque también incrementa los costos y el consumo de recursos sanitarios debido al aumento en consultas para lesiones benignas [23].

- **Sistema móvil de diagnóstico de enfermedades de la piel basado en MobileNet:** Esta aplicación móvil emplea el modelo MobileNet con CNN y aprendizaje por transferencia para identificar enfermedades de la piel, alcanzando un 85 % de precisión. Entrenada con el conjunto de datos HAM10000, la app permite a los usuarios cargar o capturar fotos para recibir un diagnóstico preliminar de afecciones como melanoma y queratosis benigna. Además, ofrece información sobre enfermedades comunes y proporciona números de contacto de hospitales, lo que es beneficioso en áreas con acceso limitado a dermatólogos. La precisión del sistema depende de la calidad de la cámara y las condiciones de iluminación, con planes futuros de expandir su base de datos y mejorar la precisión [23].

3.7. Modelo de Inteligencia Artificial

3.7.1. Diseño del modelo

Un modelo de inteligencia artificial (IA) es un sistema computacional diseñado para llevar a cabo tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como identificar patrones y tomar decisiones basadas en datos. La complejidad de estos modelos puede variar, desde algoritmos simples hasta redes neuronales profundas, como las redes neuronales convolucionales (CNN), que extraen características directamente de los datos y las utilizan para clasificar información. A medida que reciben más datos durante el entrenamiento, su precisión mejora

progresivamente. Para representar las etiquetas de clasificación, se utiliza el formato one hot, una técnica común en aprendizaje automático donde cada clase se codifica como un vector binario. Esto permite que el modelo maneje múltiples clases de manera eficiente. [2, 12].

El diseño de una CNN es clave para el rendimiento del modelo. Se basa en la combinación de capas de convolución, capas de pooling y capas completamente conectadas. La arquitectura debe ser cuidadosamente seleccionada, optimizando el tamaño de los filtros, el número de capas y el uso de técnicas como regularización (dropout) y normalización por lotes para evitar problemas como el sobreajuste. Modelos recientes han explorado enfoques automatizados como la optimización por transferencia de aprendizaje y la evolución diferencial para diseñar arquitecturas personalizadas que mejoren la precisión sin necesidad de intervención manual [2, 12].

3.7.2. Entrenamiento del modelo

El entrenamiento de un modelo de IA implica varias fases. En primer lugar, se debe recopilar un conjunto de datos de imágenes representativas y preprocesarlas para asegurar la consistencia en su formato y calidad. Además, es común aplicar técnicas de aumentación de datos, que consisten en generar nuevas variaciones a partir de las imágenes originales mediante transformaciones aleatorias como rotaciones, desplazamientos, reflejos horizontales y verticales, y ajustes de escala. Como parte de las técnicas de aumento de datos, se puede emplear Mixup, que genera nuevas imágenes a partir de combinaciones lineales de pares de imágenes y etiquetas correspondientes. Estas modificaciones incrementan la diversidad del conjunto de datos, fortalecen la capacidad del modelo para generalizar y lo preparan para escenarios reales con variaciones en orientación, iluminación o perspectiva [36, 43].

Una vez preparados los datos, el modelo es entrenado mediante iteraciones repetidas, donde se ajustan los pesos de las capas para que aprenda a identificar patrones visuales en las imágenes. Durante este proceso, también se emplean técnicas como la normalización por lotes (batch normalization), que estandariza las salidas intermedias del modelo para acelerar el aprendizaje, y el dropout, que desconecta aleatoriamente ciertas conexiones neuronales durante el entrenamiento para reducir el riesgo de sobreajuste. Además, en problemas de clasificación desequilibrada, como el diagnóstico de lesiones malignas poco frecuentes, se utiliza la función de pérdida focal (focal loss). Esta técnica da más peso a los ejemplos difíciles, reduciendo el impacto de los datos más abundantes y mejorando la sensibilidad del modelo para detectar casos minoritarios.[36, 43].

Durante el entrenamiento, se implementan callbacks, herramientas que permiten realizar acciones específicas en puntos clave del proceso, como guardar el mejor modelo (model checkpointing), ajustar dinámicamente la tasa de aprendizaje (learning rate scheduler), o detener el entrenamiento de forma anticipada cuando el modelo deja de mejorar (early stop-

ping). Estas estrategias optimizan el tiempo de entrenamiento y evitan problemas como el sobreajuste.[36, 43].

Una vez entrenado, el modelo es evaluado utilizando métricas como la exactitud (accuracy), la precisión y la sensibilidad, que permiten medir su rendimiento general. Para asegurar que el modelo es interpretativo y confiable, se pueden aplicar técnicas como Grad-CAM, que ayudan a visualizar las áreas de las imágenes que influyen en las predicciones [36, 43].

3.7.3. Métricas de evaluación

Para evaluar el desempeño de un modelo de inteligencia artificial, es fundamental utilizar métricas específicas que permitan medir su efectividad en tareas como la clasificación de imágenes. Entre las más relevantes se encuentran la exactitud, precisión, sensibilidad, F1-score, y el área bajo la curva ROC (AUC), que proporcionan una visión completa del rendimiento del modelo.

Antes de describir las métricas, es importante entender los términos básicos que se utilizan en su cálculo:

- **TP (Verdaderos Positivos):** Casos en los que el modelo predijo correctamente la clase positiva (por ejemplo, detectó una lesión como maligna cuando realmente lo es).
- **TN (Verdaderos Negativos):** Casos en los que el modelo predijo correctamente la clase negativa (por ejemplo, identificó una lesión como benigna cuando realmente lo es).
- **FP (Falsos Positivos):** Casos en los que el modelo predijo la clase positiva de manera incorrecta (por ejemplo, clasificó una lesión benigna como maligna).
- **FN (Falsos Negativos):** Casos en los que el modelo no detectó correctamente la clase positiva (por ejemplo, clasificó una lesión maligna como benigna).

Principales métricas de evaluación

- **Exactitud (accuracy):** Indica qué porcentaje de todas las predicciones realizadas por el modelo son correctas. Su fórmula se especifica en la Ecuación 3-1 a continuación:

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{3-1}$$

  Es útil para conjuntos de datos balanceados, pero puede ser engañosa si hay una clase mayoritaria dominante [11].

- **Precisión:** Mide la proporción de predicciones positivas que son correctas, enfocándose en minimizar los falsos positivos, la fórmula se describe en la Ecuación 3-2.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3-2}$$

  Es fundamental en escenarios donde un falso positivo podría generar consecuencias importantes, como un diagnóstico incorrecto en medicina [11].

- **Sensibilidad (recall):** También conocida como tasa de verdaderos positivos, indica qué tan bien el modelo identifica correctamente todos los casos positivos (Ecuación 3-3).

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3-3}$$

  Es crucial en situaciones donde es más importante no pasar por alto casos positivos, como la detección de enfermedades graves [11].

- **F1-score:** Combina precisión y sensibilidad en una sola métrica, proporcionando un equilibrio entre ambas, esto se muestra en la Ecuación 3-4.

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precisión} \cdot \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}} \tag{3-4}$$

  Es ideal cuando las clases están desbalanceadas y se busca un balance entre falsos positivos y negativos [11].

- **Área bajo la curva ROC (AUC-ROC):** Evalúa qué tan bien el modelo puede distinguir entre las clases positiva y negativa. La curva ROC traza la sensibilidad frente a la especificidad (1 - tasa de falsos positivos) a diferentes umbrales. Un AUC más cercano a 1 indica un modelo con excelente capacidad discriminativa.

Herramientas complementarias

- **Matriz de confusión:** Es una tabla que organiza los resultados de las predicciones en las categorías mencionadas: TP, TN, FP, y FN. Esta herramienta permite identificar errores específicos y analizar las áreas donde el modelo necesita mejoras [11].

- **Curvas ROC y AUC:**
  - La curva ROC (Receiver Operating Characteristic) muestra cómo cambian la sensibilidad y la especificidad a medida que se ajusta el umbral del modelo.
  - El AUC (Área bajo la curva) resume el rendimiento general del modelo en un solo valor, siendo ideal para comparar múltiples algoritmos [11].

3.7.4. Interpretabilidad del Modelo con Grad-CAM

En el ámbito de la inteligencia artificial aplicada a imágenes médicas, uno de los principales desafíos es la falta de transparencia en los modelos de aprendizaje profundo, lo que puede dificultar su aceptación en entornos clínicos. Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) es una técnica diseñada para abordar este problema al proporcionar una interpretación visual de las decisiones del modelo, aumentando así la confianza en sus resultados [41].

¿Qué es Grad-CAM?

Grad-CAM es un método que genera mapas de calor para destacar las regiones de una imagen que más influyen en las predicciones de un modelo. Esto se logra utilizando los gradientes del puntaje de salida con respecto a las activaciones de las capas finales de la red neuronal. Estas activaciones se ponderan mediante los gradientes para crear un mapa que resalte las áreas clave de la imagen. Por ejemplo, en el diagnóstico de cáncer, Grad-CAM puede señalar las regiones de una radiografía donde el modelo detectó patrones sospechosos [41].

Funcionamiento de Grad-CAM

1. **Cálculo de Gradientes:** Los gradientes del puntaje de salida para una clase específica se calculan con respecto a las activaciones de las capas convolucionales.

2. **Generación del Mapa de Calor:** Los gradientes se utilizan como pesos para combinar las activaciones, creando un mapa de calor que resalta las áreas de mayor relevancia en la imagen.

3. **Visualización:**Este mapa se superpone a la imagen original, proporcionando una representación visual de las áreas que contribuyeron más a la decisión del modelo [41].

Limitaciones y desafios

A pesar de sus beneficios, Grad-CAM presenta ciertas limitaciones, como su sensibilidad a cambios en la imagen de entrada y su dificultad para explicar predicciones complejas en imágenes con múltiples anomalías. Para abordar esto, se han desarrollado extensiones que incorporan conocimientos previos, lo que reduce el riesgo de diagnósticos erróneos y mejora su robustez [41].

Impacto en la Interpretación Médica

Grad-CAM no solo mejora la interpretabilidad de los modelos de aprendizaje profundo, sino que también facilita su integración en flujos de trabajo médicos. Al permitir a los

clínicos visualizar las áreas de interés, esta herramienta puede desempeñar un papel crucial en el diagnóstico asistido por IA, proporcionando un puente entre la inteligencia artificial y la práctica médica [41].

3.7.5. Herramientas de desarrollo

TensorFlow

TensorFlow es una biblioteca de aprendizaje automático de código abierto desarrollada por Google, diseñada para realizar cálculos numéricos de alto rendimiento y facilitar la creación de modelos de aprendizaje profundo. Desde su lanzamiento en 2015, ha evolucionado significativamente, convirtiéndose en una de las herramientas más utilizadas en la comunidad de investigación y desarrollo de inteligencia artificial. Es compatible con varios lenguajes de programación, como Python, C++ y Java, lo que la hace accesible para una amplia gama de desarrolladores. Además, TensorFlow puede ejecutarse en diferentes tipos de hardware. Por ejemplo, una CPU (Unidad Central de Procesamiento) es el componente principal de una computadora responsable de ejecutar las instrucciones de un programa, mientras que una GPU (Unidad de Procesamiento Gráfico) está optimizada para realizar múltiples cálculos en paralelo, siendo ideal para tareas como el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático, donde se procesan grandes cantidades de datos simultáneamente. También admite TPUs (Unidades de Procesamiento Tensorial), hardware especializado desarrollado por Google para acelerar cálculos relacionados con inteligencia artificial [34].

TensorFlow ofrece dos modos de ejecución: el modo eager, que permite la ejecución inmediata de operaciones, lo que resulta útil para depuración y experimentación, y el modo gráfico, que construye gráficos de dependencias optimizados para mejorar el rendimiento en grandes volúmenes de datos. Además, cuenta con una comunidad activa y una amplia documentación, facilitando el desarrollo de modelos desde prototipos hasta implementaciones en producción [34].

Google Colab

Google Colab es una plataforma basada en la nube que se ha consolidado como una herramienta esencial para el desarrollo de modelos de aprendizaje automático (ML) e inteligencia artificial (AI). Ofrece un entorno interactivo de cuadernos Jupyter que permite escribir y ejecutar código en Python de forma fluida a través de un navegador web, eliminando la necesidad de configuraciones locales complejas [9].

Una de sus características más destacadas es el acceso gratuito a recursos computacionales avanzados, como GPUs y TPUs, lo que resulta especialmente valioso para entrenar modelos con grandes volúmenes de datos o experimentos computacionalmente intensivos. Además, Google Colab facilita la colaboración entre equipos, ya que los cuadernos se pueden

compartir fácilmente y trabajar en tiempo real. Su integración con Google Drive y otras herramientas de Google permite un almacenamiento sencillo y seguro de datos y proyectos. Estas características la convierten en una solución accesible y eficiente para desarrollar y desplegar modelos de aprendizaje automático sin barreras de infraestructura [9].

OpenCV

OpenCV es una biblioteca de código abierto diseñada para trabajar con imágenes y visión por computadora. Su principal función es procesar imágenes transformándolas en datos numéricos basados en sus valores de píxeles, lo que permite identificar características clave como color, forma y textura. Por ejemplo, OpenCV ofrece herramientas para reducir el ruido en imágenes mediante filtros bilaterales, preservando detalles importantes, lo cual es fundamental en aplicaciones de inteligencia artificial que dependen de datos visuales de alta calidad. Esto hace que OpenCV sea una herramienta clave en el preprocesamiento de datos para modelos basados en visión por computadora [24].

Otra de las ventajas de OpenCV es su amplia gama de algoritmos optimizados, que van desde la detección de objetos hasta el reconocimiento facial. Estas capacidades permiten a los desarrolladores realizar ajustes en las imágenes antes de alimentar los modelos, asegurando que los datos sean consistentes y representativos. Gracias a su facilidad de uso y a su integración con otros frameworks, OpenCV no solo mejora la calidad de los datos, sino que también aumenta la precisión y la confiabilidad de los modelos de IA, convirtiéndose en una herramienta indispensable en el flujo de trabajo [24].

Ngrok

Ngrok es una herramienta que facilita el acceso remoto a aplicaciones locales al crear túneles seguros hacia internet. Esto resulta especialmente útil durante el desarrollo de proyectos, ya que permite compartir y probar aplicaciones en tiempo real sin necesidad de configurar un servidor externo. Ngrok genera direcciones URL temporales que redirigen a un servidor local, simplificando las pruebas remotas y permitiendo que los equipos colaboren de manera más eficiente. Esta funcionalidad es ideal para mostrar prototipos a distancia y realizar ajustes en colaboración con otros desarrolladores o clientes [31].

Además de su facilidad de configuración, Ngrok ofrece la ventaja de exponer servidores locales de forma segura, lo que permite realizar demostraciones rápidas y económicas sin requerir infraestructura compleja. Sin embargo, su uso está condicionado a una conexión a internet estable y la URL generada cambia en cada sesión, lo que puede requerir ajustes adicionales para ciertos proyectos. A pesar de estas limitaciones, Ngrok se posiciona como una solución práctica y flexible para la distribución y prueba de aplicaciones en etapas tempranas de desarrollo [31].

Flask

Flask es un microframework de Python diseñado para el desarrollo de aplicaciones web ligeras y flexibles. Este framework permite crear interfaces web dinámicas al integrar plantillas como Jinja2, lo que facilita presentar resultados de manera clara y visualmente atractiva. Flask destaca por su simplicidad, ya que no requiere bibliotecas adicionales, lo que lo convierte en una opción ideal para proyectos donde se necesita rapidez y adaptabilidad. Además, su arquitectura modular permite que los desarrolladores amplíen sus funcionalidades conforme evolucionan las necesidades del proyecto [50].

En el ámbito de la inteligencia artificial, Flask actúa como un puente entre los modelos y los usuarios finales. Por ejemplo, permite desarrollar aplicaciones web donde los usuarios pueden interactuar con los resultados generados por los modelos de IA, como predicciones o análisis visuales. Esta capacidad para integrar el backend con una interfaz intuitiva y funcional hace que Flask sea una herramienta esencial en el despliegue de soluciones prácticas y accesibles. Su uso simplifica el proceso de implementación, asegurando una experiencia de usuario efectiva y personalizada [50].

3.8. Desafios y potencial futuro de la IA en diagnóstico de piel

3.8.1. Limitaciones actuales

Actualmente, la inteligencia artificial (IA) enfrenta varios desafíos para ser utilizada en el diagnóstico de enfermedades de la piel. Uno de los principales problemas es que los modelos funcionan como cajas negras, lo que significa que no muestran claramente cómo llegan a sus resultados. Esto dificulta que los médicos confíen plenamente en ellos, ya que no pueden entender o verificar las decisiones del sistema. Además, la IA generalmente proporciona un solo diagnóstico en lugar de ofrecer varias posibilidades, lo cual puede aumentar el riesgo de cometer errores si el diagnóstico no es correcto [26, 42].

Otro problema es la falta de datos diversos y de calidad para entrenar a estos modelos. Esto limita su capacidad para funcionar bien con diferentes tipos de piel o para identificar enfermedades poco comunes en situaciones reales. Además, muchos de estos sistemas requieren imágenes dermoscópicas, que son fotografías tomadas con un equipo especializado. Sin embargo, no siempre se dispone de este equipo, especialmente en áreas con menos recursos, aunque en muchos casos bastarían imágenes comunes para realizar un diagnóstico adecuado [42].

Un desafío adicional es que estos sistemas no pueden identificar imágenes que son muy diferentes de las que fueron usadas para entrenarlos (lo que se llama imágenes fuera de dis-

tribución u OOD). Esto puede llevar a resultados incorrectos. Algunos modelos, como el llamado HOT, han intentado resolver esto ofreciendo recomendaciones jerárquicas o sugiriendo cuándo buscar más información. Sin embargo, todavía hay problemas, como la falta de datos representativos de distintas poblaciones y la necesidad de pruebas adicionales para validar estas herramientas en el mundo real [42].

Estas limitaciones muestran que es necesario seguir mejorando la IA para que pueda ser útil, confiable y aplicable en una variedad de situaciones y contextos.

3.8.2. Perspectivas Futuras

El futuro de la inteligencia artificial (IA) en dermatología promete avances significativos, especialmente en el diagnóstico y tratamiento del cáncer de piel. Las redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado una gran precisión en la detección temprana de lesiones cutáneas malignas, como el melanoma y el lentigo maligno, y esta tecnología podría seguir mejorando para hacer los diagnósticos aún más accesibles y precisos.

Uno de los desarrollos futuros más importantes será la integración de sistemas de diagnóstico automático y de apoyo clínico basados en IA. Aunque actualmente la IA enfrenta retos como la falta de interpretabilidad y la necesidad de equipos especializados para las imágenes dermoscópicas, se espera que nuevos algoritmos permitan resultados más explicativos y confiables, aumentando así la aceptación entre los profesionales de salud.

Además, la IA podría combinar datos de imágenes con información clínica y genética para ofrecer diagnósticos y tratamientos personalizados. Esto ayudaría a mejorar los resultados en pacientes al adaptar las intervenciones a sus características específicas. También facilitaría el acceso a diagnósticos en áreas con pocos dermatólogos, a través de aplicaciones móviles que permitan detectar lesiones de forma precisa y oportuna.

Finalmente, el avance de la IA incluirá mejoras para identificar imágenes atípicas y recomendar el uso de imágenes adicionales o segundas opiniones cuando sea necesario, permitiendo así un diagnóstico más robusto. En resumen, la IA en dermatología se dirige hacia un modelo integral y personalizado que optimiza el diagnóstico, reduce errores y complementa el trabajo de los especialistas, elevando el nivel de atención en el cáncer de piel.

4. Metodología y desarrollo del proyecto

4.1. Descripción general del desarrollo

Para abordar de manera estructurada la metodología empleada y el desarrollo del proyecto, esta sección detalla los pasos realizados desde el diseño y entrenamiento del modelo de inteligencia artificial hasta su integración en una aplicación web funcional. El objetivo es proporcionar una descripción clara y ordenada de las estrategias, herramientas y decisiones tomadas en cada etapa del proceso.

Con el fin de facilitar la comprensión, cada etapa será presentada mediante diagramas de flujo que ilustran los procedimientos y conexiones clave entre las actividades realizadas.

El desarrollo del proyecto se organiza en dos componentes principales:

- **Desarrollo del modelo de inteligencia artificial:** Incluye la adquisición y preprocesamiento de datos, diseño de la arquitectura, entrenamiento y evaluación y validación del modelo.

- **Implementación de la página web:** Comprende el diseño de una interfaz web interactiva utilizando Flask, que permite cargar imágenes y obtener predicciones en tiempo real. Esta integración garantiza que el modelo sea accesible y funcional para el usuario en entornos prácticos.

4.1.1. Desarrollo del modelo de inteligencia artificial

Adquisición de datos

El primer paso para desarrollar el modelo consistió en recopilar imágenes dermatológicas que representaran las categorías a clasificar: Piel Sana (PS), Lentigo Solar (SL), Lentigo Maligno (LM) y Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Estas imágenes se obtuvieron de bases de datos públicas y se seleccionaron cuidadosamente para garantizar que fueran de buena calidad y suficientemente variadas. Esto aseguró que el modelo pudiera aprender patrones relevantes para cada clase. En la Fig. 4-1 se detalla el proceso realizado para la adquisición de datos , el diagrama de flujo correspondiente se describe a continuación:

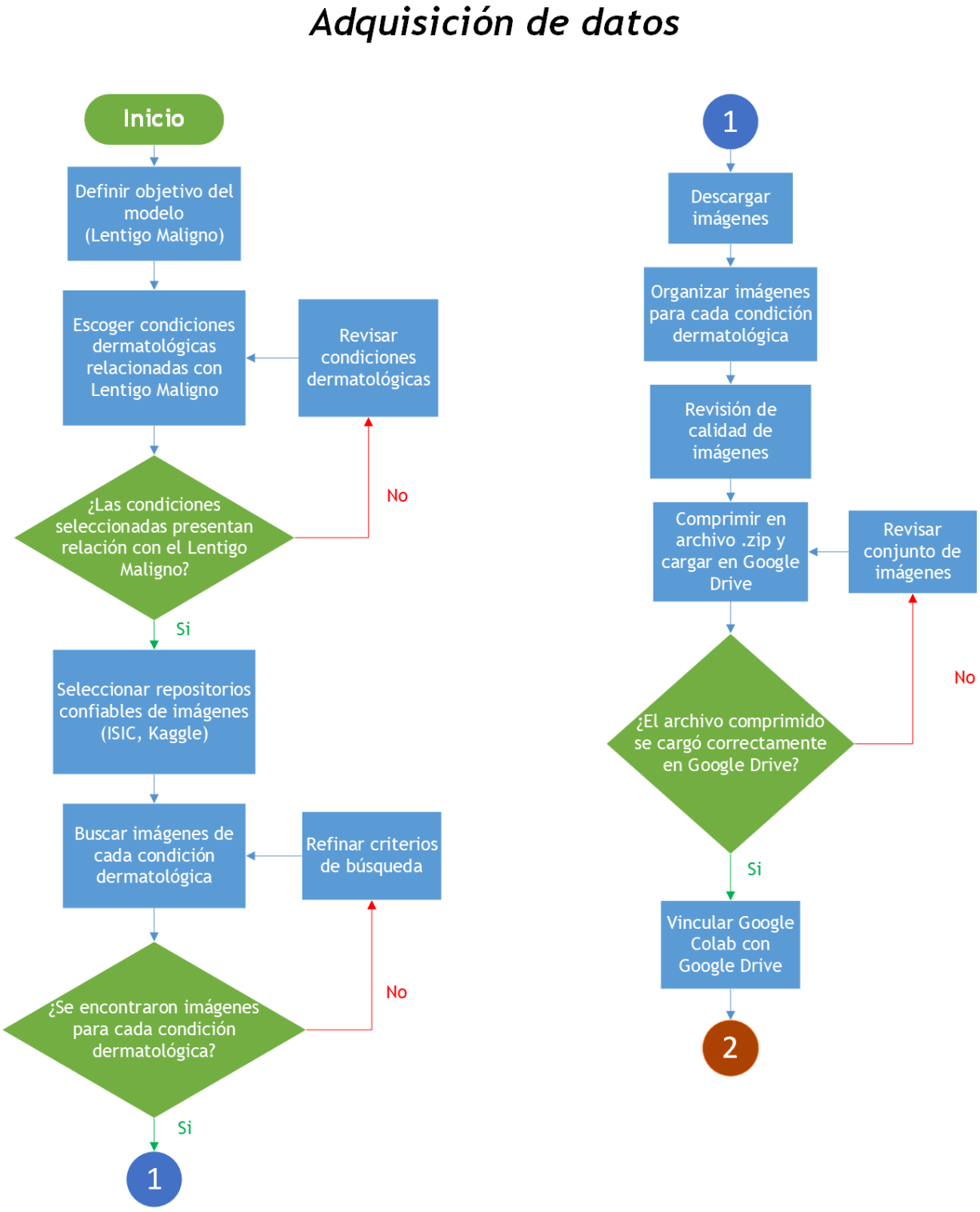


Fig. 4-1. Diagrama de Flujo referente a la Adquisición de datos

Preprocesamiento de datos

Una vez obtenidas las imágenes, se prepararon para que fueran compatibles con el modelo. Esto incluyó redimensionarlas a un tamaño uniforme, normalizar sus valores para mejorar el procesamiento, como se detalla en la Fig. 4-2. Adicionalmente, se generó máscaras que resalten las características clave, como se muestra en el diagrama de flujo en la Fig. 4-3.

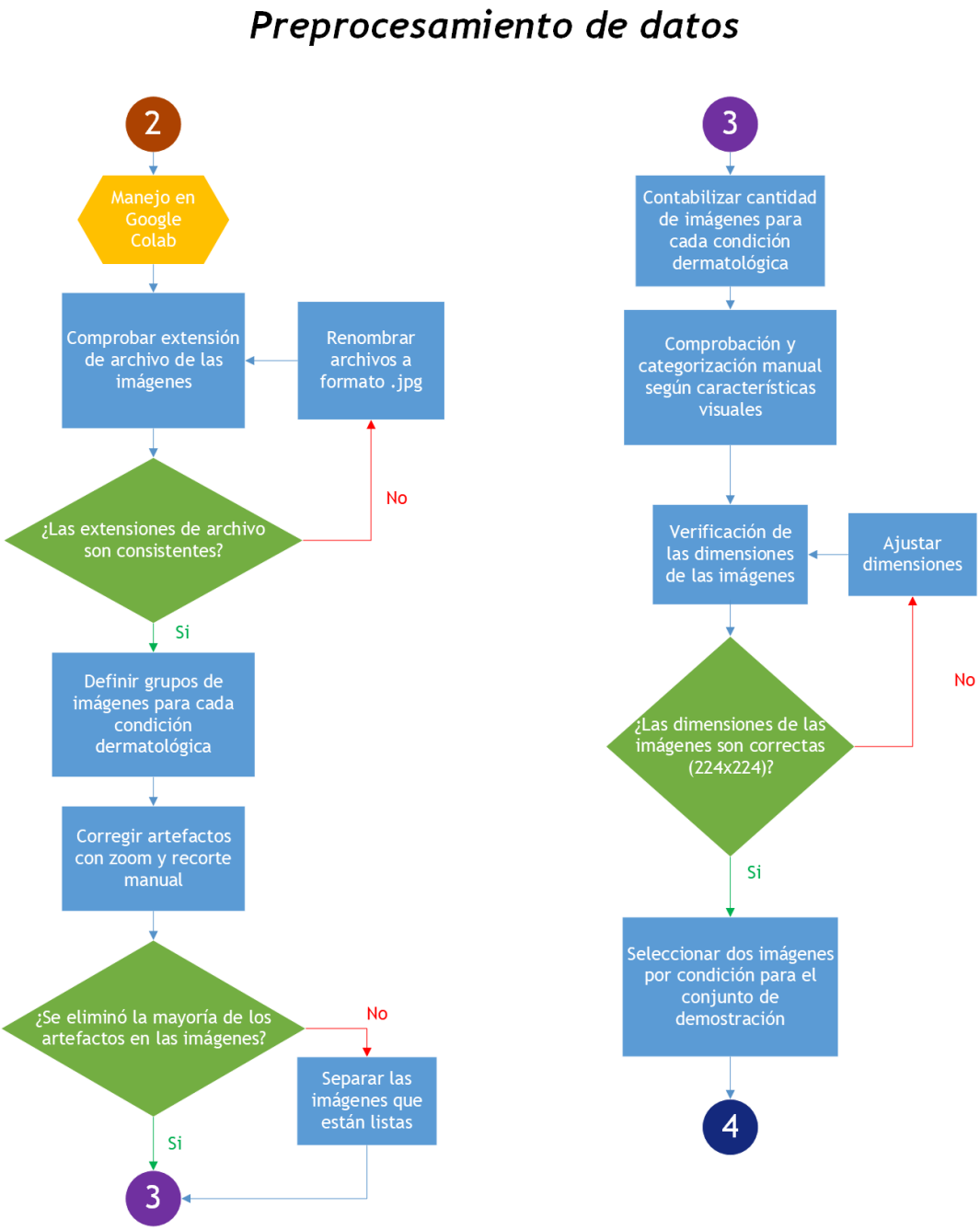


Fig. 4-2. Diagrama de Flujo referente a Preprocesamiento de dato

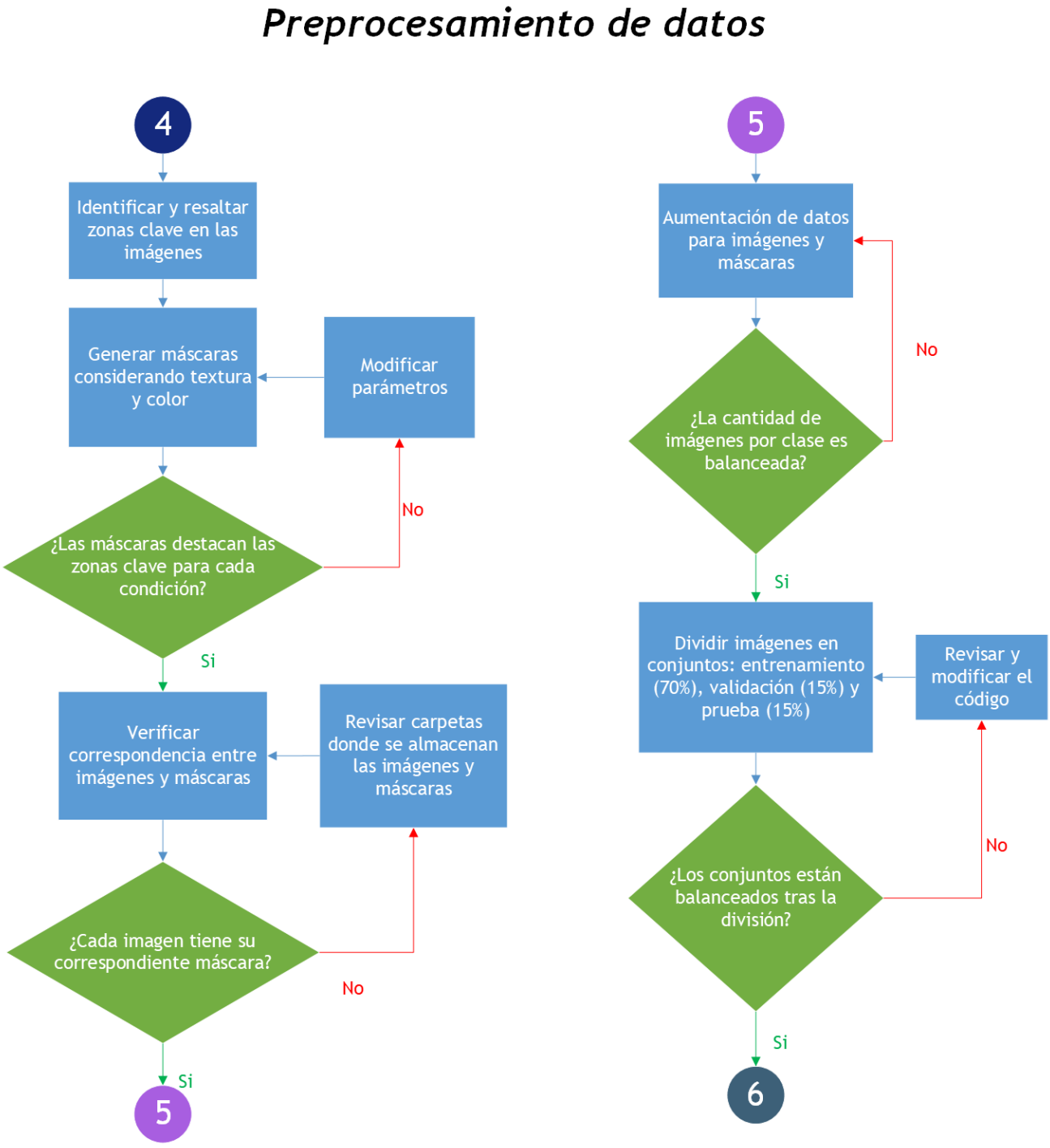


Fig. 4-3. Diagrama de Flujo referente a la generación de máscaras

Configuración del modelo

En esta etapa, se definió la estructura del modelo de inteligencia artificial. Para este proyecto, se empleó la arquitectura DenseNet121, eficiente para analizar imágenes complejas debido a su capacidad para aprovechar conexiones densas entre capas. Este modelo se adaptó específicamente a la tarea de clasificar diferentes tipos de lesiones cutáneas, como se visualiza en la Fig. 4-4.

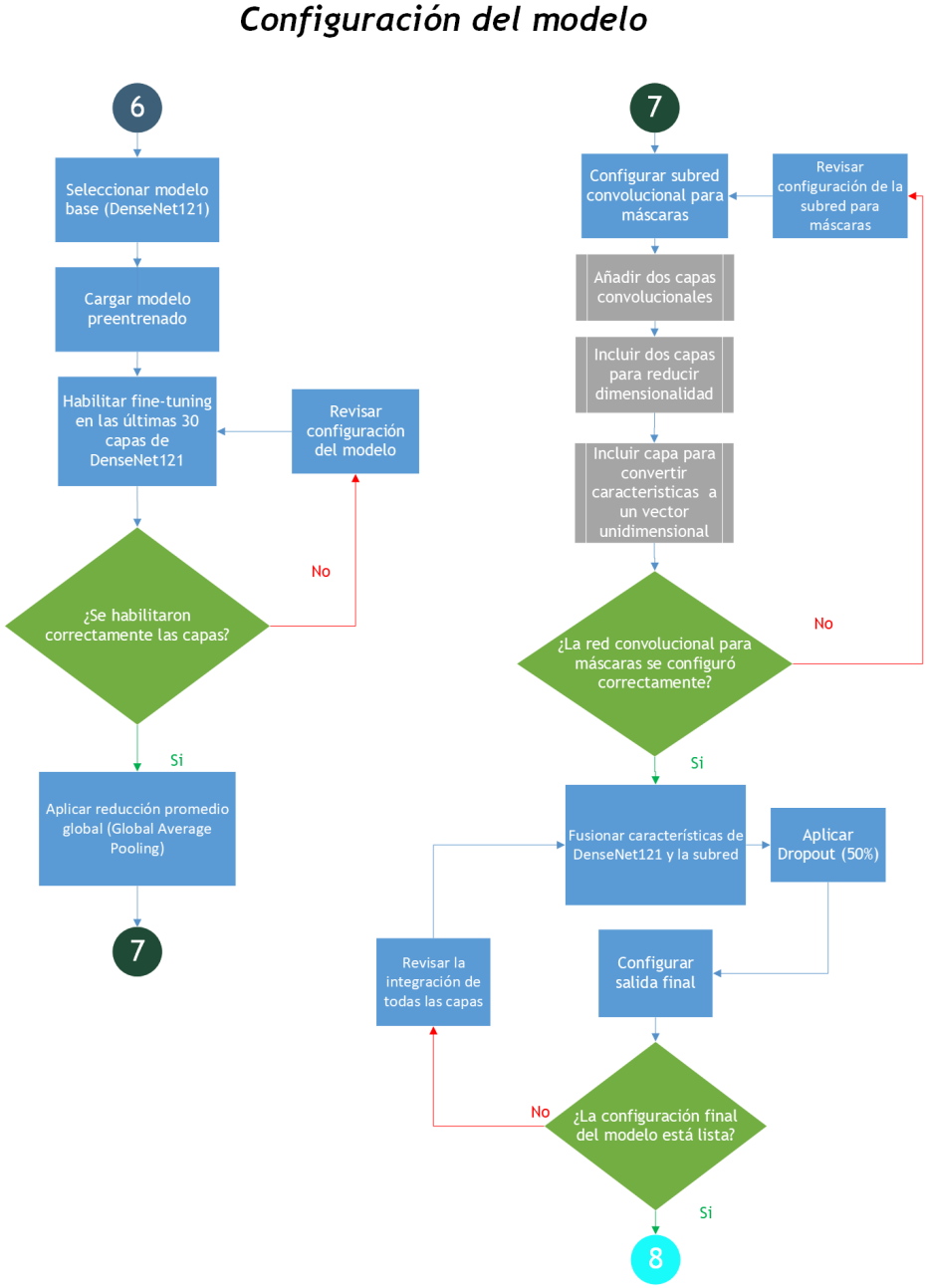


Fig. 4-4. Diagrama de Flujo referente a la configuración de DenseNet121

Entrenamiento del modelo

El modelo se entrenó utilizando un conjunto de imágenes preprocesadas. Durante este proceso, se aplicaron estrategias avanzadas, como la pérdida focal, que ayudó a manejar el desbalance en las clases, y técnicas de aumento de datos, como Mixup, que generaron nuevas combinaciones de imágenes para mejorar la generalización del modelo. Esto permitió que el modelo aprendiera patrones representativos incluso cuando algunas clases eran menos comunes. El flujo de trabajo del entrenamiento se visualiza en la Fig. 4-5.

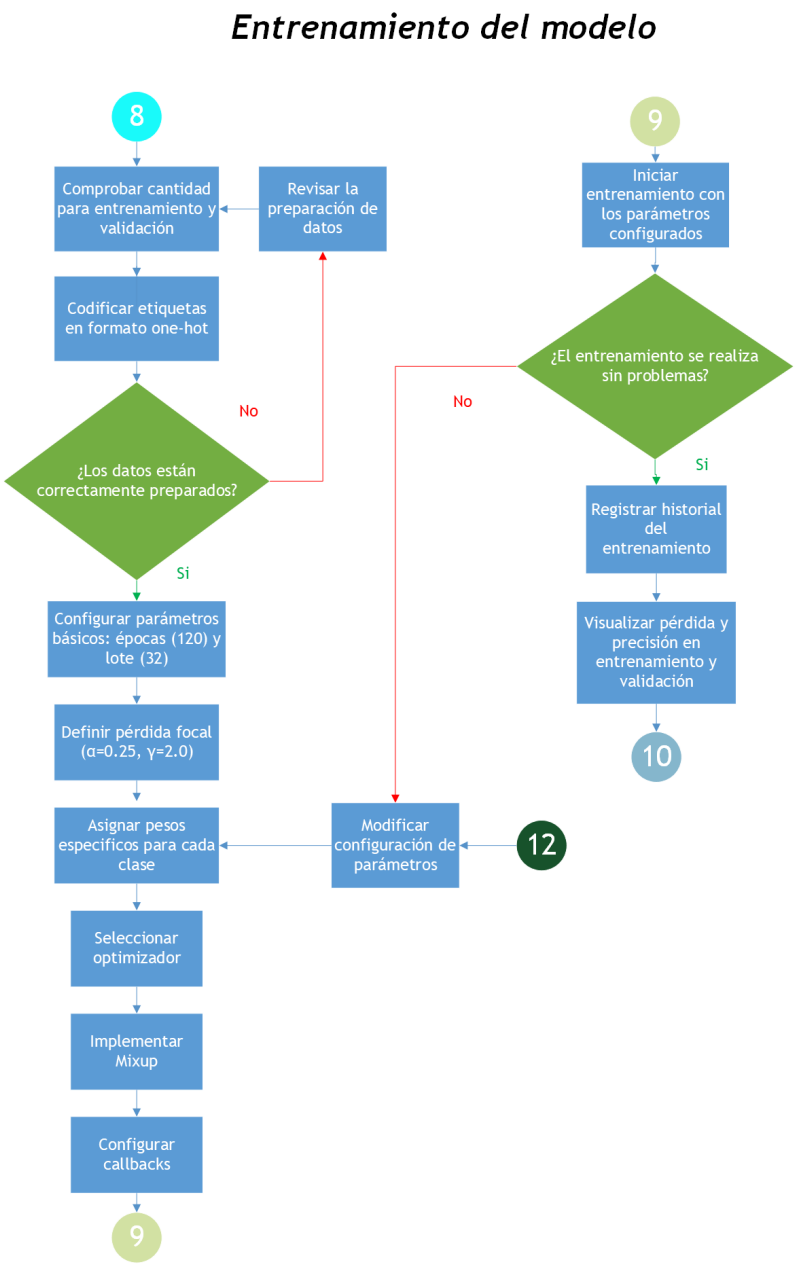


Fig. 4-5. Diagrama de Flujo referente al proceso de entrenamiento

Evaluación de métricas

Al finalizar el entrenamiento, se monitorearon métricas como precisión, sensibilidad y especificidad para evaluar su rendimiento. Además, se utilizó una matriz de confusión y curvas ROC. Estas métricas permitieron identificar qué tan bien distinguía el modelo entre las distintas clases, asegurando que cumpliera con los estándares requeridos para un diagnóstico confiable. El proceso de evaluación de métricas se visualiza en la Fig. 4-6.

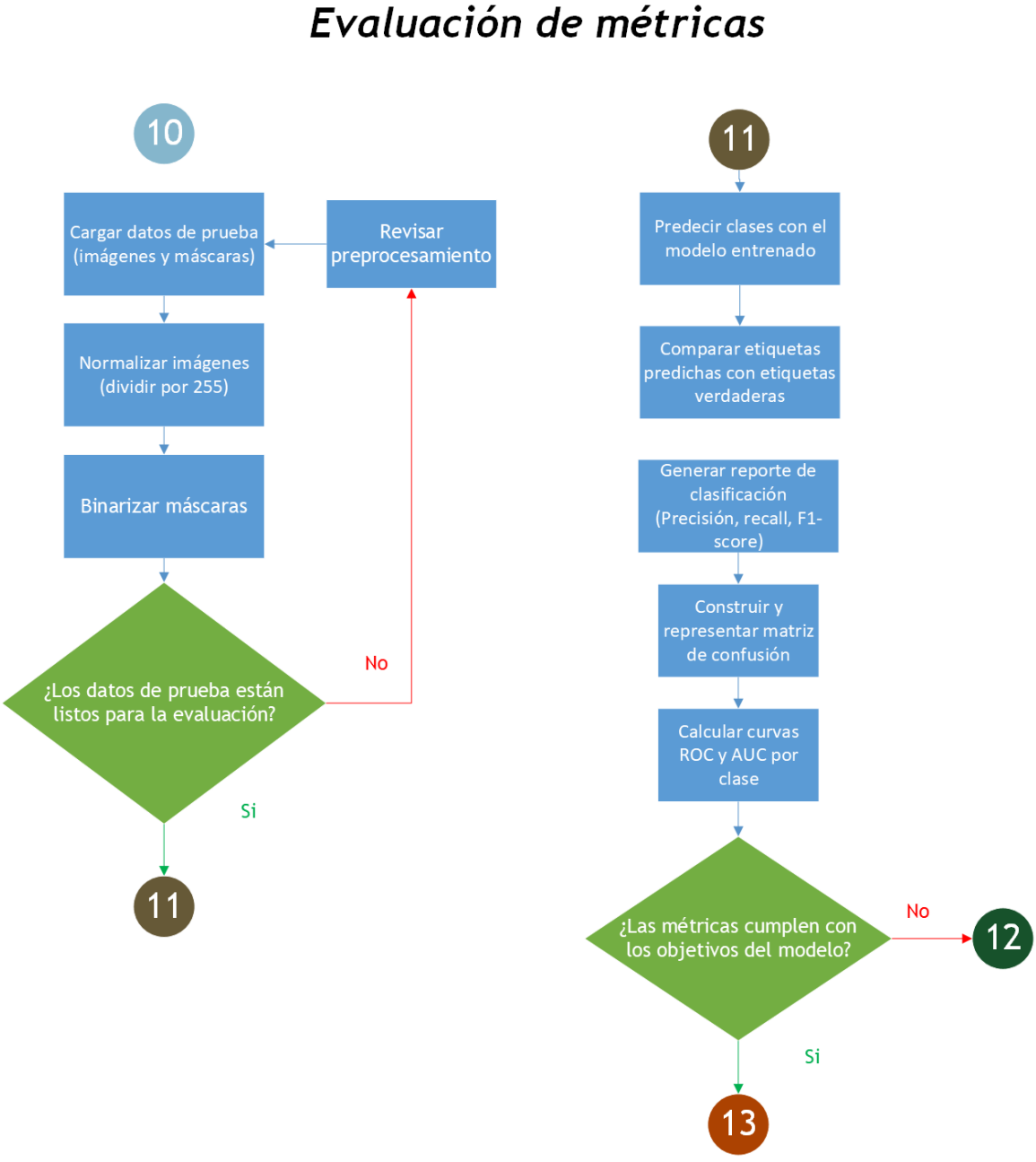


Fig. 4-6. Diagrama de Flujo referente a proceso de evaluación de métricas

Validación del modelo

Finalmente, el modelo se validó con imágenes que no se utilizaron durante el entrenamiento. Esto permitió verificar si podía generalizar correctamente y ofrecer predicciones precisas en casos reales. Este paso aseguró que el modelo fuera robusto y adecuado para aplicarse en un entorno práctico de diagnóstico dermatológico. El desarrollo de la validación se realizó como se muestra en la Fig. 4-7.

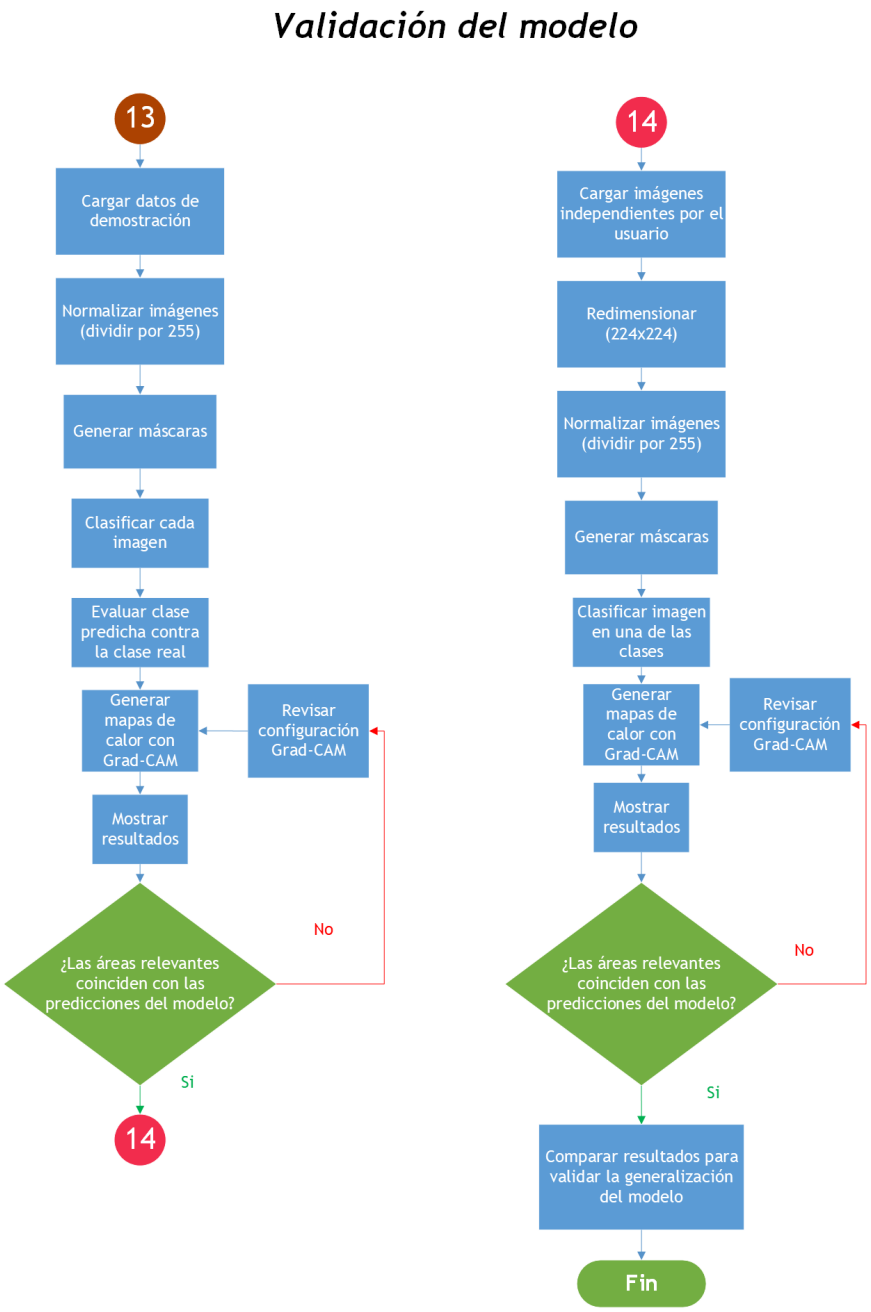


Fig. 4-7. Diagrama de Flujo referente a la validación del modelo con imágenes independientes

4.1.2. Implementación de la página web

La página web se diseñó pensando en la facilidad de uso, permitiendo al usuario cargar imágenes para su análisis. La interfaz, creada con herramientas como HTML, CSS y Bootstrap, presenta un formulario intuitivo donde el usuario puede seleccionar y subir una imagen desde su dispositivo. Esto facilita la interacción con el sistema, los procesos realizados para la implementación de la página web se observa en la Fig. 4-8.

La implementación de la página web fue diseñada como un prototipo funcional, pensado para ser utilizado únicamente por un usuario a la vez. Esto se debe a la configuración del servidor Flask, que corre en un entorno sencillo sin capacidades de escalabilidad o concurrencia avanzada. Además, para permitir el acceso remoto durante las pruebas, se utilizó Ngrok, que expone temporalmente la aplicación a través de una URL pública. Por lo tanto, esta solución está enfocada en demostraciones y pruebas de concepto, más que en un despliegue para múltiples usuarios o entornos de producción.

Flujo de funcionamiento página web: Backend y Frontend (app.py e index.html)

El funcionamiento del sistema comienza cuando el usuario sube una imagen a través del formulario en la página web. Esta imagen se envía al servidor, donde el backend, desarrollado en app.py, realiza el procesamiento. Primero, el servidor verifica que la imagen sea válida. Si cumple con los requisitos, se preprocesa, redimensionando y normalizando su tamaño, y se genera una máscara que resalta detalles clave mediante técnicas avanzadas.

Adicionalmente, se utilizan filtros de suavizado para intensificar las características clave que pueden ser relevantes para la predicción del modelo. Este preprocesamiento asegura que la imagen esté en el formato óptimo antes de ser clasificada.

Después, la imagen y su máscara se envían al modelo de inteligencia artificial, que clasifica la lesión cutánea. Los resultados incluyen la categoría predicha, la probabilidad de la predicción y mensajes personalizados con recomendaciones para el usuario. Finalmente, el backend envía estos resultados al frontend (index.html), donde se muestran en la página web.

En la interfaz, el usuario puede ver la clase predicha, la probabilidad, los mensajes personalizados y la imagen cargada. Además, tiene la opción de subir nuevas imágenes para análisis. Este flujo garantiza una comunicación fluida entre el backend y el frontend, proporcionando una experiencia interactiva y fácil de usar para los usuarios. Todos los pasos referentes al funcionamiento de la página web se pueden visualizar en la Fig. 4-9.

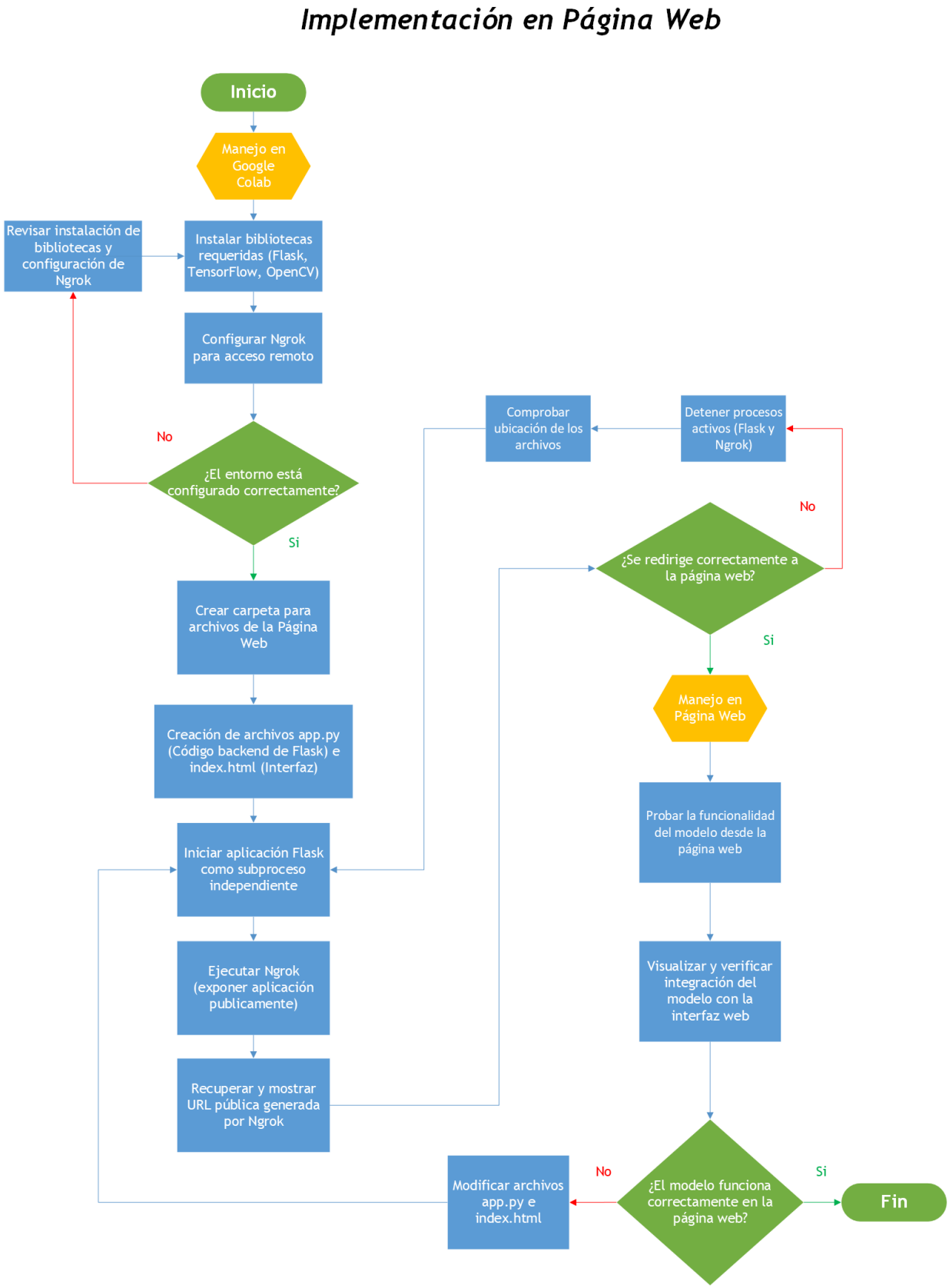


Fig. 4-8. Diagrama de Flujo referente a la implementación de la página web

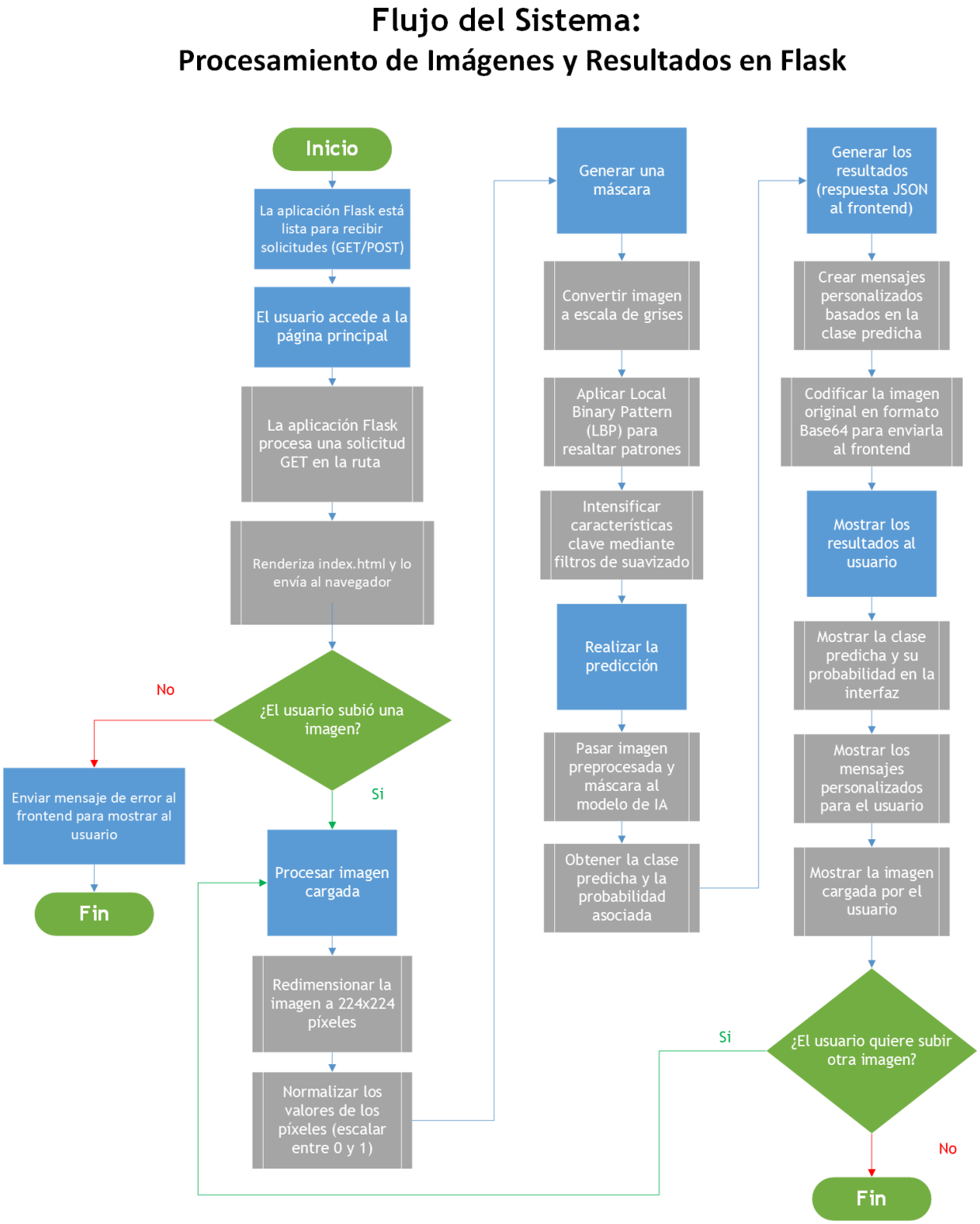


Fig. 4-9. Diagrama de Flujo referente al flujo de funcionamiento de la página web

5. Resultados y Discusión

5.1. Entrenamiento y Validación del Modelo

5.1.1. Evolución de la Pérdida y Precisión

La Fig. 5-1 muestra la evolución de la pérdida y precisión durante el entrenamiento y validación del modelo. La pérdida del conjunto de entrenamiento disminuye de manera constante a medida que avanzan las épocas, lo que indica que el modelo está aprendiendo los patrones específicos del conjunto de datos de entrenamiento. De manera paralela, la precisión aumenta progresivamente y se estabiliza en torno al 98 % después de la época 20.

En el caso del conjunto de validación, que contiene datos no utilizados durante el entrenamiento, la pérdida también presenta una reducción, aunque de forma más moderada. Este comportamiento sugiere que el modelo tiene una buena generalización, es decir, que no solo está memorizando los datos del entrenamiento, sino que también es capaz de identificar patrones aplicables a nuevos datos.

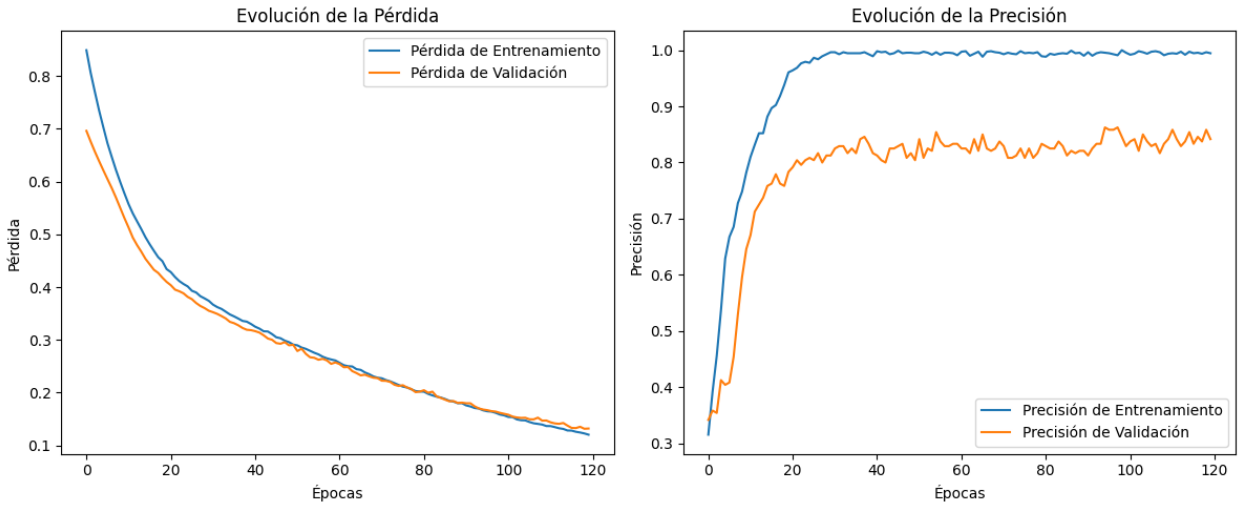


Fig. 5-1. Evolución de pérdida y precisión.

Además, la estabilización simultánea de la pérdida y la precisión para ambos conjuntos indica que el modelo no está sobreajustando. El sobreajuste ocurre cuando el modelo se adapta

excesivamente a los datos de entrenamiento, aprendiendo detalles y ruido irrelevante que lo hacen menos efectivo al trabajar con datos nuevos. En este caso, al evitar el sobreajuste, se confirma que el modelo mantiene un equilibrio entre aprender los patrones del conjunto de entrenamiento y aplicarlos adecuadamente a datos no vistos previamente.

5.2. Métricas de Clasificación

5.2.1. Reporte de Clasificación

Claro, aquí tienes una versión del texto con un lenguaje más natural, fluido y con mejor organización:

En la Tabla 5-1 se resume los resultados del modelo en términos de precisión, sensibilidad (recall) y F1-score, que son indicadores clave para evaluar su desempeño en la clasificación de imágenes. Estas métricas ayudan a entender qué tan bien el modelo identifica correctamente cada clase y cómo maneja posibles errores:

- **Precisión** muestra cuántas de las predicciones realizadas por el modelo fueron correctas. Es especialmente importante para evitar clasificaciones incorrectas como positivas cuando no lo son.

- **Sensibilidad o recall** mide cuántos de los casos positivos reales fueron identificados correctamente. Esto ayuda a determinar si el modelo deja de detectar casos importantes.

- **F1-score** combina la precisión y la sensibilidad en una sola métrica, proporcionando una idea equilibrada del rendimiento general.

La clase Piel Sana (PS) destaca con un rendimiento excepcional, alcanzando valores superiores al 98 % en todas las métricas. Esto demuestra que el modelo clasifica con gran exactitud las imágenes de piel sana, cometiendo muy pocos errores. Tener un alto desempeño en esta categoría es fundamental para garantizar diagnósticos confiables.

Por el contrario, la clase Lentigo Maligno (LM) presenta los valores más bajos, con un F1-score de 76.19 %. Esto indica que el modelo enfrenta dificultades para diferenciar esta clase de otras similares, como Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Una posible causa de esta confusión es que las imágenes de Lentigo Maligno presentan características visuales que se asemejan a las de otras clases, como colores, formas o texturas. Este solapamiento entre clases limita la capacidad del modelo para clasificarlas de manera precisa, lo que indica la necesidad de realizar ajustes en el preprocesamiento y el entrenamiento, así como ampliar la diversidad de datos para las clases con resultados menos favorables.

Tabla 5-1. Reporte de clasificación (Métricas de clasificación)

Reporte de clasificación				
CLASE	**Precisión**	**Recall**	**F1-Score**	**Cantidad imágenes de prueba**
Piel Sana (PS)	0.9836	0.9836	0.9836	61
Lentigo Solar (SL)	0.8689	0.8689	0.8689	61
Lentigo Maligno (LM)	0.7385	0.7869	0.7619	61
Lentigo Maligno Melanoma (LMM)	0.8772	0.8197	0.8475	61
Exactitud Total: 0.8648				

5.2.2. Matriz de Confusión

La Fig. 5-2 muestra la matriz de confusión, que ilustra cómo se distribuyen las predicciones correctas e incorrectas del modelo para cada clase evaluada. En esta matriz, las filas representan las clases reales (etiquetas verdaderas) y las columnas las clases predichas por el modelo. Los valores en la diagonal principal indican las predicciones correctas, mientras que los valores fuera de esta diagonal reflejan los errores de clasificación.

En este caso, se observa que las clases Piel Sana (PS) y Solar Lentigo (SL) tienen el mayor número de predicciones correctas, lo que significa que el modelo identificó correctamente la mayoría de las imágenes pertenecientes a estas categorías. Esto se evidencia en los valores altos ubicados en la diagonal correspondiente a estas clases, con muy pocos errores distribuidos en otras columnas.

Por otro lado, la clase Lentigo Maligno (LM) muestra un desempeño más problemático, ya que una proporción considerable de sus imágenes fueron clasificadas erróneamente como Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Este patrón se refleja en valores significativos fuera de la diagonal en la fila correspondiente a Lentigo Maligno (LM) y la columna de Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Este tipo de error indica que el modelo encuentra dificultades para distinguir entre estas dos clases, probablemente debido a similitudes visuales, como tonalidades o formas compartidas entre las lesiones.

Estos resultados sugieren que, si bien el modelo es efectivo para identificar clases con características distintivas como Piel Sana (PS), aún requiere mejoras para manejar aquellas donde los patrones visuales son más complejos.

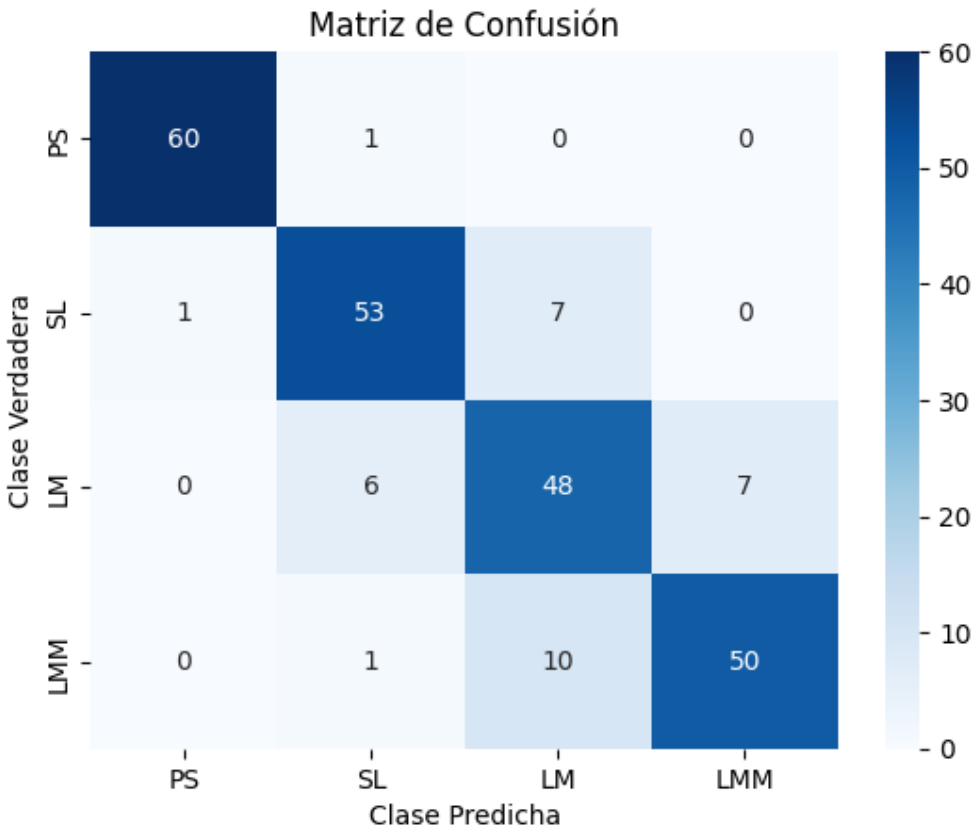


Fig. 5-2. Matriz de confusión.

5.3. Curvas ROC y AUC

Las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic), presentadas en la Fig. 5-3, son una herramienta gráfica que ilustra el desempeño del modelo en la clasificación de cada clase. Estas curvas muestran cómo varían la sensibilidad (también conocida como tasa de verdaderos positivos) y la especificidad (calculada como 1 - tasa de falsos positivos) a medida que se ajusta el umbral de decisión del modelo. En términos simples, la sensibilidad indica qué tan bien el modelo identifica los casos positivos verdaderos, mientras que la especificidad refleja la capacidad del modelo para evitar clasificar incorrectamente como positivos los casos negativos.

El AUC (Área Bajo la Curva) es un valor numérico derivado de las curvas ROC que resume el desempeño general del modelo. Un AUC cercano a 1 indica un excelente desempeño, donde el modelo puede distinguir entre clases con alta precisión, mientras que un AUC de 0.5 implica que el modelo no es mejor que una predicción aleatoria.

En la Fig. 5-3, se observa que las clases Piel Sana (PS) y Lentigo Solar (SL) tienen valores de AUC superiores a 0.95. Esto significa que el modelo es altamente efectivo para diferenciar

estas clases de las demás, mostrando un equilibrio óptimo entre sensibilidad y especificidad. Las curvas ROC de estas clases tienen una forma cercana al vértice superior izquierdo del gráfico, lo que indica un alto rendimiento.

Por el contrario, la clase Lentigo Maligno (LM) muestra un AUC más bajo, alrededor de 0.88, lo que sugiere que el modelo tiene menor precisión al distinguir esta clase de las demás. Esto se refleja en una curva ROC menos pronunciada hacia el vértice superior izquierdo. La diferencia en el AUC puede atribuirse a solapamientos en las características visuales de Lentigo Maligno con otras clases, lo que dificulta su clasificación precisa.

La relación entre las curvas ROC y el AUC radica en que el AUC representa el área total debajo de la curva ROC para cada clase. Cuanto mayor sea esta área, mejor es la capacidad del modelo para clasificar correctamente los datos sin importar el umbral utilizado. Por tanto, el análisis conjunto de las curvas ROC y los valores de AUC permite evaluar tanto el comportamiento detallado como el desempeño global del modelo en la clasificación de todas las clases.

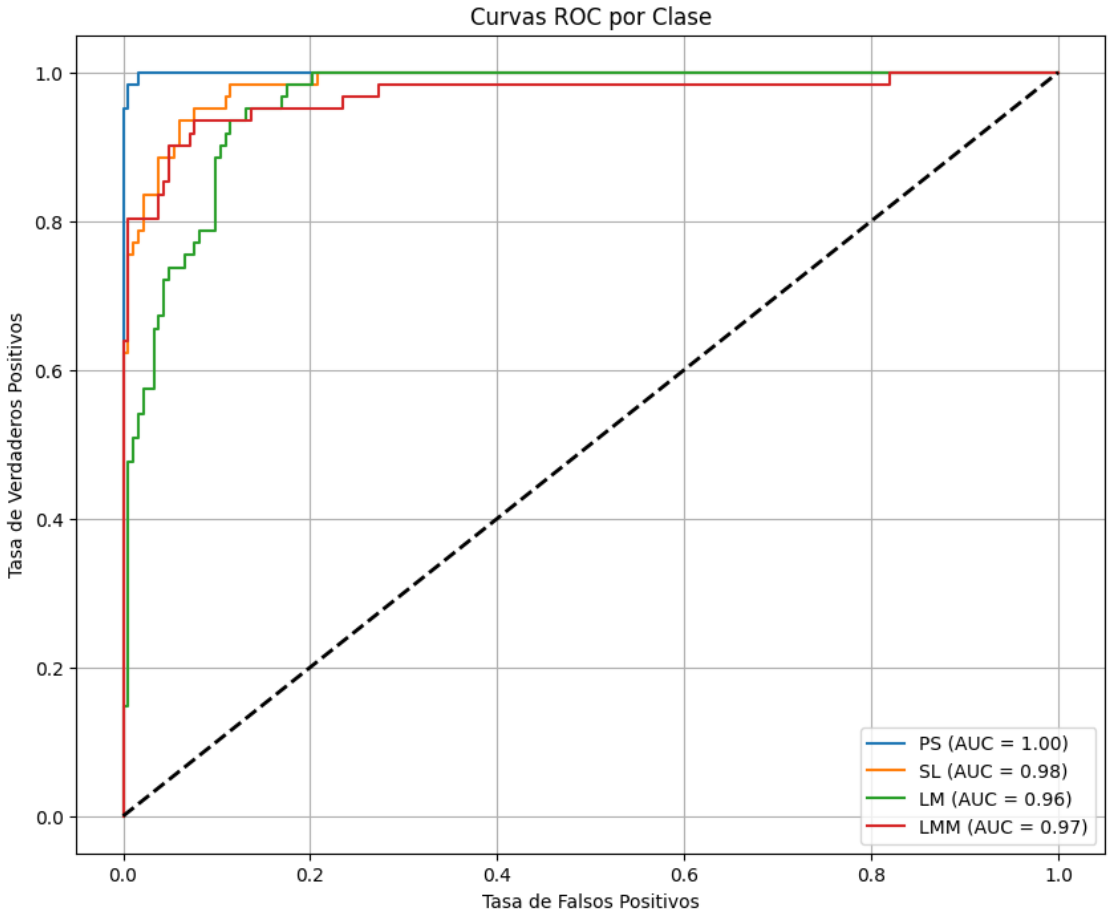


Fig. 5-3. Curvas ROC.

5.4. Resultados con el Conjunto de Demostración

Un ejemplo representativo de los resultados obtenidos con el conjunto de demostración se presenta en la Fig. 5-4 y la Tabla 5-2, los cuales ilustran la capacidad del modelo para clasificar correctamente imágenes de la clase Lentigo Maligno (LM). En la Tabla 5-2, se muestra el nombre de la imagen evaluada (ISIC_6135643.jpg), la clase verdadera asociada a esta imagen (LM), la clase predicha por el modelo (LM) y la probabilidad asignada a esta predicción, que en este caso es del 92.35 %. Esta probabilidad refleja una alta confianza del modelo en su predicción para esta clase, aunque ligeramente inferior en comparación con otras clases, lo que indica que el modelo reconoce la complejidad de esta condición.

Por otro lado, la Fig. 5-4 muestra la imagen original junto con un mapa de calor generado mediante Grad-CAM, que resalta las áreas de interés consideradas relevantes por el modelo para realizar la clasificación. En este ejemplo, se observa que el modelo se centra en zonas específicas de la lesión, caracterizadas por patrones irregulares de pigmentación, lo que coincide con las características visuales típicas de un Lentigo Maligno.

Tabla 5-2. Resultado Conjunto de Demostración (LM)

Imagen Lentigo Maligno	
IMAGEN	*ISIC_6135643.jpg*
Clase Verdadera:	LM
Clase Predicha:	LM (Probabilidad: 92.35 %)

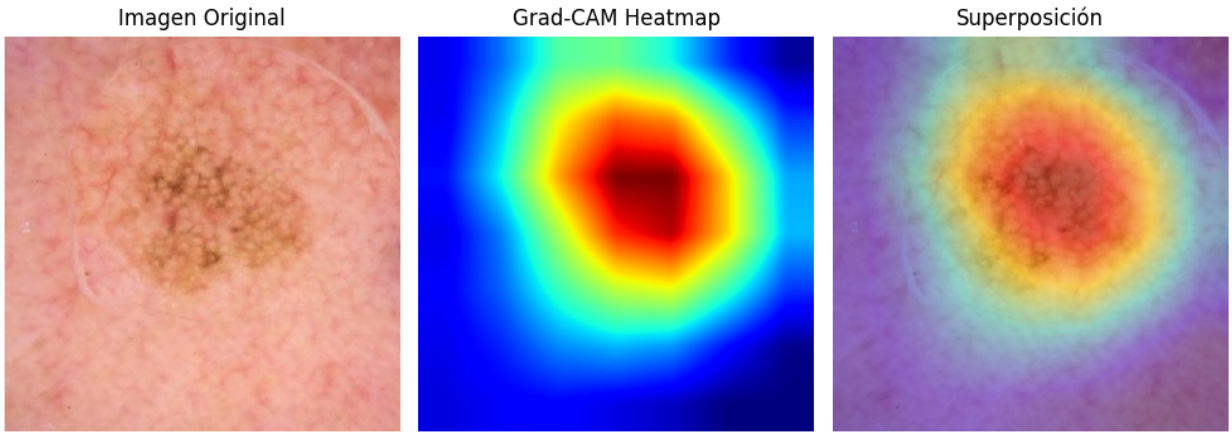


Fig. 5-4. Resultado Lentigo Maligno.

Adicionalmente, las predicciones para las demás clases (Piel Sana, Lentigo Solar y Lentigo Maligno Melanoma) se documentan de manera similar en tablas y figuras complementarias en el Anexo A: Resultados del Conjunto de Demostración para una revisión detallada.

5.4.1. Evaluación con Imágenes Externas

Como parte del proceso de validación del modelo, se realizó una evaluación utilizando imágenes independientes que no formaban parte del conjunto de datos original. Este análisis tuvo como objetivo comprobar la capacidad del modelo para generalizar su desempeño en escenarios con datos desconocidos.

Por ejemplo, en la Tabla 5-3 se muestran los resultados de una imagen externa evaluada (ISIC_0022412.jpg). Esta imagen fue clasificada como Lentigo Maligno (LM) con una probabilidad del 94.94 %, lo que indica una alta confianza del modelo en su predicción. Este resultado destaca la efectividad del modelo para identificar correctamente características relevantes, incluso en datos fuera de la distribución original.

La Fig. 5-5a ilustra la imagen independiente utilizada, mientras que la Fig. 5-5b presenta un análisis detallado del proceso de clasificación utilizando Grad-CAM. En esta figura se muestran tres componentes principales: la Imagen Original, que corresponde a la imagen externa procesada por el modelo; el Grad-CAM Heatmap, un mapa de calor que resalta las áreas de interés donde el modelo centró su atención para realizar la clasificación, con zonas en rojo y amarillo indicando las regiones más relevantes; y la Superposición, que combina visualmente la imagen original con el mapa de calor, permitiendo identificar cómo las características visuales de la imagen se alinean con las regiones destacadas por el modelo.

Este procedimiento no solo permitió validar el modelo en imágenes externas, sino también evaluar y ajustar el código desarrollado para cargar, preprocesar y clasificar imágenes. Estas pruebas garantizaron el correcto funcionamiento del sistema antes de su integración en la plataforma web, asegurando su desempeño confiable en un entorno práctico.

Tabla 5-3. Resultado Clasificación Imagen Independiente

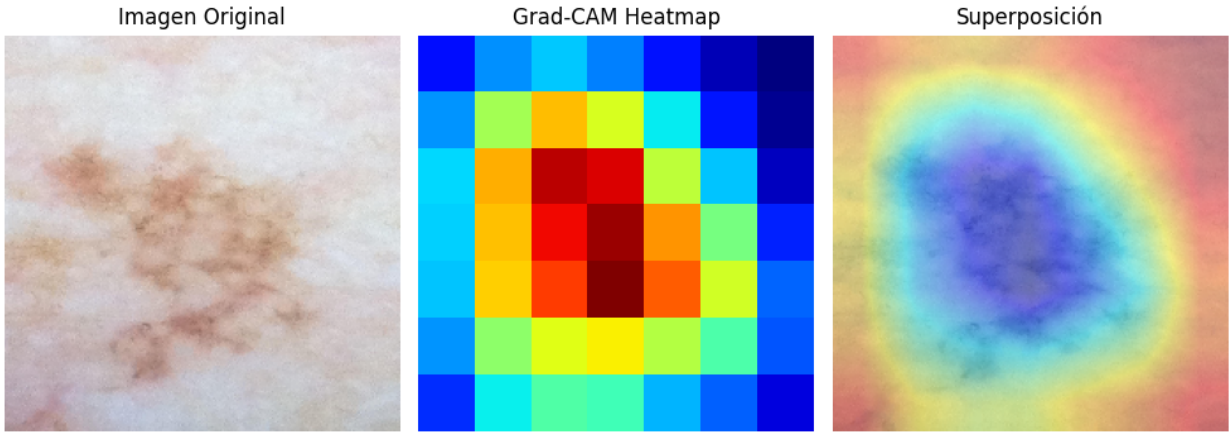
Imagen Independiente	
IMAGEN	*ISIC_0022412.jpg*
Clase Predicha:	LM (Probabilidad: 94.94 %)

5.4.2. Evaluación a través de la Página Web

El modelo fue implementado en una página web para proporcionar una herramienta práctica que permita realizar predicciones en tiempo real. Este sistema facilita que los usuarios carguen imágenes desde una interfaz gráfica sencilla y reciban predicciones basadas en los datos procesados por el modelo.

- **Carga de imágenes:** El usuario carga la imagen desde la interfaz gráfica.

(a) Ejemplo de Imagen Independiente, con la región de interés destacada en color morado.



(b) Ejemplo de Clasificación.

Fig. 5-5. Ejemplo de clasificación de una imagen independiente.

- **Predicción:** El modelo procesa las imagen cargada, predice la clase correspondiente y genera las probabilidades asociadas a cada clase.
- **Visualización de los resultados**: Los resultados son presentados en la interfaz, mostrando la clase predicha junto con mensajes personalizados.

Para complementar esta descripción, la Fig. 5-6 presenta un diagrama de flujo que esquematiza los pasos del sistema, desde la carga de imágenes hasta la visualización del diagnóstico. Este diagrama ofrece una visión clara de la interacción entre los diferentes componentes.

Además, las capturas de pantalla del sistema, incluyendo ejemplos de su uso y funcionamiento, se encuentran en el Anexo B: Capturas de la Página Web. Estas capturas documen-

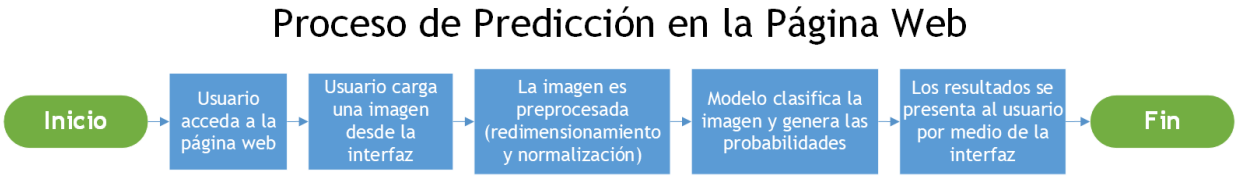


Fig. 5-6. Diagrama de Flujo del Proceso de Predicción en la Página Web.

tan:

- La pantalla inicial donde se cargan las imágenes.
- La interfaz de predicción que presenta las clases asignadas y las probabilidades correspondientes.
- Ejemplos de mensajes personalizados generados según la predicción del modelo.

5.4.3. Discusión de los Resultados

El análisis de los datos muestra que el modelo tiene un desempeño sólido en general, aunque se identificaron diferencias importantes en su capacidad para clasificar correctamente cada clase. A continuación, se presenta un desglose detallado de los resultados por categoría y su comparación con los valores ideales.

Métricas de Clasificación

Las métricas clave, como la precisión, el recall y el F1-score, indican qué tan efectivamente el modelo clasifica las imágenes en cada clase. En un modelo perfecto, estos valores alcanzarían el 100 %, indicando una clasificación sin errores.

- **Piel Sana (PS)**

  Esta clase obtuvo los mejores resultados, con valores de precisión, recall y F1-score en 98.36 %, muy cerca del ideal. La pequeña desviación de 1.64 puntos porcentuales indica un desempeño muy confiable.

- **Lentigo Solar (SL)**

  Los resultados fueron ligeramente menores, con un promedio de 86.89 % en todas las métricas, lo que supone una diferencia de 13.11 puntos respecto al valor perfecto. Esto sugiere que el modelo funciona bien, aunque con margen para mejorar.

- **Lentigo Maligno (LM)**

  Esta clase presentó el desempeño más bajo, con una precisión de 73.85 % y un F1-score de 76.19 %. Estas cifras están a más de 20 puntos del ideal, evidenciando las dificultades del modelo para clasificar correctamente estas imágenes.

- **Lentigo Maligno Melanoma (LMM)**

  Los resultados fueron intermedios, con métricas cercanas al 85 %, lo que indica un desempeño razonable, pero con espacio para mejorar en comparación con clases más claras como Piel Sana.

Análisis de la Matriz de Confusión

La matriz de confusión muestra la distribución de aciertos y errores para cada clase. En un escenario perfecto, todas las predicciones caerían en la diagonal principal, representando un 100 % de aciertos.

- **Piel Sana (PS)**

  El modelo clasificó correctamente el 98 % de las imágenes, con solo un 2 % de errores que fueron asignados a Lentigo Solar (SL).

- **Lentigo Solar (SL)**

  El 87 % de las imágenes se clasificaron correctamente, mientras que el 13 % se distribuyó entre Piel Sana (PS) y Lentigo Maligno (LM), mostrando cierta confusión con estas clases.

- **Lentigo Maligno (LM)**

  Solo el 76 % de las imágenes se clasificaron correctamente, y el 24 % restante se confundió principalmente con Lentigo Maligno Melanoma (LMM), evidenciando un solapamiento visual entre estas dos clases.

- **Lentigo Maligno Melanoma (LMM)**

  El modelo acertó en el 82 % de los casos, pero los errores (18 %) se asignaron principalmente a Lentigo Maligno (LM), indicando dificultades para diferenciar entre ambas.

Evaluación de las Curvas ROC y AUC

Las curvas ROC y los valores de AUC permiten medir la capacidad del modelo para distinguir entre las clases. Un AUC de 1 representaría un desempeño ideal.

- **Piel Sana (PS)**

  Logró un AUC de 0.97, con una desviación de solo 3 %, lo que confirma su confiabilidad.

- **Lentigo Solar (SL)**

  Alcanzó un AUC de 0.96, demostrando un buen desempeño, aunque levemente inferior al de Piel Sana.

- **Lentigo Maligno (LM)**

  Registró un AUC de 0.88, con una desviación del 12 %, lo que refleja dificultades significativas para separar esta clase de otras.

- **Lentigo Maligno Melanoma (LMM)**

  Con un AUC de 0.91, esta clase mostró una capacidad de discriminación aceptable, aunque con margen de mejora.

Resultados del Conjunto de Demostración

El modelo fue probado con dos imágenes de cada clase. Utilizando Grad-CAM, se validó visualmente que las predicciones se basaron en áreas relevantes. Un modelo perfecto habría asignado un 100 % de probabilidad a las clases correctas.

- **Piel Sana (PS)**

  Ambas imágenes fueron clasificadas correctamente, con un promedio de probabilidad de 99.48 %, muy cerca del ideal.

- **Lentigo Solar (SL)**

  También acertó en ambas imágenes, con un promedio de probabilidad de 83.96 %, reflejando una mayor incertidumbre en comparación con otras clases.

- **Lentigo Maligno (LM)**

  Las dos imágenes fueron correctamente clasificadas, con un promedio de probabilidad de 94.60 %, lo que indica un buen desempeño, aunque no tan confiable como en Piel Sana.

- **Lentigo Maligno Melanoma (LMM)**

  El modelo acertó en ambas imágenes, con un promedio de probabilidad de 98.63 %, muy próximo al ideal.

Desempeño General

Al evaluar todas las métricas y clases, el modelo mostró un desempeño promedio del 86.5 %. Si bien los resultados son sólidos para Piel Sana y Lentigo Solar, clases como Lentigo Maligno requieren atención adicional, ya que presentan las desviaciones más altas respecto a los valores ideales.

6. Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Conclusiones

- El modelo desarrollado alcanzó una precisión general del 86.47 %, consolidándose como una herramienta confiable para clasificar lesiones cutáneas en cuatro categorías principales: Piel Sana (PS), Lentigo Solar (SL), Lentigo Maligno (LM) y Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Estos resultados destacan su potencial como recurso complementario en el diagnóstico temprano de enfermedades dermatológicas, con énfasis en el lentigo maligno como caso de interés principal.

- Las métricas del modelo reflejan un rendimiento equilibrado en la mayoría de las clases, destacando un F1-score de 98.36 % en Piel Sana (PS) y 86.89 % en Lentigo Solar (SL). Aunque Lentigo Maligno (LM) presentó el menor desempeño con un F1-score de 76.19 %, lo que indica desafíos en su clasificación, el modelo mantiene un buen desempeño general, como lo demuestra el 84.75 % alcanzado en Lentigo Maligno Melanoma (LMM). Estos resultados evidencian un balance positivo y orientan futuros ajustes para optimizar la detección de lentigo maligno.

- La implementación de Grad-CAM permitió verificar que el modelo se enfoca en áreas clave de las imágenes al tomar decisiones, reforzando su interpretabilidad y credibilidad. Sin embargo, el desempeño en pruebas externas mostró que solo el 76 % de los casos de Lentigo Maligno fueron clasificados correctamente, lo que señala una oportunidad clara de mejora en esta categoría crítica.

- La calidad y diversidad del conjunto de datos utilizado influyeron significativamente en el rendimiento del modelo. Aunque el sistema demostró su capacidad para procesar imágenes y detectar características relevantes mediante redes neuronales convolucionales, un enfoque más exhaustivo en la recopilación de datos podría optimizar los resultados, especialmente en Lentigo Maligno.

- La implementación inicial en Google Colab demuestra la viabilidad de realizar predicciones en tiempo real, aunque las limitaciones prácticas (como el acceso limitado a un solo usuario y la necesidad de ejecución manual) sugieren que futuras iteraciones deben enfocarse en mejorar la escalabilidad y la accesibilidad del sistema.

- En general, el modelo ha demostrado ser una herramienta prometedora para la detección de lesiones cutáneas y lentigo maligno. Sin embargo, es esencial continuar trabajando en la optimización de las categorías con menor rendimiento, mejorar la diversidad de datos y explorar soluciones tecnológicas que permitan la implementación práctica a mayor escala.

6.2. Recomendaciones

- Es fundamental incrementar el número de imágenes disponibles, especialmente en las categorías con menor precisión, como Lentigo Maligno (LM) y Lentigo Maligno Melanoma (LMM), para mejorar el desempeño del modelo en estas clases críticas.
- Se recomienda realizar estudios colaborativos con especialistas en dermatología para evaluar el modelo en entornos clínicos reales, midiendo métricas clave como sensibilidad, especificidad y tasas de error. Además, utilizar imágenes capturadas en clínicas y hospitales permitirá comprobar su aplicabilidad en condiciones prácticas y cotidianas.
- Para ampliar el uso del modelo, sería útil adaptarlo a dispositivos móviles y equipos de bajo rendimiento mediante técnicas de compresión y optimización que mantengan una precisión superior al 85 %. También es necesario probar su robustez en diversas condiciones de luz y resolución.
- Para diversificar las aplicaciones del sistema, se sugiere incluir otras patologías cutáneas, como carcinomas basocelulares o queratosis actínica. Además, colaborar con instituciones médicas permitirá recolectar datos adicionales y enriquecer el entrenamiento del modelo con casos clínicos representativos.

A. Anexo: Resultados del Conjunto de Demostración

Este anexo presenta los resultados completos obtenidos con el conjunto de demostración, que se utilizaron para validar el desempeño del modelo en la clasificación de imágenes de las clases Piel Sana (PS), Lentigo Solar (SL), Lentigo Maligno (LM) y Lentigo Maligno Melanoma (LMM). A continuación, se incluyen las tablas y figuras correspondientes para cada caso evaluado, junto con los mapas de Grad-CAM que resaltan las áreas de interés en cada imagen analizada por el modelo.

A.1. Piel Sana (PS)

En esta sección se presentan los resultados obtenidos por el modelo al clasificar imágenes pertenecientes a la clase Piel Sana (PS). Ambas imágenes del conjunto de demostración fueron clasificadas correctamente, con probabilidades asignadas de 99.55 % y 99.40 %. Estos resultados reflejan un alto nivel de confianza del modelo al identificar esta clase. Los detalles de cada imagen se encuentran en la Tabla A-1 y la Fig. A-1 para la primera imagen, así como en la Tabla A-2 y la Fig. A-2 para la segunda.

Tabla A-1. Resultado Conjunto de Demostración (PS)

Imagen Piel Sana	
IMAGEN	*piel16.jpg*
Clase Verdadera:	PS
Clase Predicha:	PS (Probabilidad: 99.55 %)

Tabla A-2. Resultado Conjunto de Demostración (PS)

Imagen Piel Sana	
IMAGEN	*piel26.jpg*
Clase Verdadera:	PS
Clase Predicha:	PS (Probabilidad: 99.40 %)

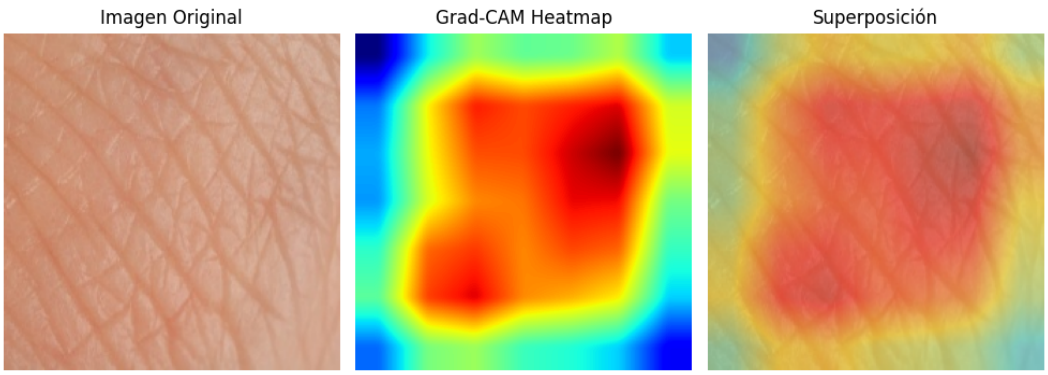


Fig. A-1. Resultado Piel Sana.

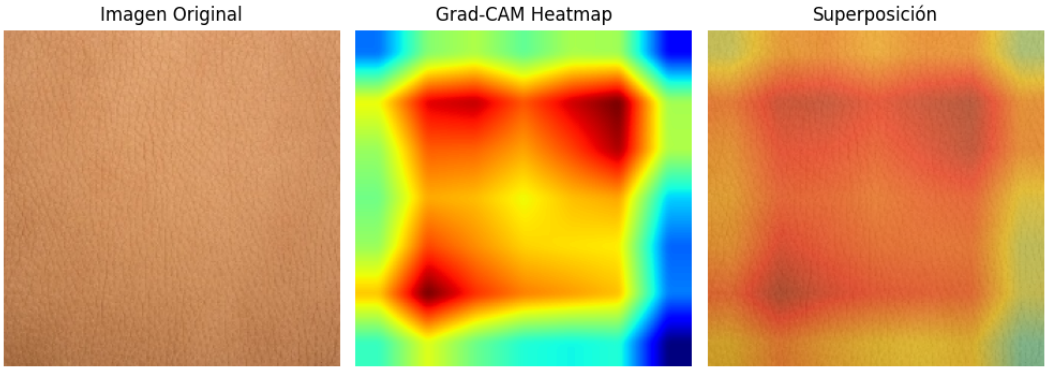


Fig. A-2. Resultado Piel Sana.

A.2. Lentigo Solar (SL)

Los resultados del modelo para la clase Lentigo Solar (SL) muestran que ambas imágenes fueron clasificadas correctamente. Sin embargo, las probabilidades asignadas, de 92.60 % y 75.32 %, evidencian cierta variabilidad en la confianza del modelo al predecir esta clase. Esta diferencia sugiere que, aunque el modelo identifica correctamente Lentigo Solar, podría beneficiarse de ajustes para aumentar la seguridad en sus predicciones. Los detalles completos están documentados en la Tabla A-3, Fig. A-3, Tabla A-4 y Fig. A-4.

Tabla A-3. Resultado Conjunto de Demostración (SL)

Imagen Lentigo Solar	
IMAGEN	*ISIC_5849354.jpg*
Clase Verdadera:	SL
Clase Predicha:	SL (Probabilidad: 92.60 %)

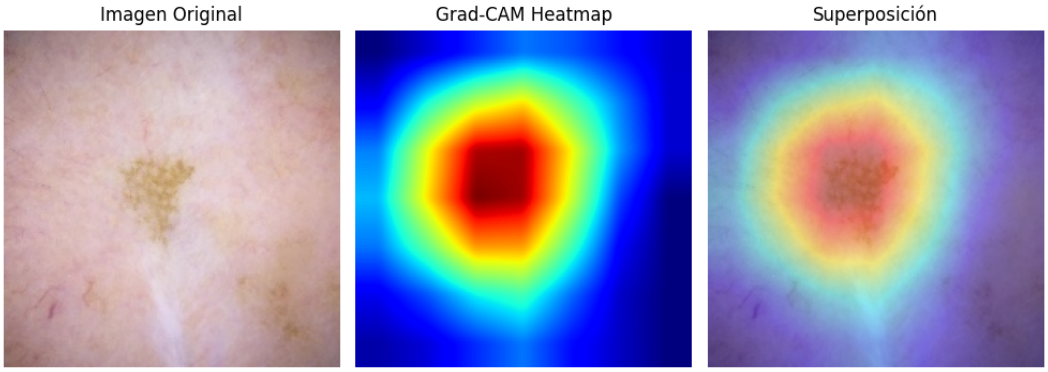


Fig. A-3. Resultado Lentigo Solar.

Tabla A-4. Resultado Conjunto de Demostración (SL)

Imagen Lentigo Solar	
IMAGEN	*ISIC_5849354.jpg*
Clase Verdadera:	SL
Clase Predicha:	SL (Probabilidad: 75.32 %)

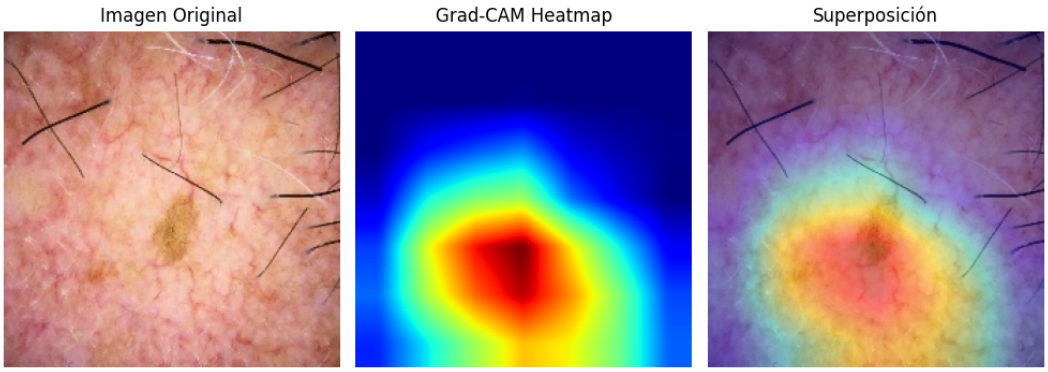


Fig. A-4. Resultado Lentigo Solar.

A.3. Lentigo Maligno (LM)

Para la clase Lentigo Maligno (LM), el modelo clasificó correctamente ambas imágenes evaluadas, con probabilidades de 96.84 % y 92.35 %. Estos resultados reflejan un desempeño sólido, aunque se observa una ligera diferencia en la confianza de las predicciones. Es importante señalar que una de estas imágenes (ISIC 6135643.jpg) fue seleccionada como caso representativo y analizada en detalle en la sección de resultados del capítulo principal. Los detalles completos de las imágenes se presentan en la Tabla A-5, Fig. A-5, Tabla 5-2 y Fig. 5-4.

Tabla A-5. Resultado Conjunto de Demostración (LM)

Imagen Lentigo Maligno	
IMAGEN	*ISIC_2448897.jpg*
Clase Verdadera:	LM
Clase Predicha:	LM (Probabilidad: 96.84 %)

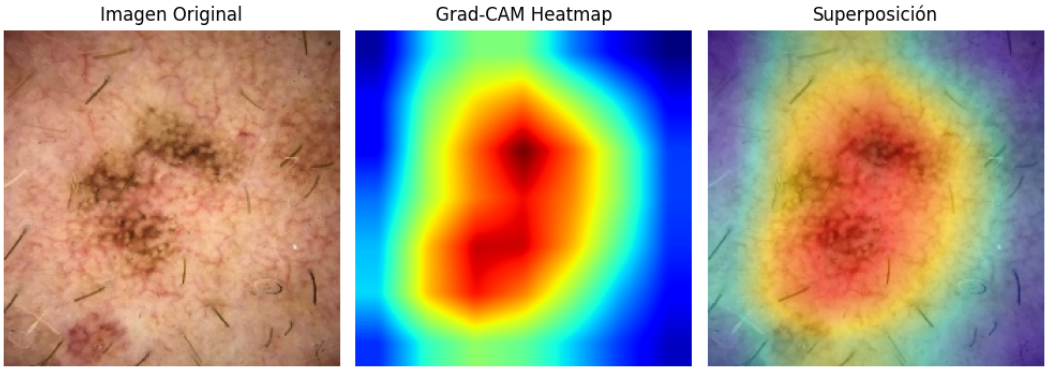


Fig. A-5. Resultado Lentigo Maligno.

A.4. Lentigo Maligno Melanoma (LMM)

En la clase Lentigo Maligno Melanoma (LMM), el modelo mostró un alto nivel de precisión, clasificando ambas imágenes correctamente con probabilidades asignadas de 99.89 % y 97.36 %. Esto indica que el modelo es capaz de identificar esta clase con gran confianza y consistencia. Los resultados detallados pueden encontrarse en la Tabla A-6, Fig. A-6, Tabla A-7 y Fig. A-7.

Tabla A-6. Resultado Conjunto de Demostración (LMM)

Imagen Lentigo Maligno Melanoma	
IMAGEN	*ISIC_0021543.jpg*
Clase Verdadera:	LMM
Clase Predicha:	LMM (Probabilidad: 99.89 %)

Tabla A-7. Resultado Conjunto de Demostración (LMM)

Imagen Lentigo Maligno Melanoma	
IMAGEN	*ISIC_0023785.jpg*
Clase Verdadera:	LMM
Clase Predicha:	LMM (Probabilidad: 97.36 %)

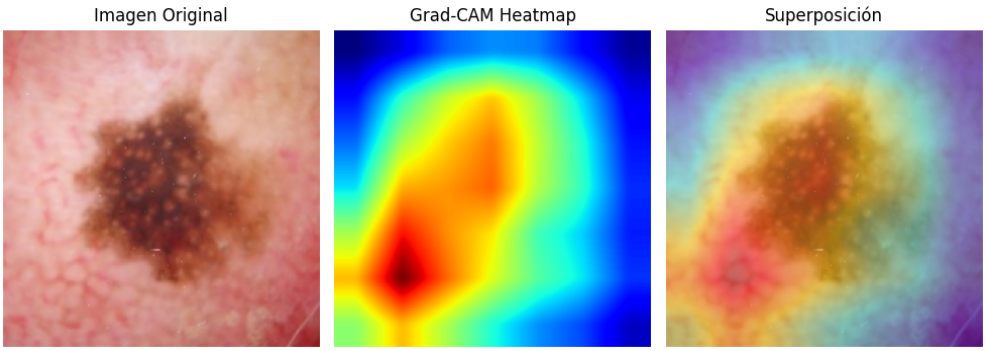


Fig. A-6. Resultado Lentigo Maligno Melanoma.

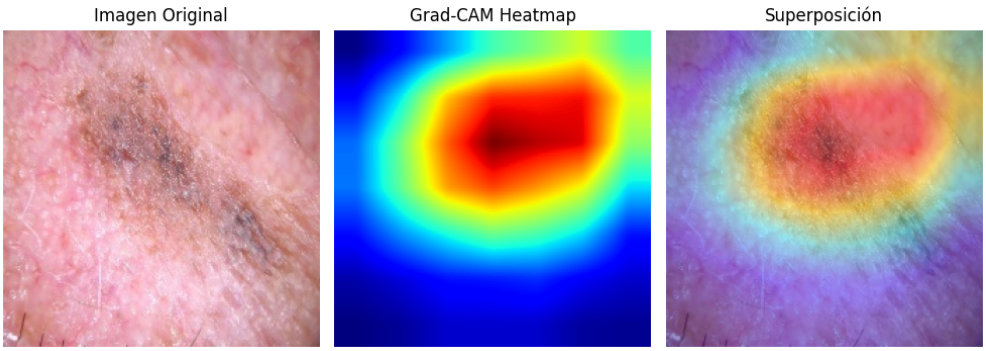


Fig. A-7. Resultado Lentigo Maligno Melanoma.

B. Anexo: Capturas de la Página Web

En este anexo se presentan las capturas de pantalla que documentan el funcionamiento de la página web desarrollada para implementar el modelo de clasificación de imágenes de cáncer de piel. Estas imágenes muestran los pasos principales del flujo de trabajo del sistema, desde la carga de la imagen hasta la presentación de los resultados.

La Fig. B-1 muestra la pantalla inicial de la página web, donde los usuarios tienen la opción de cargar una imagen desde su dispositivo utilizando el botón "Browsez procesarla mediante el botón "Procesar". Este punto marca el inicio del flujo de trabajo, permitiendo al modelo recibir la imagen para su posterior análisis.

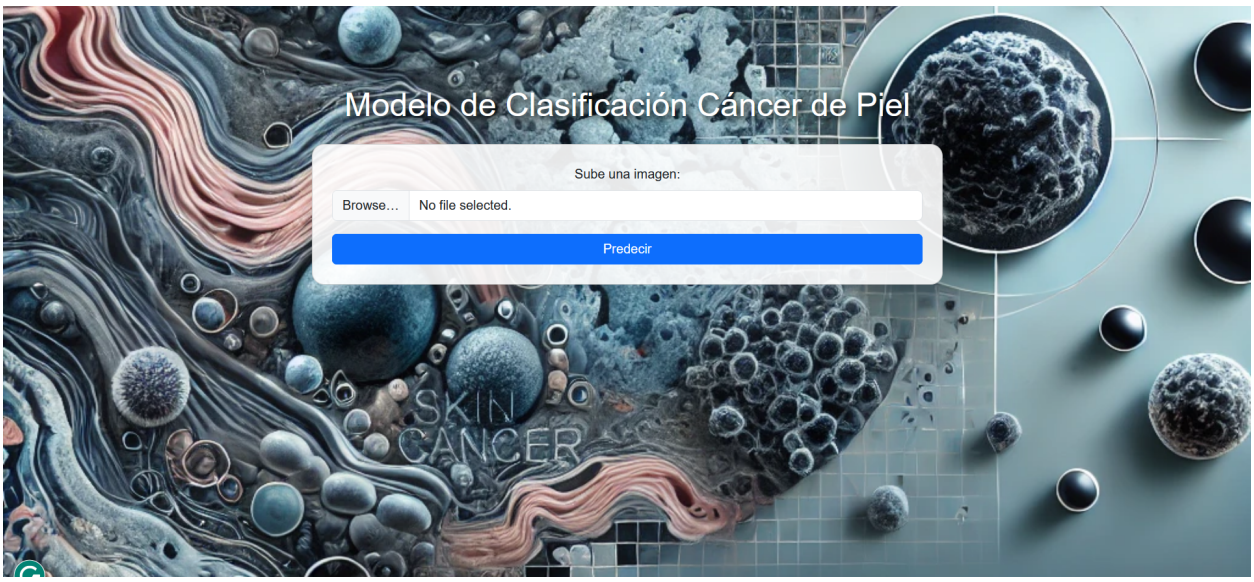


Fig. B-1. Página Web (Pantalla Inicial).

La Fig. B-2 ilustra la pantalla de resultados tras cargar y procesar una imagen a través del modelo. En esta pantalla, se presenta la siguiente información clave:

- **Clase Predicha:** En este ejemplo, la imagen fue clasificada como "Lentigo Maligno Melanoma (LMM)".
- **Probabilidad:** El modelo asignó una probabilidad del 99.89 % a esta predicción.

- **Diagnóstico:** Se incluye un mensaje personalizado que destaca la importancia de consultar a un dermatólogo para confirmar el diagnóstico, así como la relevancia de un tratamiento temprano para mejorar el pronóstico. Además, se incluye una versión miniatura de la imagen cargada.

Fig. B-2. Página Web (Predicción de clasificación).

Bibliografía

[1] Akmal, Kamal ; Kareem, Ajmal: Types of Cancer: Carcinoma, Sarcoma, Leukemia, Lymphoma, and Myeloma. (2023)

[2] Ang, Koon M. ; El-kenawy, El Sayed M. ; Abdelhamid, Abdelaziz A. ; Ibrahim, Abdelhameed ; Alharbi, Amal H. ; Khafaga, Doaa S. ; Tiang, Sew S. ; Lim, Wei H.: Optimal Design of Convolutional Neural Network Architectures Using Teaching–Learning-Based Optimization for Image Classification. En: *Symmetry* 14 (2022), 11. – ISSN 20738994

[3] Bray, Freddie ; Laversanne, Mathieu ; Sung, Hyuna ; Ferlay, Jacques ; Siegel, Rebecca L. ; Soerjomataram, Isabelle ; Jemal, Ahmedin: Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. En: *CA: A Cancer Journal for Clinicians* 74 (2024), 5, p. 229–263. – ISSN 0007–9235

[4] C, Vinutha D.: Literature Review: Skin Cancer Types Detection Using Deep Learning. En: *INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT* 08 (2024), 4, p. 1–5. – ISSN 25823930

[5] Cueva, Patricia ; Tarupi, Wilmer ; Caballero, Henry: Cancer incidence and mortality in Quito: information to monitor cancer control policies. En: *Colombia Medica* 53 (2022), 2. – ISSN 16579534

[6] DermNet NZ: DermNet NZ - Images and Topics. 2025. – Imágenes consultadas: Sarcoma de Kaposi, Carcinoma basal, Melanoma, Leucemia cutánea y Linfoma cutáneo. Consultado: Enero, 2025

[7] Deshmukh, Abhinav: Artificial Intelligence in Medical Imaging: Applications of Deep Learning for Disease Detection and Diagnosis. En: *Universal Research Reports* 11 (2024), 6, p. 31–36. – ISSN 2348–5612

[8] Duggal, Bhanu: SKIN CANCER DETECTION. En: *INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT* 08 (2024), 6, p. 1–5. – ISSN 25823930

[9] Edwards, Katlyn ; Scalisi, Corrie ; DeMars-Smith, Julianne ; Lee, Key: Google Colab for Teaching CS and ML. En: *ACM Digital Library* (2024)

[10] Fan, Feng-Lei ; Li, Yingxin ; Peng, Hanchuan ; Zeng, Tieyong ; Wang, Fei: Towards NeuroAI: Introducing Neuronal Diversity into Artificial Neural Networks. (2023), 1

[11] Geng, Shukun: Analysis of the Different Statistical Metrics in Machine Learning. En: *Highlights in Science, Engineering and Technology IFMPT* 2024 (2024)

[12] Ghosh, Arjun ; Jana, Nanda D. ; Mallik, Saurav ; Zhao, Zhongming: Designing optimal convolutional neural network architecture using differential evolution algorithm. En: *Patterns* (2023). – ISSN 26663899

[13] Godar, Dianne E. ; Subramanian, Madhan ; Merrill, Stephen J.: Cutaneous malignant melanoma incidences analyzed worldwide by skin type over advancing age of males and females: Evidence estrogen and androgenic hair are risk factors. En: *Journal of Epidemiological Research* 3 (2016), 12. – ISSN 2377–9306

[14] Gregoor, Anna M. S. ; Sangers, Tobias E. ; Bakker, Lytske J. ; Hollestein, Loes ; de Groot, Carin A. U. ; Nijsten, Tamar ; Wakkee, Marlies: An artificial intelligence based app for skin cancer detection evaluated in a population based setting. En: *npj Digital Medicine* 6 (2023), 12. – ISSN 23986352

[15] Huang, Gao ; Liu, Zhuang ; Pleiss, Geoff ; Maaten, Laurens Van D. ; Weinberger, Kilian Q.: Convolutional Networks with Dense Connectivity. En: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 44 (2022), 12, p. 8704–8716. – ISSN 19393539

[16] ISIC Archive: Lentigo Maligno Image. En: *ISIC Database Collection*. 2024. – Consultado: Noviembre, 2024

[17] ISIC Archive: Lentigo Maligno Melanoma Image. En: *ISIC Database Collection*. 2024. – Consultado: Noviembre, 2024

[18] ISIC Archive: Lentigo Solar Image. En: *ISIC Database Collection*. 2024. – Consultado: Noviembre, 2024

[19] Islam, Md. R. ; Akash, Shopnil ; Rauf, Abdur ; Sharma, Rohit: Skin cancer from the perspective of public health concerns: etiology, transmission, diagnosis, treatment, and complications – correspondence. En: *Annals of Medicine & Surgery* 85 (2023), 5, p. 2266–2267

[20] Javadhesari, S M. ; H, Vaezi H.: Structural, cellular and molecular mechanisms involved in the Epithelial-to-Mesenchymal Transition in Cancer. En: *Cell and Tissue Journal* 13 (2022), 6, p. 71–94

[21] Jeong, Jisu ; Lee, Wonmin ; Kim, Ye A. ; Lee, Yun J. ; Kim, Sohyun ; Shin, Jaeyeon ; Choi, Yueun ; Kim, Jihan ; Lee, Yoonsung ; Kim, Man S. ; Kwon, Soon H.: Multi-System-Level Analysis Reveals Differential Expression of Stress Response-Associated Genes in Inflammatory Solar Lentigo. En: *International Journal of Molecular Sciences* 25 (2024), 4. – ISSN 14220067

[22] Koshy, Eldo ; Annamma, Lovely M. ; Idrissi, Hafsa A. ; Abutayyem, Huda: Management of a Failed Hybrid Implant Full-arch Prosthesis-A Case Report. En: *Bangladesh Journal of Medical Science* 23 (2024), 1, p. 266–271. – ISSN 20760299

[23] Maduranga, M. W. ; Nandasena, Dilshan: Mobile-Based Skin Disease Diagnosis System Using Convolutional Neural Networks (CNN). En: *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing* 14 (2022), 6, p. 47–57. – ISSN 20749082

[24] Malik, Udit: Image Processing in Open CV. En: *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology* 10 (2022), 6, p. 2664–2666

[25] Mane, Deepak ; Jaybhaye, Sangita ; Sawleshwarkar, Atharva ; Shaha, Shraddha ; Shaikh, Farhan ; Yeole, Pratik: Nonlinear Analysis in Skin Cancer Detection: Customized Convolutional Neural Networks Approach. En: *Communications on Applied Nonlinear Analysis* 31 (2024), p. 1074–133. – ISSN 1074–133X

[26] Mehta, Deval ; Betz-Stablein, Brigid ; Nguyen, Toan D. ; Gal, Yaniv ; Bowling, Adrian ; Haskett, Martin ; Sashindranath, Maithili ; Bonnington, Paul ; Mar, Victoria ; Soyer, H P. ; Ge, Zongyuan: Revamping AI Models in Dermatology: Overcoming Critical Challenges for Enhanced Skin Lesion Diagnosis. (2023), 11

[27] Mullick, Mohammad Abu O. ; Khan, Nafi S. ; Fahid, Ahnaf T. ; Mahmud, Mahin ; Rahman, Raiyan: A CNN Based Ensemble Deep Learning Approach for Melanoma Detection. En: *2024 IEEE Region 10 Symposium, TENSYMP 2024* (2024). ISBN 9798350364866

[28] Naik, Piyu P.: Cutaneous Malignant Melanoma: A Review of Early Diagnosis and Management. En: *World Journal of Oncology* 12 (2021), 2, p. 7–19. – ISSN 1920454X

[29] Naik, Piyu P.: Diagnosis and Management of Lentigo Maligna: Clinical Presentation and Comprehensive Review. En: *Journal of Skin Cancer* 2021 (2021). – ISSN 20902913

[30] Narendran, S.: Detection and Analysis of Skin Cancer using different Machine Learning for enhanced accuracy. En: *2023 7th International Conference on Electronics, Materials Engineering and Nano-Technology, IEMENTech 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023. – ISBN 9798350305517

[31] Parlika, Rizky ; Khariono, Heri ; Kusuma, Haidar A. ; Abrori, Merdin R. ; Rofik, Moh A.: IMPLEMENTASI AKSES MYSQL DAN WEB SERVER LOKAL MELALUI JARINGAN INTERNET MENGGUNAKAN NGROK. En: *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer* (2020). – ISSN 2656–1948

[32] Peng, Ziruo ; Ren, Xiaolin: International Journal of Biology and Life Sciences Application and Development of Artificial Intelligence-based Medical Imaging Diagnostic Assistance System. (2024). – ISSN 2957–9511

[33] Pereira, Pedro M M. ; Fonseca-Pinto, Rui ; Paiva, Rui P. ; Tavora, Luis M N. ; Assuncao, Pedro A A. ; Faria, Sergio M M D.: Accurate Segmentation of Dermoscopic Images based on Local Binary Pattern Clustering. En: *42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)* (2019)

[34] Prakash, Kolla B. ; Ruwali, Adarsha ; Kanagachidambaresan, G. R.: *Programming withTensorFlow*. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2021 ISSN 25228609

[35] Pramesti, Evita ; Mutiara, Achmad B. ; Refianti, Rina: Implementation of Deep Learning Using Convolutional Neural Network for Skin Disease Classification with DenseNet-201 Architecture. En: *2023 8th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023. – ISBN 9798350342604

[36] Priya, V. V. ; Chattu, Padmini ; Sivasankari, K. ; Pisal, Dnyaneshwar T. ; Sai, Bantupalli R. ; Suganthi, D.: Exploring Convolution Neural Networks for Image Classification in Medical Imaging. En: *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent and Innovative Technologies in Computing, Electrical and Electronics, ICIITCEE 2024*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024. – ISBN 9798350306415

[37] R, Chetan ; V, Ashoka D. ; V, Ajay Prakash B.: HybridTransferNet: Advancing Soil Image Classification through Comprehensive Evaluation of Hybrid Transfer Learning. En: *Research Square* (2023), 6

[38] Rajachandrasekar, Bhuvaneswari ; Radhakrishnan, Reshma: Endometriotic cyst and fibrocystic disease of the breast treated with individualised homoeopathy - A case report. En: *Indian Journal of Research in Homoeopathy* 16 (2022), p. 87–93. – ISSN 23207094

[39] Sari, Yuita A. ; Hapsani, Anggi G. ; Adinugroho, Sigit ; Hakim, Lukman ; Mutrofin, Siti: Preprocessing of Skin Images and Feature Selection for Early Stage of

Melanoma Detection using Color Feature Extraction. En: *International Journal of Artificial Intelligence Research* 4 (2021), 1, p. 95

[40] Statescu, Laura ; Trandafir, Laura M. ; Ţarca, Elena ; Moscalu, Mihaela ; Constantin, Maria Magdalena L. ; Butnariu, Lacramioara I. ; Trandafirescu, Mioara F. ; Tirnovanu, Mihaela C. ; Heredea, Rodica ; Patraşcu, Andrei V. ; Botezat, Doru ; Cojocaru, Elena: Advancing Cancer Research: Current Knowledge on Cutaneous Neoplasia. En: *International Journal of Molecular Sciences* 24 (2023), 7. – ISSN 14220067

[41] Suara, Subhashis ; Jha, Aayush ; Sinha, Pratik ; Sekh, Arif A.: Is Grad-CAM Explainable in Medical Images? (2023), 7

[42] Sun, Ruitong ; Rostami, Mohammad: Explainable Artificial Intelligence Architecture for Melanoma Diagnosis Using Indicator Localization and Self-Supervised Learning. (2023), 3

[43] Sunarjo, Macellino S. ; Gan, Hong-Seng ; Setiadi, De Rosal Ignatius M.: High-Performance Convolutional Neural Network Model to Identify COVID-19 in Medical Images. En: *Journal of Computing Theories and Applications* 1 (2023), 8, p. 19–30

[44] Testa, Ugo ; Castelli, Germana ; Pelosi, Elvira: Melanoma: Genetic Abnormalities, Tumor Progression, Clonal Evolution and Tumor Initiating Cells. En: *Medical sciences (Basel, Switzerland)* 5 (2017), 11. – ISSN 20763271

[45] Thorat, Mayuri ; Pandit, Mrs S. ; Balote, Supriya: Artificial Neural Network: A brief study. En: *Asian Journal of Convergence in Technology* (2022). – ISSN 2350–1146I.F–5.11

[46] Tsuchiya, Masa ; Giuliani, Alessandro ; Yoshikawa, Kenichi: Cell-Fate Determination from Embryo to Cancer Development: Genomic Mechanism Elucidated. (2019), 5

[47] Ungureanu, Loredana ; Vasilovici, Alina F. ; Trufin, Ioana I. ; Apostu, Adina P. ; Halmágyi, Salomea R.: Lentigo Maligna Treatment—An Update. En: *Journal of Clinical Medicine* 13 (2024), 5. – ISSN 20770383

[48] Vakalopoulou, Maria ; Christodoulidis, Stergios ; Burgos, Ninon ; Colliot, Olivier ; Lepetit, Vincent: Deep Learning: Basics and Convolutional Neural Networks (CNNs). En: *Neuromethods* 197 (2023), p. 77–115. – ISSN 19406045

[49] Venturi, Federico ; Tassone, Danela ; Baraldi, Carlotta ; Alessandrini, Aurora ; Dika, Emi: Reflectance confocal microscopy features of ink spot lentigo: When in-vivo digital biopsy can avoid unnecessary excisions. En: *Skin Research and Technology* 30 (2024), 1. – ISSN 16000846

[50] Walingkas, Hana L. ; Ocsa, Pratyaksa ; Saian, Nugraha: Penerapan Framework Flask pada Pembangunan Sistem Informasi Pemasok Barang. En: *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi* 7 (2023), p. 2023

[51] Yu, Chong ; Liu, Qiong ; Chen, Cong ; Wang, Jin: Quantification of the underlying mechanisms and relationship among cancer, metastasis and differentiation/development. (2018), 8

[52] Yusuf, Nabiha ; Haarmann-Stemmann, Thomas ; Nakamura, Motoki: Editorial: Environment and Skin Cancer. En: *Frontiers in Oncology* 12 (2022), 5. – ISSN 2234943X

[53] Zhao, Xia ; Wang, Limin ; Zhang, Yufei ; Han, Xuming ; Deveci, Muhammet ; Parmar, Milan: A review of convolutional neural networks in computer vision. En: *Artificial Intelligence Review* 57 (2024), 4. – ISSN 15737462