

Clasificación del estado de salud de la Lantana camara mediante redes neuronales y extracción de características

Health status classification of Lantana camara through neural networks and feature extraction

J.A. Celaya Ramírez^{1*}, E.M. Silva Cruz², L.F. Barcelos Mendoza³

**Autor de correspondencia*

DOI: 10.56643/rcia.v4i2.229

Como citar este artículo: Celaya Ramírez et al. (2025). Clasificación del estado de salud de la Lantana camara mediante redes neuronales y extracción de características. *Revista Científica de Ingenierías y Arquitectura*. 4(2). 74-96. DOI: <https://doi.org/10.56643/rcia.v4i2.229>

RESUMEN

El cambio climático ha alterado significativamente los patrones de desarrollo y los ciclos de vida de diferentes especies vegetales, tanto a nivel regional como mundial. En la región de los Valles Centrales de Oaxaca se carece de herramientas tecnológicas que permitan evaluar objetivamente el estado de salud de Lantana camara, especie nativa de la región, lo que limita el desarrollo de estrategias de conservación basadas en evidencia. La evaluación tradicional depende de observaciones visuales subjetivas, las cuales pueden llegar a ser inconsistentes y difícilmente escalables para el monitoreo continuo requerido en este contexto. Para abordar esta problemática, se desarrolló un sistema automatizado de clasificación del estado de salud de la Lantana camara empleando redes neuronales. La metodología consistió en extraer 181 características numéricas por imagen: 180 valores del histograma de tonos del modelo hsv y un valor de diámetro de inflorescencia obtenido mediante segmentación automática con OpenCV. Estas características fueron procesadas en una red neuronal tipo perceptrón multicapa (mlp) con arquitectura de tres capas ocultas (256, 128, 64 neuronas con activación ReLU) y capa de salida

¹ Estudiante de Ingeniería de Software y Sistemas Computacionales. Grupo GIDi de aplicaciones STEAM, Universidad La Salle Oaxaca. ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-3628-6079>. Correo de correspondencia: 014431233@ulsaoaxaca.edu.mx

² Doctor en Electrónica. Docente en Grupo GIDi de aplicaciones STEAM, Universidad La Salle Oaxaca. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0496-9682>. Correo electrónico: eric.silva@ulsaoaxaca.edu.mx

³ Maestro en Educación. Docente en Grupo GIDi de aplicaciones STEAM, Universidad La Salle Oaxaca. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0285-650X>. Correo electrónico: ludwig.barcelosme@ulsaoaxaca.edu.mx

Recibido: 16/08/2025 | Aceptado: 03/10/2025 | Publicado: 15/12/2025

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés.

softmax, clasificando cuatro estados: florecimiento pleno, cambio de flores, palidez por falta de luz y planta seca. El entrenamiento se realizó durante 30 épocas utilizando un optimizador Adam, la función de pérdida *categorical crossentropy*, la regularización mediante Dropout (0.3) y early stopping. Para prevenir clasificaciones incorrectas, se implementó un sistema de filtrado dual con umbral de confianza del 65%. El modelo final alcanzó una precisión de 97.78%, superando significativamente el objetivo inicial de 80% y demostrando la efectividad del enfoque basado en la extracción de características específicas para la clasificación del estado de salud de especies vegetales nativas.

PALABRAS CLAVE: Estado de salud, Extracción de características, Histograma hsv, Lantana camara, Perceptrón multicapa (mlp), Redes neuronales.

ABSTRACT

Climate change has significantly altered the development patterns and life cycles of different plant species, not only regionally but globally. In the Central Valleys region of Oaxaca, Lantana Camara, a species native to the region, lacks technological tools that allow for an objective evaluation of its health status, limiting the development of evidence-based conservation strategies. Traditional assessment relies on subjective visual observations that can be inconsistent and difficult to scale for the continuous monitoring necessary in this context. To address this problem, an automated system was developed to classify the health status of Lantana Camara using neural networks. The methodology consisted of extracting 181 numerical features per image: 180 values from the Hue histogram of the HSV model and 1 value for inflorescence diameter obtained through automatic segmentation with OpenCV. These features were processed using a Multilayer Perceptron (MLP) neural network with an architecture of three hidden layers (256, 128, 64 neurons with ReLU activation) and a *softmax* output layer, classifying four states: full bloom, changing flowers, paleness due to lack of light, and dry plant. Training was carried out for 30 epochs using the Adam optimizer, *categorical_crossentropy* loss function, regularization through Dropout (0.3), and early stopping. A dual filtering system with a 65% confidence threshold was implemented to prevent incorrect classifications. The final model achieved an accuracy of 97.78%, significantly exceeding the initial goal of 80% and demonstrating the effectiveness of the approach based on specific feature extraction for classifying the health status of native plant species.

KEYWORDS: Health status, feature extraction, HSV histogram, lantana camara, multilayer perceptron (MLP), neural networks.

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el planeta ha enfrentado con mayor frecuencia e intensidad los efectos del fenómeno conocido como cambio climático, provocado por el calentamiento global. Entre los factores que catalizan sus efectos se encuentra la contaminación de la atmósfera, causada sobre todo por maquinaria industrial, estaciones productoras de energía, motores de combustión y automóviles. Los automóviles son los que contribuyen en mayor medida a la contaminación del aire, provocando aproximadamente 80% de la contaminación atmosférica total (Manisalidis et al., 2020). La liberación creciente de diversos contaminantes atmosféricos, tales como hidrocarburos, monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO₂), dióxido de nitrógeno (NO₂) y trióxido de azufre (SO₃) (Manisalidis et al., 2020), contribuye sustancialmente al cambio climático. El dióxido de carbono (CO₂), en particular, da lugar a más de 60% del calentamiento global debido a su elevado volumen de emisión (Singh et al., 2021). Sin embargo, éste no es el único factor determinante, ya que el cambio de temperatura también se ve influenciado por la radiación solar, la temperatura del aire y los patrones de uso del suelo (Suthar et al., 2024).

Estas condiciones afectan significativamente a la flora sensible a las variaciones climáticas y del suelo, manifestándose principalmente en su desplazamiento o en la desaparición del hábitat que han ocupado tradicionalmente. Este fenómeno altera los ecosistemas de múltiples formas: permite la llegada de especies que hasta ahora no se habían encontrado en determinadas regiones, lo cual puede generar desequilibrios cuando compiten por recursos con especies nativas; provoca la desaparición de especies vegetales, obligando a que ciertos herbívoros deban migrar en busca de alimento o tengan que enfrentar escasez alimentaria. En consecuencia, los carnívoros ven limitadas sus fuentes de alimentación, lo que los fuerza a adentrarse en territorios ajenos a ellos, en los que enfrentan condiciones adversas, lo que finalmente altera toda la cadena alimenticia. La evidencia de este fenómeno es documentada en Estados Unidos, donde datos del Departamento de Agricultura revelan que durante el periodo 1960-2018 ocurrió una migración hacia el norte de las zonas climáticas aptas para diferentes especies vegetales, lo que facilita el establecimiento de plantas en regiones donde históricamente no solían prosperar (Deng et al., 2020).

Esta problemática cobra especial relevancia en la región de los Valles Centrales de Oaxaca, cuando se consideran especies nativas como la Lantana camara, cuya respuesta a las variaciones climáticas actuales ha sido escasamente documentada. Aunque se trata de una especie abundante, que forma parte del gran abanico de flora del estado, no existen herramientas tecnológicas que

permitan evaluar de manera objetiva y sistemática su estado de salud, lo cual limita considerablemente la capacidad de los especialistas para desarrollar estrategias de conservación basadas en evidencia. Los métodos tradicionales de evaluación del estado de salud de las plantas dependen de observaciones visuales, que pueden resultar subjetivas en tanto son realizadas por diferentes expertos; además, suponen un proceso lento, inconsistente y difícilmente escalable para el monitoreo continuo que demanda el contexto de cambio climático acelerado. Esta carencia metodológica impide la detección temprana de afectaciones en la especie y la documentación sistemática de sus patrones de respuesta a las variaciones ambientales. Por ello, surge la necesidad de desarrollar un sistema automatizado basado en redes neuronales, capaz de clasificar el estado de salud de la Lantana camara mediante el análisis de imágenes, para contar con una herramienta objetiva, replicable y accesible que contribuya a la toma de decisiones informadas para la conservación de esta especie frente a los desafíos planteados por el cambio climático en la región.

La necesidad de desarrollar este sistema de clasificación automatizado se justifica desde múltiples perspectivas. Desde el ámbito científico, la generación de datos objetivos y cuantificables sobre el estado de salud de la Lantana camara permitirá documentar sistemáticamente los patrones de respuesta de esta especie a las variaciones ambientales, contribuyendo al conocimiento sobre la adaptabilidad de la flora nativa al cambio climático. Desde la perspectiva de conservación, la disponibilidad de una herramienta automatizada facilitará el monitoreo continuo y escalable de poblaciones de Lantana camara en diferentes zonas de los Valles Centrales, permitiendo detectar tempranamente afectaciones e implementar estrategias de protección basadas en evidencia. Además, la metodología desarrollada establecerá un precedente replicable para el estudio de otras especies nativas de la región, ampliando el impacto del trabajo más allá de la especie analizada específicamente.

El presente trabajo tiene como objetivo desarrollar un modelo de predicción basado en redes neuronales, capaz de identificar y clasificar el estado de salud de la Lantana camara mediante el análisis de fotografías individuales proporcionadas por el usuario, estableciendo así una metodología replicable que contribuya al monitoreo sistemático de especies vegetales nativas de la región.

MATERIALES Y MÉTODOS

Fundamentos de la metodología

Seleccionar la técnica apropiada de red neuronal para clasificar el estado de salud vegetal requiere la comprensión de las capacidades y los límites propios de cada una de las arquitecturas de las que se dispone actualmente. En este caso, las redes neuronales convolucionales (cnn) representan una arquitectura diseñada específicamente para el procesamiento directo de imágenes mediante la extracción automática de características jerárquicas empleando capas de convolución que detectan patrones visuales progresivamente más complejos, bordes y texturas, desde un nivel básico hasta uno alto (Ahmed et al., 2021). Sin embargo, su enfoque implica algunos requisitos significativos en términos de volúmenes de datos de entrenamiento y recursos computacionales, resultando particularmente problemático cuando se trata de trabajar con especies vegetales que carecen de un conjunto de datos públicos, lo que hace necesaria la construcción manual de un *dataset*.

En contraste con la arquitectura convolucional, el perceptrón multicapa (mlp) constituye una alternativa más eficiente cuando el problema que se busca resolver involucra el procesamiento de características numéricas previamente extraídas y cuantificadas de manera específica. El modelo mlp posee antecedentes que documentan su efectividad en la clasificación de estados vegetales; en ellos se combinan con descriptores específicos de forma, textura y distribución cromática, logrando precisiones superiores a 90% en tareas de identificación de especies y en la evaluación de condiciones de salud vegetal (Ersin et al., 2024). Para el caso particular de la clasificación del estado de salud de la Lantana camara, en el que las características distintivas de cada estado pueden ser medidas conforme parámetros específicos de color y forma de sus flores, la arquitectura mlp se presenta como una opción viable que permite que los entrenamientos se realicen de forma eficiente, aun cuando se cuente con conjuntos de datos limitados; esto es relevante cuando la documentación fotográfica de este tipo de especies es escasa.

La extracción de características fundamentada en el modelo de color hsv (Hue-Saturation-Value) consta de una aproximación robusta y sólida para el análisis de estructuras vegetales. La fundamentación del modelo en el hsv proporcionó muchas otras ventajas, sobre todo frente al modelo rgb de uso tradicional, ya que los componentes H (tono) y S (saturación) separan de forma explícita la información cromática de la intensidad lumínica, lo cual reduce sustancialmente el efecto provocado por variaciones de iluminación, proyección de sombras y afectaciones de las condiciones ambientales sobre la robustez de los métodos de segmentación y análisis (Okyere et al., 2023). El

tono permite identificar de manera precisa los cambios cromáticos asociados a diferentes fenómenos fisiológicos, como el estrés vegetal, la falta de nutrientes o la transición entre estados característicos, mientras que la saturación proporciona información sobre la intensidad de los pigmentos fotosintéticos de los tejidos de las plantas. La distinción entre estos dos componentes cromáticos hace que el modelo hsv sea menos sensible a condiciones variables de iluminación en comparación con el modelo rgb, lo cual es particularmente ventajoso para el análisis de imágenes tomadas en diferentes ambientes, momentos del día y condiciones meteorológicas, sin tener la necesidad de utilizar equipo especializado para reproducir escenarios precisos bajo entornos de iluminación controlada (Mardanisamani y Eramian, 2022).

Los histogramas de distribución de tonos son descriptores matemáticos efectivos para la caracterización cuantitativa del estado cromático de los tejidos vegetales y de las flores. Dentro de los trabajos científicos se ha documentado de manera extensa que los histogramas de color, sobre todo cuando se construyen en el espacio hsv, permiten medir con alta precisión la presencia de pigmentos vegetales y detectar patrones sintomáticos de diferentes enfermedades, diferencias en sus nutrientes o estados de estrés de una amplia gama de especies vegetales. El análisis de características cromáticas empleando histogramas hsv, aunado al uso de técnicas apropiadas de segmentación, ha demostrado una efectividad notable para clasificar estados de salud en plantas, logrando precisiones superiores a 95% en estudios recientes de detección automática de enfermedades foliares mediante el procesamiento de características de color y textura (Rajagopal et al., 2024). La combinación de los descriptores cromáticos derivados del análisis de histogramas con características cuantificables de sus formas, como el diámetro de inflorescencia, el área floral o la densidad de estructuras reproductivas, proporciona un conjunto de parámetros complementarios que mejoran de manera sustancial la capacidad de selección rigurosa del modelo de clasificación, al capturar simultáneamente información de composición cromática y de estructura física y dimensiones de los órganos vegetales analizados.

Las técnicas de segmentación de imágenes implementadas empleando la biblioteca OpenCV hacen posible el aislamiento automatizado de regiones de interés específicas dentro de imágenes complejas que contienen múltiples elementos; ello facilita la extracción precisa y reproducible de características específicas, sin requerir la intervención manual de especialistas en las imágenes procesadas. La segmentación fundamentada en umbrales cromáticos aplicados en el espacio de color hsv ha sido ampliamente utilizada en aplicaciones de agricultura de precisión y análisis fenológico para la detección automática de estructuras florales, foliares y frutales en condiciones de campo (Chenxu et

al., 2022). Aunque estudios recientes han documentado que los métodos tradicionales de segmentación implementados en OpenCV pueden presentar ciertas limitaciones cuando se enfrentan a la segmentación de estructuras vegetales morfológicamente complejas o en presencia de fondos altamente heterogéneos (Miao et al., 2024), estos métodos resultan suficientemente efectivos y eficientes de manera computacional al combinarse estratégicamente con algoritmos complementarios de detección de contornos, análisis morfológico y filtrado de regiones para la extracción automática de parámetros dimensionales específicos, como el diámetro característico de flores en condiciones estandarizadas de captura fotográfica.

Con base en estos fundamentos teóricos, se diseñó la metodología específica que se describe a continuación, priorizando la eficiencia computacional y la precisión de la clasificación mediante la extracción de características cuantificables del espacio de color hsv y el uso de arquitecturas de redes neuronales tipo mlp, apropiadas para el procesamiento de datos estructurados.

Identificación del sujeto de estudio y sus estados

De toda la variedad de plantas presentes en la región, se eligió la especie *Lantana camara* como modelo de estudio, debido a su alta disponibilidad, a la facilidad para adquirirla y a que no requiere condiciones climáticas específicas o de temporadas particulares para observar sus continuos procesos de florecimiento. En la fase inicial se identificaron tres estados característicos en la planta: florecimiento pleno, cambio de flores y palidez por falta de luz.

Desarrollo y prueba del modelo preliminar

Previamente al desarrollo del modelo principal, se realizó una prueba de concepto con la implementación inicial de un modelo de clasificación de alimentos utilizando el *dataset* Food101 de TensorFlow, que contiene aproximadamente 4.5 GB de imágenes. Luego, se creó un *dataset* personalizado de gastronomía oaxaqueña, con 319 imágenes distribuidas en cuatro categorías: pan de yema, tamales oaxaqueños, tejate y tlayudas, contando con aproximadamente 80 imágenes por categoría.

La arquitectura del modelo preliminar utilizó como base una red neuronal convolucional con MobileNetV2 mediante transferencia de aprendizaje. Se incorporaron pesos preentrenados de ImageNet, una capa de GlobalAveragePooling2D, una capa de Dropout de 30% y una capa densa con activación *softmax*.

Las técnicas de aumento de datos incluyeron rotaciones de máximo 20°, zoom máximo de 20%, desplazamientos horizontales y verticales del 10% y volteos horizontales aleatorios.

La configuración del entrenamiento empleó imágenes de píxeles, lotes de 32 imágenes, entrenamiento de 10 épocas y decisión motivada. El uso de un número más bajo sólo haría que el modelo tuviera un entrenamiento incompleto. Si bien sería ideal el uso de más épocas, éste se descartó pues sólo supondría desperdiciar tiempo valioso que podría utilizarse en otros procesos; además, ello podría llegar a causar un sobreajuste que lo llevara a perder la capacidad de reconocer las imágenes de manera correcta. Aunado a ello, se empleó la optimización Adam con pérdida de entropía cruzada categórica y la división de los datos en 80% para entrenamiento y 20% para validación.

Desarrollo del modelo de predicción para la Lantana camara

Para el desarrollo del modelo específico de Lantana camara, se realizó la captura de imágenes de cada estado de la planta; las imágenes se organizaron en carpetas específicas de Google Drive. Posteriormente, se trabajó en la extracción de determinadas características empleando la función *extract_flower_features*, que captura múltiples parámetros distintivos, incluyendo el histograma de distribución de colores utilizando 180 valores del componente de tono del modelo hsv, el diámetro de inflorescencia, la densidad floral, la saturación media, el brillo medio y varianzas de saturación y tono.

El procesamiento de las imágenes se realizó mediante segmentación del espacio de color hsv utilizando OpenCV, con extracción automática del diámetro de las flores por medio de algoritmos de segmentación y normalización con StandardScaler, a fin de asegurar escalas uniformes. Se implementó un sistema de filtrado dual que combina la detección cromática basada en el análisis de distribución de tonos verdes y marrones, con un umbral de confianza mínimo de 65% para prevenir la clasificación incorrecta de imágenes que no correspondan a alguno de los estados de Lantana camara.

Tipo de red neuronal y técnicas de entrenamiento

El modelo de clasificación final implementó una arquitectura de red neuronal tipo perceptrón multicapa (MLP), con una capa de entrada de 181 características (180 correspondientes al histograma de tonos y una al diámetro), seguida de tres capas ocultas completamente conectadas con 256, 128 y 64 neuronas respectivamente, todas activadas con ReLU. Finalmente, una capa de salida con activación *softmax* para clasificar los estados de salud.

Se incorporaron capas de Dropout con tasa de 0.3 para evitar sobreajuste, se utilizó *categorical_crossentropy* como función de pérdida, el optimizador Adam, técnicas de regularización mediante *early stopping* y se entrenó durante 30 épocas.

Entorno de desarrollo y herramientas utilizadas

El entorno de desarrollo fue Google Colab, utilizando notebooks de Jupyter con lenguaje Python para desarrollar el *dataset* y el modelo de entrenamiento. En esta plataforma se emplearon principalmente las librerías TensorFlow para el modelado de redes neuronales, OpenCV para el procesamiento y segmentación de imágenes HSV, y *scikit-learn* para la normalización de datos.

Con la aplicación de `gc.collect()` y el procesamiento por lotes se implementó una gestión eficiente de memoria, para resolver problemas de consumo excesivo de recursos. La interfaz gráfica se desarrolló en Visual Studio Code utilizando PyQt5 con funciones interactivas que incluían la carga de imágenes en formatos jpg, jpeg y png, la visualización de histogramas de saturación y brillo, y análisis automático con máscaras de segmentación y contornos detectados.

Estrategias de evaluación y validación del modelo

El sistema de validación se estableció utilizando la matriz de confusión para evaluar la capacidad de clasificación del modelo, un sistema de conversión de escala para mantener las proporciones adecuadas entre la imagen visualizada y las dimensiones originales, y el análisis estadístico del *dataset* para el manejo de casos especiales de plantas marchitas, asignando un valor predefinido de 5.0 píxeles cuando no se detectan flores, con base en el análisis estadístico del conjunto de datos.

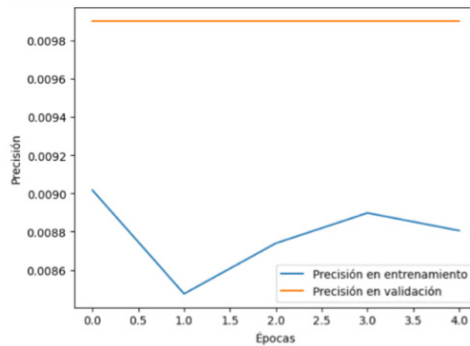
RESULTADOS

Desarrollo del modelo de prueba y ajustes de optimización

Inicialmente, el primer modelo de clasificación de alimentos que utilizaba el *dataset* Food101 presentó problemas significativos de rendimiento. Las limitaciones técnicas incluían el uso de caché en disco, el cual generaba posibles fugas de memoria, operaciones intensivas de entrada/salida, el mantenimiento del modelo base MobileNetV2 completamente congelado, la ausencia de técnicas de aumento de datos, la utilización de imágenes de resolución baja (píxeles) y la falta de implementación de un sistema de limpieza periódica de

memoria durante el entrenamiento. La ilustración 1 muestra los resultados de los ajustes aplicados.

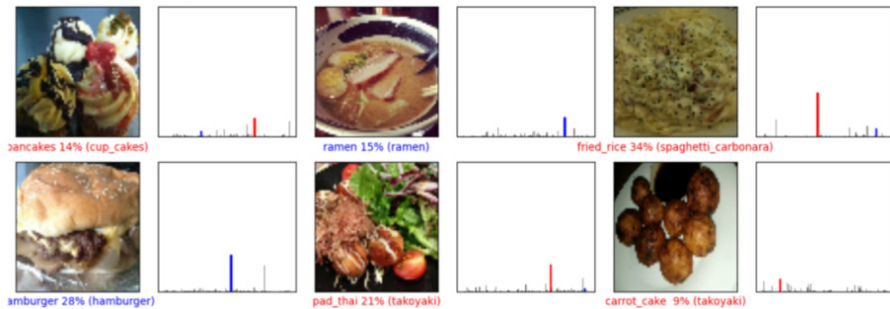
Ilustración 1 los resultados muestran *underfitting* severo (precisión ~0.9%) constante en cuatro épocas, indicando falta de aprendizaje. Fuente: elaborado por los autores



Estos inconvenientes provocaron fallos constantes en la plataforma Google Colab, además de la pérdida constante de conexión con el servidor debido a la eliminación incorrecta de los resultados generados durante la reejecución.

Para resolver estas limitaciones se implementaron diversas técnicas de optimización: eliminación del caché de disco para reducir problemas de memoria, descongelamiento de las últimas 30 capas del modelo base, sustitución de MobileNetV2 por EfficientNetB0, incorporación de técnicas avanzadas de aumento de datos, incremento de la resolución de imágenes a píxeles, diseño de una arquitectura más profunda con regularización adicional, implementación de funciones de limpieza de memoria después de cada ciclo de entrenamiento, ajuste dinámico de la tasa de aprendizaje, utilización de precisión mixta (float16) para acelerar los cálculos de gpu y reducción del *dataset* en 30% para las pruebas iniciales. Finalmente, esta metodología consiguió producir algunas predicciones. Con un valor tan bajo de precisión sólo pudo obtenerse una serie de resultados incorrectos y limitados, los que pueden observarse en la ilustración 2.

Ilustración 2 La precisión baja sólo causó que el modelo no pueda estar seguro de sus predicciones. Fuente: elaborado por los autores.



Las mejoras implementadas representaron una mejora considerable en el funcionamiento del proceso de entrenamiento y en el consumo estable de memoria de la plataforma, eliminando los problemas técnicos que habían aparecido durante esta etapa. Sin embargo, no se logró alcanzar la precisión esperada de 85%, debido a que los tiempos de entrenamiento fueron excesivamente largos, lo que impidió completar el proceso debido a las limitaciones de recursos de la plataforma.

Ilustración 3 Ejemplos de los resultados obtenidos de diferentes entrenamientos en los que se demuestra su inconsistencia de precisión. Fuente: Elaborado por los autores

```
# Evaluate the model
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_ds)
print(f"Test accuracy: {test_acc:.2%}")
```

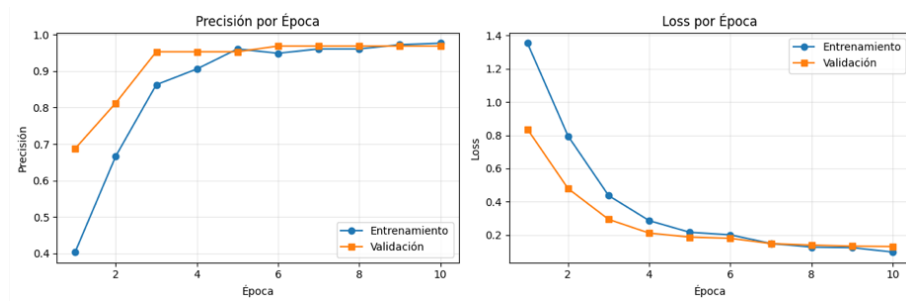
316/316 ————— 150s 472ms/step - accuracy: 0.3357 - loss: 2.7546
 Test accuracy: 34.61%

Tras reflexionar sobre las dificultades encontradas, y en vista de la inconsistencia de los resultados, principalmente en la precisión, que oscilaba entre valores de 34.61% (imagen superior) y 44.69% (imagen inferior) mostrados en la ilustración 3, se optó por desarrollar un *dataset* personalizado, enfocado por completo en gastronomía oaxaqueña, con aproximadamente 80 imágenes para cada una de las cuatro categorías seleccionadas: pan de yema, tamales oaxaqueños, tejate y tlayudas. El proceso de elaboración del *dataset* se automatizó empleando un programa desarrollado en Python que generó un archivo csv; se obtuvo un *dataset* de 319 imágenes distribuidas entre las cuatro ca-

tegorías. Su sistema de identificación consistía en un identificador numérico en el que el pan de yema recibió el id 0, los tamales oaxaqueños el id 1, el tejate el ID 2 y las tlayudas el ID 3.

El modelo final de clasificación de alimentos basado en MobileNetV2 con transferencia de aprendizaje mostró un desarrollo positivo constante, comenzando con una precisión de validación de 60.94% en la primera época y culminando con una precisión final de 96.88% en la última época, lo que demostró que su proceso de aprendizaje y generalización se desarrollaba correctamente. Este proceso puede verse en la ilustración 4, en la que se observa la evolución de la precisión (*accuracy*) a la izquierda y la función de pérdida (*loss*) para datos de entrenamiento y validación a lo largo de 10 épocas a la derecha. El alto nivel de precisión del modelo se atribuye a un adecuado proceso de selección, organización y limpieza del *dataset*, como también a la eficiencia del proceso de transferencia de aprendizaje combinado con técnicas de aumento de datos implementadas. El modelo final, con 5,124 parámetros entrenables junto a los 2,257,984 parámetros congelados del backbone, culminó con una solución efectiva que logró mantener el equilibrio entre precisión, eficiencia de recursos y generalización.

Ilustración 4 Evolución del rendimiento del modelo MobileNetV2 durante el entrenamiento. Fuente: Elaborado por los autores

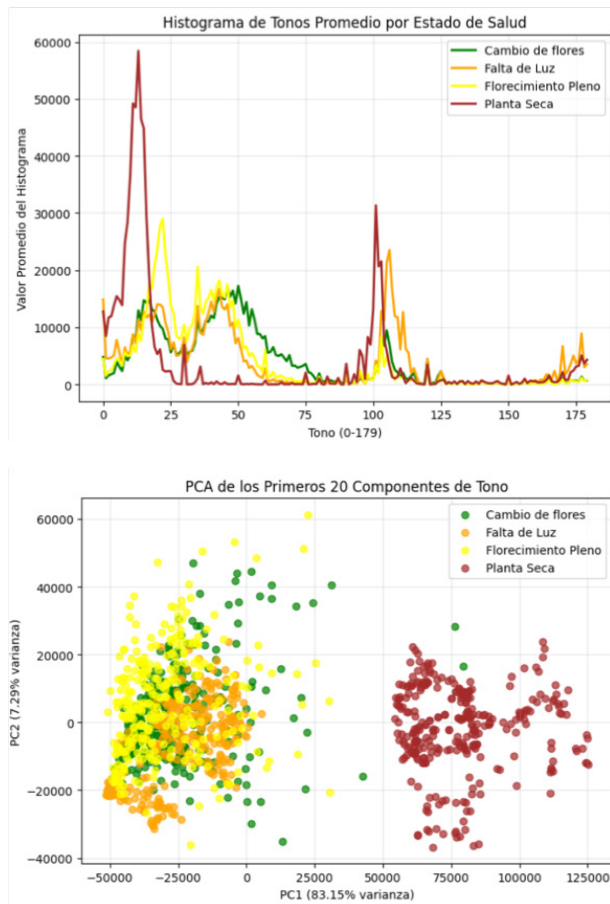


Resultados del modelo de clasificación del estado de salud de la Lantana camara

El desarrollo del modelo de clasificación del estado de salud de Lantana camara tuvo un enfoque diferente respecto al modelo inicial de prueba, basándose en la extracción de características específicas en lugar de en el procesamiento directo de imágenes mediante redes neuronales convolucionales. Se procesaron las imágenes para generar histogramas de distribución de co-

lor mediante el componente de tono del modelo hsv (Hue-Saturation-Value), junto con medidas de diámetro de las flores, obteniendo 181 valores numéricos característicos: 180 valores del histograma de tonos y un valor adicional del diámetro de las flores. Como se observa en la ilustración 5, la imagen superior muestra los patrones de tonos promedio por estado de salud, donde cada clase presenta una firma de color característica; en la imagen inferior, el análisis de componentes principales (pca) muestra la clara separabilidad entre los cuatro estados de salud de la planta, validando la efectividad de las características extraídas para la tarea de la clasificación.

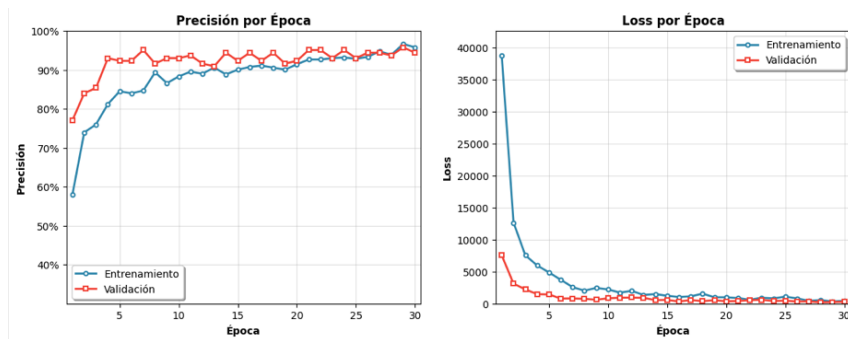
Ilustración 5 Características extraídas para clasificación del estado de salud de la *Lantana* cámara. Fuente: Elaborado por los autores



La implementación de una red neuronal tipo perceptrón multicapa (mlp) con arquitectura de capas completamente conectadas incluyó 256 neuronas activadas con ReLU en la primera capa oculta, seguida por 128 neuronas activadas por ReLU, una tercera capa de 64 neuronas con activación ReLU y una capa final de salida con activación *softmax* para las tres clases de estados de salud. El modelo incorporó capas de Dropout con tasa de 0.3 para prevenir el sobreajuste y la aplicación de *categorical_crossentropy* como función de pérdida con el optimizador Adam.

Tras 30 épocas de entrenamiento, el modelo alcanzó una precisión de 97.78%, con una capacidad de clasificación adecuada según los resultados obtenidos en la matriz de confusión. Como se observa en la ilustración 6, a la izquierda se muestra la evolución de la precisión durante el entrenamiento, evidenciándose una convergencia progresiva con un máximo de 97.78% en validación; a la derecha, la función de pérdida (loss) muestra una disminución constante para ambos conjuntos de datos, lo que indica un aprendizaje estable sin signos de sobreajuste. El grado de precisión obtenido da cuenta de que el modelo fue capaz de distinguir efectivamente los estados de salud definidos: florecimiento pleno, cambio de flores y palidez por falta de luz, utilizando las características extraídas de los histogramas de color y las medidas dimensionales de las flores.

Ilustración 6 Curvas de aprendizaje de la red neuronal MLP durante el entrenamiento.
Fuente: Elaborado por los autores



Proceso de mejoras en versiones posteriores

Las mejoras implementadas de la primera a la segunda versión del modelo involucraron diferentes aspectos del proyecto. En el procesamiento de imágenes se incorporó un algoritmo mejorado con OpenCV para la extracción automáti-

ca del diámetro de las flores mediante segmentación del espacio de color hsv, lo que posibilitó el aislamiento y la medición precisa de las regiones florales y complementó los histogramas de tonos con datos dimensionales cuantitativos.

Los problemas emergentes vinculados al consumo de memoria fueron resueltos con la implementación del procesamiento por lotes, la liberación explícita de recursos mediante `gc.collect()`, la reducción de visualizaciones almacenadas, el redimensionamiento de las imágenes y la reorganización del código en funciones modulares orientadas a mejorar su eficiencia y futuro mantenimiento.

El modelado se enriqueció con la integración de los histogramas de tonos hsv y la información del diámetro de las flores como entrada combinada, aplicando normalización con `StandardScaler` para asegurar el manejo de escalas uniformes. Se implementaron técnicas de regularización mediante *early stopping* (ilustración 7), configurado para monitorear la pérdida de validación (*val_loss*) con una paciencia de cinco épocas, lo que permite detener automáticamente el entrenamiento cuando el modelo deja de mejorar y restaurar los mejores pesos obtenidos durante el proceso, evitando así el sobreajuste y optimizando el rendimiento final. Adicionalmente, se desarrolló un modelo secundario basado exclusivamente en el diámetro de las flores para análisis comparativo.

La interfaz gráfica cambió considerablemente con la incorporación de la medición en tiempo real del diámetro de las flores desde la imagen. Se agregaron elementos de control como checkboxes para activar y desactivar el modo de medición, y retroalimentación visual, que muestra los resultados de las mediciones sobre la imagen procesada. Como se observa en la ilustración 8, la interfaz permite al usuario cargar imágenes de la Lantana camara mediante botones de selección y, tras realizar el análisis, despliega los resultados de clasificación del estado de la planta junto con su nivel de confianza, la medición del diámetro de la flor en píxeles y el histograma de tonos hsv utilizado para la caracterización, proporcionando una visualización completa del proceso de análisis.

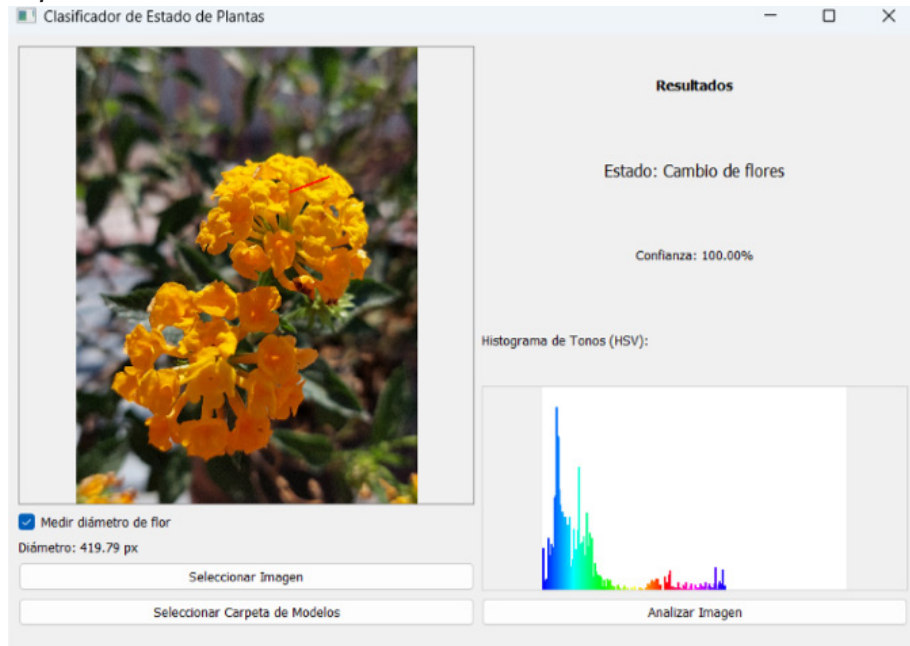
Ilustración 7 Configuración de *early stopping* para control del entrenamiento. Fuente: Elaborado por los autores

```

1  # Añadir early stopping para evitar sobreajuste
2  early_stopping = EarlyStopping(
3      monitor='val_loss',
4      patience=5,
5      restore_best_weights=True,
6      verbose=1
7  )

```

Ilustración 8 Interfaz del sistema de clasificación de estado de salud. Fuente: Elaborado por los autores



Versión final del sistema

La tercera y última versión del modelo de clasificación de los estados de salud de *Lantana camara* produjo un sistema que incorporó mejoras en el sistema de filtrado basado en la detección cromática con referencia en la distribución de tonos verdes y marrones con un umbral de confianza mínimo de 65%, logrando prevenir la clasificación incorrecta de imágenes que no contienen plantas.

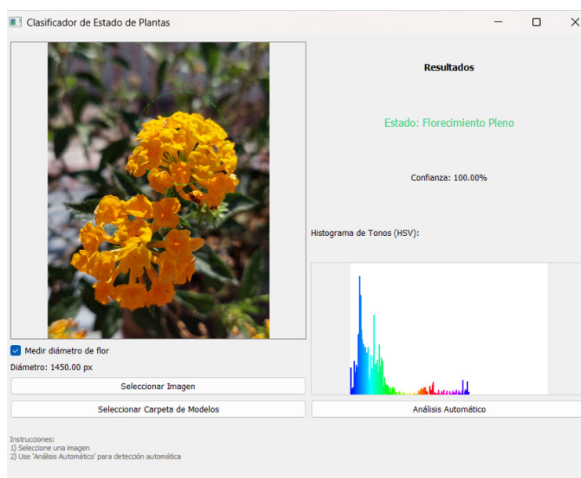
La extracción de características se modificó empleando la función *extract_flower_features()*, que captura múltiples parámetros distintos de cada imagen, incluyendo el diámetro de inflorescencia, la densidad floral, la saturación media, el brillo medio, así como varianzas de saturación y tono. El aumento de características permitió diferenciar de manera más precisa entre estados con características similares, como “florecimiento pleno” y “falta de luz”, los cuales comparten características morfológicas similares, pero muestran diferentes tonos de color. Esto fue posible mediante medidas específicas de saturación y densidad floral, lo cual ayudó a que el modelo diferenciara entre ellas de mejor manera.

Para el manejo de plantas marchitas se implementó una solución específica que asigna un valor predeterminado de 5.0 píxeles cuando no se detectan flores, basado en el análisis estadístico del *dataset*. El procesamiento del *dataset* se amplió creando el archivo *dataset_plantas_con_caracteristicas.txt*, con un encabezado expandido que almacena todas las características extraídas, organizando el almacenamiento de manera estructurada.

La interfaz gráfica se optimizó implementando la medición interactiva; ésta permite que el usuario trace líneas sobre las imágenes para determinar los diámetros de las flores cuando sea necesario. Asimismo, se incorporó un sistema de conversión escalar que mantiene las proporciones entre la imagen visualizada y la imagen original. El sistema de visualización realiza un análisis detallado con máscaras de segmentación, contornos detectados, círculos de medición, histogramas de saturación y brillo. La interfaz se simplificó eliminando funciones redundantes y manteniendo el botón de “Análisis automático” que proporciona resultados precisos, reduciendo la complejidad del flujo de trabajo y enfocándose en ser más efectivo para la clasificación de los diferentes estados. Como se observa en la ilustración 9, la interfaz muestra un ejemplo de clasificación exitosa del estado “florecimiento pleno” con un nivel de confianza del 100%, acompañado de la detección automática del diámetro de la flor (1,450.00 píxeles) y el histograma de tonos hsv correspondiente, demostrando la capacidad del sistema para proporcionar resultados completos y precisos de manera automática.

Ilustración 9 Interfaz optimizada del sistema de clasificación con análisis automático.

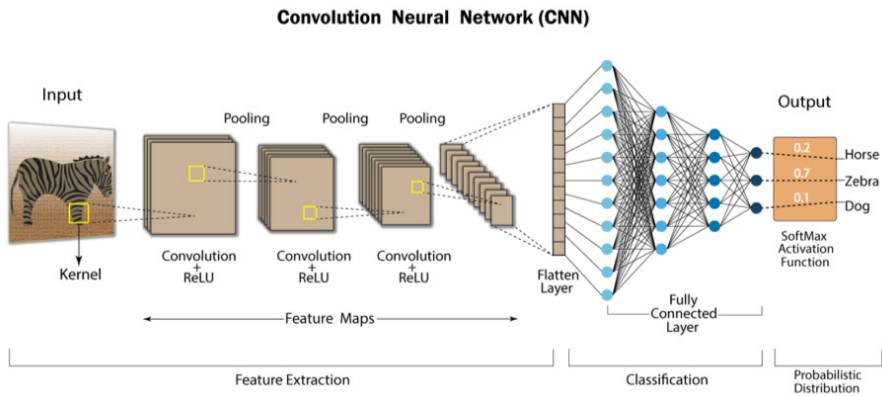
Fuente: Elaborado por los autores



Comparación entre arquitecturas de redes neuronales

El método de funcionamiento de una red neuronal convolucional (cnn) implica el procesamiento de una gran cantidad de datos y la extracción de un número variado de características como las mostradas en la ilustración 10; éstas funcionan para identificar formas, patrones o bordes en su área especializada, que es el procesamiento de imágenes y su clasificación para proporcionar un resultado concreto. El punto negativo radica en la gran cantidad de datos que puede llegar a necesitar o en la enorme cantidad de recursos que puede llegar a consumir debido a esto (Ahmed et al., 2021). En el trabajo realizado sobre el modelo de reconocimiento de comida oaxaqueña, el uso de la cnn se justificó y no se vio afectado, pues detectó los parámetros visuales generales dentro de las fotografías, como formas, colores, texturas y composición global; sus decisiones se basaron en la apariencia general de la imagen, lo que puede asemejarse a la forma en que los seres humanos reconocen características específicas.

Ilustración 10 Ilustración de la manera en la que las Redes Neuronales Convolucionales se comunican y procesan información (cnn). Fuente: Elaborado por los autores



Además, el uso limitado de una pequeña cantidad de imágenes no constituyó un impedimento, pues se apoyó en MobileNetV2, el cual ya fue entrenado con un gran número de imágenes para reconocer las características antes mencionadas, y en el procesamiento de los datos de las imágenes del *dataset* empleando Data Augmentation, lo cual multiplicó la cantidad total de imágenes y las convirtió en una multitud de variaciones que favorecieron este proceso.

Como *cnn* utiliza múltiples parámetros para el análisis de imágenes, resulta más laborioso extraer características específicas para su análisis. En cambio, el análisis del estado de salud de la planta necesita detectar características específicas y cuantificables basadas en el color de las flores o en su diámetro preciso; por lo tanto, su proceso de decisión se fundamenta en métricas determinadas y en umbrales para realizar una predicción basada en estos datos. En este caso, el manejo de datos exactos de la escala *hsv* relacionados con los estados de salud y tamaños en píxeles transforma el problema, ya que no se trata de un proceso de reconocimiento visual sino del análisis de datos estructurados, de la medición y la clasificación para proporcionar un resultado.

La arquitectura de perceptrón multicapa (*mlp*) es más apropiada para la realización de este tipo de análisis, porque está diseñada específicamente para procesar datos numéricos estructurados, como los 181 valores característicos extraídos (180 valores del histograma de tonos *hsv* y un valor del diámetro floral). A diferencia de las *cnn*, que requieren aprender a extraer características visuales de imágenes completas, el *mlp* puede enfocarse directamente en el análisis y la clasificación de características ya identificadas y cuantificadas, lo que resulta en un proceso más eficiente y preciso para la determinación del estado de salud de la Lantana camara.

CONCLUSIONES

El objetivo principal de este proyecto fue desarrollar un sistema de reconocimiento del estado de salud de Lantana camara mediante la implementación de técnicas de inteligencia artificial. Los resultados obtenidos en los procesos implementados y el entrenamiento del modelo demuestran que el objetivo se cumplió satisfactoriamente. El modelo final desarrollado alcanzó una precisión de 97.78%, superando significativamente el objetivo inicial planteado en 80%. Esto valida la efectividad de la metodología utilizada, que combina las técnicas de extracción de características específicas (181 valores numéricos derivados del histograma de tonos y el diámetro floral) con arquitecturas de redes neuronales tipo perceptrón multicapa (*MLP*). Los principales resultados obtenidos incluyen el desarrollo exitoso de un modelo de prueba de gastronomía oaxaqueña que alcanzó 96.88% de precisión, la implementación de un sistema de filtrado dual con detección cromática y umbral de confianza de 65% y la demostración de la capacidad del sistema para distinguir efectivamente entre los cuatro estados de salud definidos: florecimiento pleno, cambio de flores, palidez por falta de luz y planta seca. Este proceso contribuye al desarrollo de herramientas tecnológicas para la conservación y el monitoreo de especies nativas frente a los efectos del cambio climático, proporcionando una metodología replicable y objetiva que reduce la subjetividad propia de las

evaluaciones manuales y facilita la toma de decisiones por los especialistas en botánica. Los resultados obtenidos proporcionan un punto de partida para futuras investigaciones que busquen incrementar la confiabilidad del sistema mediante la adición de un conjunto de datos más extenso, la mejora del análisis longitudinal de las plantas y la adaptación de la metodología para las demás especies nativas de la región de los Valles Centrales de Oaxaca.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece a la Escuela de Ingenierías y Arquitectura de la Universidad La Salle Oaxaca y a su Grupo de Investigación, Desarrollo e Innovación (gidi steam) por el apoyo brindado para la realización de este proyecto de investigación.

REFERENCIAS

- Ahmed, A., Mohamed, A., Amar, F., Basma, M., Omar, M., Mohamed, S., y Nehal, F. (2021). Image Classification Based On cnn: A Survey. *Journal of Cybersecurity and Information Management*, 6(1), 18-50. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4897990>
- Celaya Ramírez, J. A. (2025, junio 30). *Datasets-Entrenamientos*. Github: <https://github.com/Arkl30/Datasets-Entrenamientos.git>
- Chenxu, S., Chongyu, Y., Yongchao, X., Sumei, L., Hong, H., Hui, Y., y Xianzhong, F. (2022). Algorithm for acquiring multi-phenotype parameters of soybean seed based on OpenCV. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 38(20), 156-163. <https://dx.doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2022.20.018>
- Deng, S.-Z., Jalaludin, B., Antó, J. M., Hess, J. J., y Huang, C.-R. (2020). Climate change, air pollution, and allergic respiratory diseases: a call to action for health professionals. *Chinese Medical Journal*, 1552-1560. <https://doi.org/10.1097/CM9.0000000000000861>
- Ersin, E., Ahmet E., T., Elda, C., Aymen I., Z., Ahmed, S., Chamseddine, Z., y Wiem, A. (2024). Enhanced Plant Leaf Classification over a Large Number of Classes Using Machine Learning. *Applied Sciences*, 14(22). <https://doi.org/10.3390/appl42210507>
- Manisalidis, I., Stavropoulou, E., Stavropoulos, A., y Bezirtzoglou, E. (2020). Environmental and Health Impacts of Air Pollution: A Review. *Public Health*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.00014>
- Mardanisamani, S., y Eramian, M. (2022). Segmentation of vegetation and microplots in aerial agriculture images: A survey. *The Plant Phenome Journal*, 5(1). <https://doi.org/10.1002/ppj2.20042>
- Miao, Y., Wang, R., Jing, Z., Wang, K., Tan, M., Li, F., . . . Han, Y. (2024). CT image segmentation of foxtail millet seeds based on semantic segmentation model VGG16-UNet. *Plant Methods*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-024-01288-y>

- Okyere, F., Cudjoe, D., Sadeghi-Tehran, P., Virlet, N., Riche, A., Castle, M., . . . Hawkesford, M. (2023). Machine Learning Methods for Automatic Segmentation of Images of Field- and Glasshouse-Based Plants for High-Throughput Phenotyping. *Plants*, 12(10), 2035. <https://doi.org/10.3390/plants12102035>
- Rajagopal, M., Abbas, M., y Sivasakthivel, R. (2024). A Novel Technique for Leaf Disease Classification Using Legion Kernels with Parallel Support Vector Machine (LK-PSVM) and Fuzzy C Means Image Segmentation. *Helicon*, 10(4). <https://doi.org/10.1016/j.helicon.2024.e32707>
- Singh, P., Yadav, D., y Pandian E, S. (2021). Link between air pollution and global climate change. *Global Climate Change*, 79-108. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822928-6.00009-5>
- Suthar, G., Kaul, N., Khandelwal, S., y Singh, S. (2024). Predicting land surface temperature and examining its relationship with air pollution and urban parameters in Bengaluru: A machine learning approach. *Urban Climate*, 53. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2024.101830>

Derechos de Autor© 2025 Celaya Ramírez, José Arturo; Silva Cruz, Eric Mario; Barcelos Mendoza, Ludwig Federico.



Este texto está protegido por una licencia [Creative Commons 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). Usted es libre para Compartir, copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato y adaptar el documento, remezclar, transformar y crear a partir del material— para cualquier propósito, incluso para fines comerciales, siempre que cumpla la condición de: Atribución: Usted debe dar crédito a la obra original de manera adecuada, proporcionar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que tiene el apoyo del licenciante o lo recibe por el uso que hace de la obra.