Detección y Clasificación de la Enfermedad de Roya en el Cultivo de Café mediante Visión por Computadora

Ing. Edith García Martínez[1], Dra. Rocío Alfonsina Lizárraga Morales [2]
[1]Departamento de Estudios Multidisciplinarios, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato. e.garcia.martinez@ugto.mx
[2]Departamento de Arte y Empresa, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato. ra.lizarragamorales@ugto.mx[2]

Resumen/Abstract

El café es uno de los productos más consumidos en todo el mundo, y México es uno de sus principales productores (Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural, 2022). Esta industria enfrenta grandes desafíos para la detección de las enfermedades, que actualmente se continúa realizando de forma manual. En este trabajo se propone una exploración inicial al uso de características de color y textura para la clasificación de la enfermedad fúngica de Roya en cultivos de café. Esto para presentar una alternativa automática de visión por computadora utilizando imágenes de las hojas de la planta, con el fin de ayudar a las técnicas tradicionales de detección visual manual. Este modelo consistió primero en separar la hoja del fondo mediante las anotaciones del conjunto de datos. Segundo, preprocesar las imágenes utilizando realce de contraste con CLAHE en espacio de color CIELab para mejorar su calidad. Tercero, se realizó un análisis de imágenes para extraer las características de color de las manifestaciones de la enfermedad, esto utilizando segmentación de color en espacio HSV con el método de Otsu y morfología matemática. Además, para la extracción de características de textura de las esporas de la enfermedad, se extrajeron mediante patrones binarios locales (LBP). Cuarto, se utilizó el clasificador Random Forest para clasificar las imágenes según su categoría. Por último, se evaluó el desempeño del modelo mediante diferentes métricas como son Precisión, Recall, Exactitud y F1 score.

Palabras clave: Enfermedad Fúngica; Roya Café; Realce Contraste; Segmentación Color; Características Textura, Exactitud.

Introducción

El café es uno de los productos que se consume a gran escala en todo el mundo, y su producción contribuye en gran medida al desarrollo económico de muchos países (Thakur *et al.,* 2024). México es uno de los países más importantes productores de café en el mundo. Es un lugar ideal para su cultivo, esto debido al clima, suelos y altura. Chiapas es el principal estado productor, que aporta el 41 % de la producción nacional, seguido de Veracruz con 24% y Puebla con 15.3%. La mayor parte de la producción nacional se concentra en las variedades arábicas (Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural, 2022). Desafortunadamente, la industria del café se enfrenta a grandes desafíos como son las plagas y las enfermedades, lo cual afecta directamente en la calidad y productividad de los cultivos del café (Thakur *et al.,* 2024). Una de las enfermedades fúngicas más alarmantes que afectan este cultivo es la Roya del Cafeto (CLR), causada por el hongo Hemileia vastatrix (Rodriguez-Gallo *et al.,* 2023). La CLR se caracteriza inicialmente detrás de la hoja como pequeñas lesiones de color amarillo o anaranjado en forma circular u ovalada. Eventualmente las hojas se necrosan y caen, causando una defoliación prematura, generando perdidas severas en la producción del café (Ramírez-Camejo *et al.,* 2022). Provocando así la pérdida del rendimiento superior al 70%, e incluso puede a causar la muerte de la planta (Rodríguez-Gallo *et al.,* 2024).

Los agricultores continúan utilizando técnicas tradicionales para atacar la CLR. Estas técnicas suelen ser el uso de variedades del cultivo más resistentes a la enfermedad. De igual manera, invertir en la contratación y capacitación de mano de obra. Esto para poder inspeccionar grandes áreas y detectar de forma manual posibles infecciones del cultivo. Sin embargo, estas técnicas suelen ser tediosas y la plaga puede pasar desapercibida por el personal. Como consecuencia, al utilizar únicamente este tipo de técnicas tradicionales, la producción del café se ve afectada negativamente. Lo que genera pérdidas en la cosecha y bajos niveles de rendimiento en su producción.

Para combatir los desafíos de detección y clasificación de la enfermedad en los cultivos, se implementan diferentes técnicas de visión por computadora e inteligencia artificial. En el cual se han realizado avances en el aprendizaje profundo que abordan problemáticas como la detección y reconocimiento automático de enfermedades en plantas. Como es el caso de las redes neuronales convolucionales (CNN). Este aprendizaje ha demostrado una gran eficiencia para la detección de enfermedades en cultivos como la papaya, tomate y la uva (Boulent *et al.,* 2019).

Entrando en los modelos específicamente del cultivo del café. Uno de los trabajos en este tema es el que proponen (Tassis *et al.,* (2021) quienes presentaron un sistema que aplica segmentación de instancias mediante Mask R-CNN para separar cada hoja del fondo, y segmentación semántica con la arquitectura ResNet-50 combinada con PSPNet y U-Net para detectar las regiones afectadas por la enfermedad. Siguiendo esta línea, los autores (Fan *et al.,* 2022) utilizaron la arquitectura ResNet-50 modificada con convoluciones dilatadas, logrando así una mejor separación entre la parte sana de la hoja y sus lesiones. Dentro de los modelos de alta capacidad la propuesta de (Esgario *et al.,* 2022) combinó DenseNet121 y Xception para extraer las características necesarias para obtener los detalles de la estructura de la hoja y las lesiones de la enfermedad. De manera similar, (Karthik *et al.,* 2023) desarrollaron una arquitectura llamada Inception-based Global Context Attention Network (IGCAN), la cual integra un bloque de Inception que extrae las características finas o de mayor longitud de las manchas, además de utilizar un bloque de contexto global (GCB) que le permite a la red interpretar la relación que existe entre las distintas parte de la hoja, clasificando cinco enfermedades de la hoja del café, funcionando con imágenes que presentan variaciones de iluminación y fondos ruidosos. Entrando en contexto nacional, (De *et al.,* 2025) utilizaron MobileNetV2 y EfficientNetB0 en la clasificación de cuatro escalas de severidad, además implementaron filtro gaussiano para reducción de ruido, realce de contraste mediante CLAHE aplicado sobre el canal L del espacio LAB, y el espacio de color HSV mediante el canal Hue para la segmentación basada en los umbrales de color característicos de la enfermedad entre 16° y 26°.

Los modelos anteriores, aunque son altamente precisos, mantienen un costo computacional elevado, lo que dificulta su implementación en el campo real. Para atacar la problemática se aplican modelos híbridos que logran implementarse en dispositivos más ligeros. Estos modelos tienden a ser más actuales, (Rodríguez-Gallo *et al*., 2023) destacó que utilizó imágenes UAV RGB del dron DJI FPV. Esto aplicando un filtro de varianza para reducción de ruido y resaltar las regiones con la enfermedad. Posteriormente, la aplicación de segmentación y la transformada de Hough circular que identificó las lesiones que se comportan como patrones circulares. El método alcanzo una exactitud de 97% incluso con variaciones de luz y sombra en las imágenes. Asimismo, el modelo SUNet que (Thakur *et al.,* 2024) proponen con preprocesamiento de filtro de media para reducción de ruido, y ecualización de histogramas para aumentar el contraste. Seguido de la combinación de la arquitectura U-Net para segmentación local con Swin Transformer para capturar las características globales de la imagen. Por otra parte, el modelo PMVT que (Li *et al.,* 2023) implementaron en un smartphone Xiaomi 10. Esto demostró que arquitecturas hibridas CNN-Transformer pueden ejecutarse en un hardware móvil convencional. Otro modelo que fue implementado por (Araaf *et al.,* 2024) donde integraron YOLOv8 nano con un sistema de poda robótica, logrando la detección en tiempo real. Esto sin conexión a la nube, utilizando una cámara Realsense. Una de las limitaciones que presenta este modelo es su alto consumo energético, lo que limita su autonomía en alcance y ejecución por un tiempo prolongado.

El propósito de este estudio es utilizar técnicas de visión por computadora para procesar las imágenes y poder detectar y clasificar la enfermedad de la Roya en las hojas del cultivo de café. La metodología que se realiza consiste en primero separar la hoja del fondo para evitar que el sistema se confunda, segundo preprocesar las imágenes para mejorar su calidad, tercero el análisis de las imágenes para extraer las características de las manifestaciones de la enfermedad, cuarto utilizar un clasificador para clasificar las imágenes según su categoría y, por último, evaluar el desempeño del modelo mediante diferentes métricas de evaluación. De esta forma, impulsar el uso de tecnologías que funcionan automáticamente, mediante visión por computadora. Esto mediante métodos que no requieren un nivel de cómputo avanzado a diferencias de otros modelos mencionados. Para poder contribuir en la detección de esta enfermedad, que afecta la economía de la población productora y consumidora de café en México.

En este artículo se encontrarán las siguientes secciones de metodología propuesta, resultados, conclusiones y referencias. Se describe como se realizó cada subsección de la metodología. Primero, se menciona de forma general la metodología que se utilizó. Segundo, el conjunto de imágenes. Tercero, el preprocesamiento de datos. Cuarto, la extracción de características de color y textura. Quinto, el clasificador que fue utilizado. Además, las métricas de evaluación. Posteriormente, se muestran los resultados obtenidos en la sección correspondiente. La sección que describe las conclusiones. Por último, se presentan las referencias y agradecimientos.

Metodología Propuesta

La metodología utilizada en el presente estudio consiste en utilizar imágenes de un conjunto de imágenes de hojas de café sanas y enfermas con cuatro niveles de infección de la enfermedad de Roya. Primero, se dividieron las imágenes en dos carpetas para entrenamiento y pruebas. Segundo, se aplicó preprocesamiento de las imágenes para mejorar la visibilidad de las manchas. Tercero, se realizó la segmentación de las manchas mediante el color característico. Cuarto, se extrajeron las características de la textura rugosa producida por las manchas y la textura sana de la hoja. Quinto, se entrenó el clasificador con el conjunto de datos de entrenamiento y se probó con el conjunto de datos de pruebas. Por último, se avalúo el resultado mediante diferentes métricas de evaluación. Esta metodología se observa en la Figura 1.

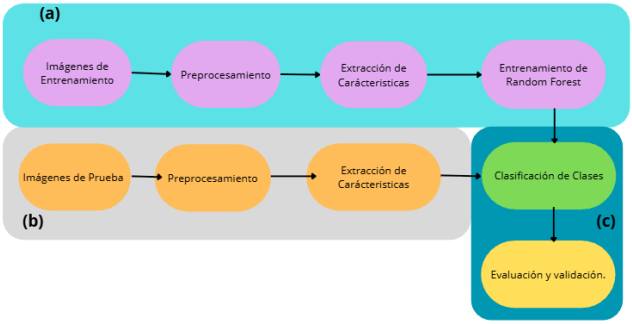


Figura 1. Metodología Utilizada. (a) metodología realizada en las imágenes de entrenamiento. (b) metodología utilizada en las imágenes de prueba. (c) clasificación de las clases, evaluación y validación.

1.1 Conjunto de imágenes

El conjunto de imágenes que se utilizó es A Robusta Coffee Leaf Images Dataset (RoCoLe), la cual es un conjunto de datos de acceso público que contiene 1393 imágenes de hojas de café capturadas con la cámara de un teléfono inteligente y en condiciones reales de campo con fondos variables y con variaciones de iluminación. En la Figura 2, se observan las muestras de las hojas de acuerdo con el nivel clasificado por expertos, como hojas saludables, y hojas infectadas con la roya de café en cuatro niveles de infección (Parraga-Alava *et al.,* 2019). Las imágenes se dividieron en dos partes, el conjunto de pruebas con un 30% y el conjunto de entrenamiento con un 70%.



Figura 2. Muestra de las imágenes originales por clase. (a) corresponde a clase healthy, (b) clase unhealty que contiene imágenes con nivel de roya 1-4.

En la Tabla 1, se muestra la distribución de imágenes por cada clase del conjunto de datos original, donde se observa un balance entre las clases.

***Tabla 1**. Distribución de imágenes por clase para el conjunto de datos original.*

Clase	Imágenes
Healthy	791
Unhealty	602

1.2 Preprocesamiento de imágenes

Para separar la hoja del fondo se realizó el recorte de las hojas apoyando en las anotaciones de la base de datos, la cual proporciona las máscaras por cada hoja, utilizando una herramienta de anotación llamada Labelbox, y Segmentación con máscara poligonal por objeto (hoja) recortando su forma exacta. El resultado de los recortes se observa en la Figura 3.

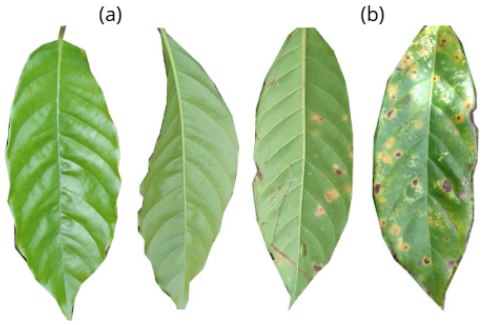


Figura 3. Resultado de Recorte de la hoja del fondo. (a) resultado de recorte en hojas healty, (b) resultado de recorte en hojas unhealty.

El siguiente preprocesamiento que se realizó en las imágenes, fue para aumentar el contraste, esto para mejorar su calidad y resaltar las manchas producidas por la enfermedad, de modo que el sistema pueda distinguirlas con mayor facilidad. Este procesamiento utilizado fue Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) en el espacio de color CIELab. Este espacio de color separa el brillo en el canal L y los colores en los canales A y B. Las fórmulas para la conversión del espacio de color RGB al espacio CIELab se muestran en las Eq. 1, 2**.** Solo se utiliza el canal L para la aplicación de CLAHE.

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & si\ t > 0.008856, \\ 7.787\ t + \frac{16}{116} & si\ t \leq 0.008856, \end{cases} \quad (1)$$

$$L = 116\, f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, \quad (2)$$

donde Y es la luminancia relativa del píxel y Y_n la luminancia del punto blanco de referencia, con L en el rango [0, 100].

CLAHE trabaja únicamente en el canal L para modificar únicamente el brillo de la imagen, primero, divide la imagen en bloques pequeños, utilizando la información de los histogramas de cada bloque para aplicar la ecualización de forma independiente. De esta forma se aplica el aumento de brillo solo en las regiones que lo requieren, esto de acuerdo con el clip limite que se define para evitar el exceso de brillo (S. M. Pizer *et al.,* 1987). Las acuaciones para aplicar CLAHE en el canal L, se muestra en las Eq. 3,4.

$$L' = \frac{L_{max} - 1}{M \; x \; N} \sum_{i=0}^{L} h_{clip}(i), \tag{3}$$

$$h_{clip}(i) = min\,(h(i),\ T), \tag{4}$$

donde $h_{clip}(i)$ es el histograma del canal L, de tamaño M x N pixeles, y L_{max} es el valor máximo de intensidad (255) para 8 bits. El recorte del histograma se define con la Eq. 4, donde T es el límite de recorte, y el exceso se redistribuye uniformemente entre todos los niveles de intensidad antes de aplicar la ecualización. El clip limite que se aplico fue 3.0 y el tamaño de los bloques de 8x8 pixeles. El resultado de esta transformación se observa en la Figura 4.

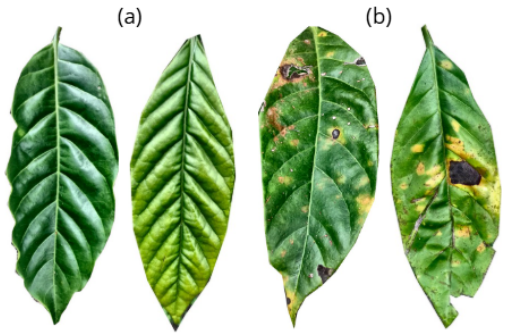


Figura 4. Resultado de Realce de Contraste Aplicando CLAHE. (a) imágenes resultadas con CLAHE healthy, (b) imágenes resultadas de CLAHE unhealty.

Este método permitió mejorar el contraste local, para resaltar las manchas producidas con la enfermedad sin saturar el brillo de toda la imagen. Posteriormente se realiza un proceso de normalización para que los pixeles estén dentro del rango mínimo y máximo posible. Por último, la imagen se reconstruye para que vuelva a visualizarse en el espacio de color original con las transformaciones que fueron realizadas.

1.3 Extracción de características

Características de color.

Para extraer las características de la enfermedad de Roya, en la primera parte, se realizó un método de segmentación mediante el color. Para esto primero, se cambia el espacio de color de RGB a HSV, en el cual el canal H corresponde al Tono, el canal S es la Saturación y el canal V es el Brillo. Este espacio de color se utilizó para poder impedir que las zonas más iluminadas o con sombra interfieran con el color que se está segmentando. En este caso, se trabaja únicamente en el canal H de Tono, donde se define el rango de color característico de la Roya, de [10, 50, 50] y de [30, 255, 255] corresponden a Tono, Saturación y Valor, respectivamente (Ernesto García Rivas et al., 2025).

Las ecuaciones para este espacio de color se describen en las Eq. 5-7. Con R, G, B normalizados en [0, 1].

$$V = C_{max} = max(R, G, B), \tag{5}$$

$$S = S = \begin{cases} 0 & si\ C_{max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}} & si\ C_{max} \neq 0 \end{cases}, \quad \Delta = C_{max} - C_{min} \tag{6}$$

$$H = \begin{cases} 0° & \Delta = 0, \\ 60° \left(\frac{G-B}{\Delta}\ mod\ 6\right) & C_{max} = R, \\ 60° \left(\frac{B-R}{\Delta} + 2\right) & C_{max} = G, \\ 60° \left(\frac{R-G}{\Delta} + 4\right) & C_{max} = B, \end{cases} \tag{7}$$

Para la segmentación se utilizó el método de Otsu, llamado así por su inventor Nobuyuki Otsu, es una técnica de umbralización automática que funciona maximizando la varianza entre dos clases de píxeles, para encontrar el valor de umbral óptimo de separación (Ernesto García Rivas et al., 2025). En las Eq. 8, 9, se describen las fórmulas aplicadas del método Otsu.

$$\sigma_B^2\ (t) = \omega_0(t)\ \ \omega_1(t)\ [\ \mu_0(t) - \mu_1(t)]^2, \tag{8}$$

$$t * = arg\ \max_t \sigma_B^2\ (t), \tag{9}$$

donde t es un umbral de intensidad, $\omega_0(t)\ y\ \ \omega_1(t)$ son las probabilidades de las clases de fondo separadas por ese umbral, $\mu_0(t) y\ \mu_1(t)$ son las medias de intensidad de cada clase, y t* es el umbral optimo que maximiza la varianza entre clases.

Para rellenar huecos, eliminar pixeles aislados y así mejorar el resultado de la segmentación, se utiliza la morfología matemática que se basa en la teoría de conjuntos e involucra operaciones como dilatación, erosión, apertura y cierre. Estas operaciones nos permiten transformar las formas dentro de una imagen, facilitando el análisis e interpretación de las estructuras. Se utilizo la apertura morfológica**,** que se describe en la Eq. 10**,** con un kernel de 3x3. Esta consiste en primero aplicar erosión seguido de dilatación, esto para eliminar el pequeño ruido del fondo. Después, se utilizó el cierre morfológico**,** que se describe en la Eq. 11, con un kernel de 5x5, que consiste en aplicar dilatación seguida de erosión, esto para rellenar pequeños huecos y unir secciones separadas de en el objeto (Henila y Chithra, 2020).

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B, \tag{10}$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B, \tag{11}$$

donde A es la imagen binaria y B el elemento estructurante. En la Figura 5, se observa el resultado completo de este proceso.

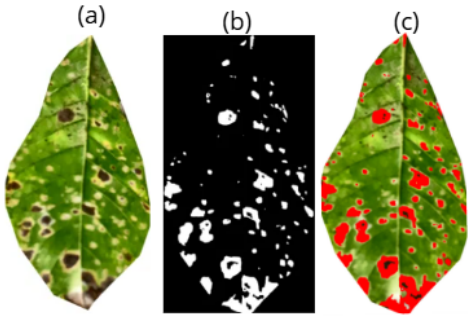


Figura 5. Resultado de la segmentación con Ostu. (a) imagen original unhealty, (b) resultado de la máscara de Roya de unhealty, (c) resultado Roya sobre la hoja unhealty.

Al crearse una máscara que segmenta las regiones identificadas como la enfermedad de la Roya, se genera una imagen binaria. Posteriormente, se coloca un color sobre esta mascara para poder visualizar de mejor

manera las áreas de la enfermedad sobre la imagen de la hoja y se calcula el porcentaje de infección estimado mediante las máscaras de la hoja y de roya.

Características de textura.

En la segunda parte se extrajeron las características de la textura de las manchas para complementar con las características de color. Para esto se utilizó Local Binary Pattern (LBP). El algoritmo LBP examina los pixeles de la imagen para comparar con sus ocho vecinos circundantes. Se asigna un valor binario dependiendo de si el valor del píxel vecino es mayor o menor al píxel central. Esto genera un numero binario de ocho bits para cada píxel, que posteriormente se convierte en número decimal para crear el mapa LBP (Ojala et al., 1996.). La fórmula para LBP, se describe en la Eq. 12, para un píxel central (x_c, y_c) con P vecinos y radio R, donde g_c es la intensidad del píxel central y g_p es la intensidad de cada vecino.

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s\left(g_p - g_c\right)2^p, \quad s(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \tag{12}$$

El método utilizado es uniform**,** que se describe en la Eq. 13. Un patrón se considera uniforme si tiene a lo más dos transiciones, estos patrones tienen una secuencia de números binarios con pocas transiciones, que representan formas simples como bordes o esquinas o en este caso la textura de la hoja sana, el código uniforme asigna una etiqueta separada a cada patrón (U ≤ 2). Mientras que los patrones no uniformes se consideran así cuando tienen más de dos transiciones (U > 2), estos patrones se agrupan en un último bin adicional del histograma, estos patrones tienen una secuencia de números binarios con varias transiciones, los cuales representan texturas rugosas o irregulares de las esporas de Roya (Tan et al., 2021). Se utilizó el método uniform porque con este se pueden distinguir cambios significativos entre clases, por la agrupación de los patrones no uniformes. Se aplico un LBP radio de 3 (R=3), ocho vecinos (P=8), número de bin LBP de 24 y el último bin 25.

$$U(LBP_{P,R}) = |s\left(g_{p-1} - g_c\right) - s\left(g_0 - g_c\right)| + \sum_{p=1}^{P-1} | s\left(g_p - g_c\right) - s\left(g_{p-1} - g_c\right) | \tag{13}$$

La extracción de textura se exploró considerando que las esporas de la enfermedad producen patrones rugosos en la superficie de la hoja. Los patrones tienen cambios de frecuencia abruptos entre colores claros y obscuros. Lo cual contrasta con los patrones producidos por la textura suave y uniforme de la hoja sana.

Se calcula la media (μ) y desviación estándar (σ) para cada canal de color de intensidad como descriptores estadísticos, con el fin de capturar la distribución de color de cada región segmentada.

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i, \tag{14}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \mu)^2}, \tag{15}$$

donde x_i es el valor de intensidad de cada píxel (por canal) y N el número total de píxeles

Una vez extraídas las características de color y textura, se agrupan para generar el conjunto de datos de entrenamiento y el conjunto de datos de pruebas como se muestra en la Tabla 2. Las características de color y textura que se eligieron fueron de acuerdo con la relevancia que determino el clasificador Random Forest. Manteniendo así la información tanto de la textura uniforme como de la textura no uniforme de la hoja.

***Tabla 2**. Características de color y textura que se utilizaron para la clasificación.*

Índice de Característica	Descripción
1	Porcentaje Roya
2,3	Media y Desv. Estándar para el canal S
4, 5	Media y Desv. Estándar para el canal V
6	Media para el canal H
7, 8, 9, 10, 11	Bins 3, 4, 5, 6, 20 de LBP Uniforme
12	Bin 25 de LBP No Uniforme

1.4 Clasificador Random Forest

El clasificador Random Forest (RF) o Bosques Aleatorios, son una combinación de árboles de decisión, donde cada árbol se crea con valores de un vector aleatorio que se muestrea de forma independiente y con la misma distribución para cada árbol. Esto para aprender las características de las imágenes de entrenamiento. Posteriormente para clasificar una nueva imagen, se realizan estimaciones internas para predecir a que clase pertenece la imagen. Cada árbol emite su voto, y se clasifica en la clase que fue más popular. Para esto se utiliza el índice Gini. El cual mide qué tan mezcladas están las clases dentro de un grupo. El valor de cero significa que el grupo de imágenes está completamente dividido en clases, el caso ideal. Mientras que el valor uno, significa que las clases están completamente mezcladas, el peor caso. El árbol prueba distintos puntos de corte y elige el que produce el Gini más bajo, lo que significa que es el corte que logro separar mejor las clases. Esto se repite hasta que las clases no se puedan dividir más (Breiman, 2001). En la Tabla 3, se muestra la cantidad de imágenes que se utilizaron en el conjunto de datos de entrenamientos para las dos clases.

***Tabla 3**. Distribución de imágenes por clase para el conjunto de datos de entrenamiento.*

Clase	Imágenes
Healthy	434
Unhealty	398

Este proceso en resumen consiste primero en tomar muestras aleatorias con la misma cantidad de características, después encontrar los cortes que minimicen el Gini en cada nodo, esto se repite dependiendo de la cantidad de árboles que se definan, posteriormente cada árbol emite un voto y la respuesta final es la más votada, la cual es más confiable que cualquier respuesta de un árbol individual.

1.5 Métricas de evaluación

Después de realizar el modelo de entrenamiento de clasificación, se realizan las evaluaciones del rendimiento del modelo. Para esto, se calcula una matriz de confusión. La cual consiste en una tabla que muestra cuantas predicciones fueron realizadas correcta o incorrecta. Esta matriz se divide en cuatro posibles casos. Los cuales son Verdadero Positivo (TP), Falso Positivo (FP), Verdadero Negativo (TN) y Falso Negativo (FN). Las métricas que se utilizan para medir el rendimiento del modelo son la Precisión qué evalúa qué tan confiable es la predicción positiva, Recall o Sensibilidad nos dice cuántos casos positivos detecto correctamente el modelo, Exactitud (Accuracy) nos dice que porcentaje de las predicciones fueron correctas y F1 score nos dice el balance entre Precisión y Recall. Estas métricas se representan en las siguientes ecuaciones.

$$Precisión = \frac{VP}{VP+FP}, \tag{16}$$

$$Recall = \frac{VP}{VP+FN}, \tag{17}$$

$$Exactitud = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}, \tag{18}$$

$$F1\ score = 2 * \frac{Precisión*Recall}{Precisión+Recall}. \tag{19}$$

Resultados

Los resultados de la extracción de textura se observan con el histograma LBP. En la Figura 6, se observan el histograma LBP de la clase, unhealty. El bin 24 representa el patrón uniforme con todos los vecinos más brillantes que el píxel central. Mientras que el bin 25 representa la agrupación de todos los patrones no uniformes. Este bin representa las texturas rugosas de las esporas, el cual se espera que crezca progresivamente con el nivel de enfermedad.

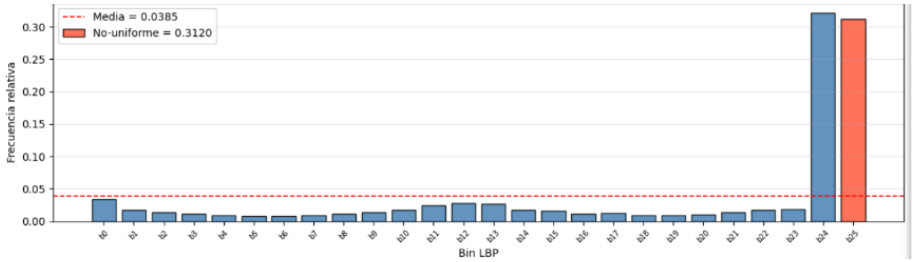


Figura 6. Histograma LBP de la Clase Unhealty.

En la Figura 7, se muestra la gráfica de la importancia de las características para el Random Forest, de acuerdo con esta relevancia se eligieron las características más importantes para el clasificador. Esto incluyendo características de color de la segmentación del área enferma de la hoja y características de textura extraídas del histograma LBP. Los bins elegidos fueron los más relevantes para el clasificador, tanto de la textura uniforme como de la no uniforme de la hoja.

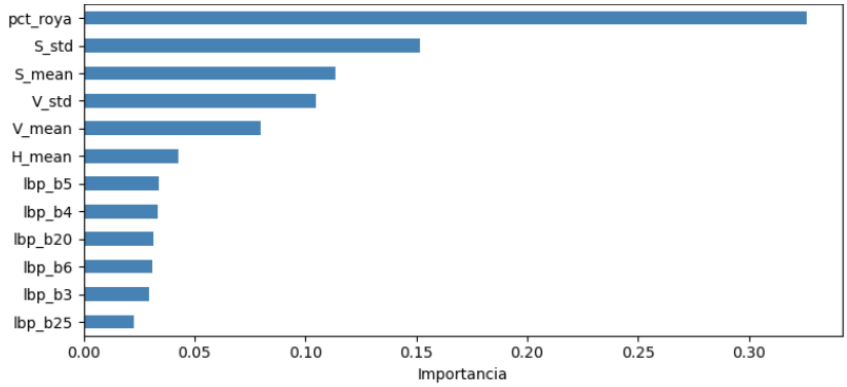


Figura 7. Importancia de Características para el Random Forest.

Para este modelo, se utilizaron diferentes cantidades de árboles. Esto para encontrar el número de árboles que tuviera el mejor resultado. Obteniendo así, el valor de 250 árboles con el mejor resultado en la exactitud global, como se muestra en la Tabla 4.

***Tabla 4**. Resultados de Exactitud Global de acuerdo con el número de Árboles definidos en el clasificador Random Forest.*

No. Árboles	Exactitud
100	90.03%
150	90.30%
200	90.30%
250	**90.58%**
300	90.30%

El resultado de las métricas de evaluación es el que se muestra en la Tabla 5. En esta tabla se muestra el reporte detallado por clase, donde la clase healthy se representa con 0, la clase unhealty con 1. Se obtuvo una exactitud global de 90.58%.

Tabla 5. *Reporte detallado por clase del resultado obtenido de la clasificación con el conjunto de datos de pruebas.*

Clase	Precisión	Recall	F1-score	Imágenes
0	93%	89%	91%	188

1	88%	92%	90%	173

Los resultados de la matriz de confusión se observan en la Figura 8**.** En la matriz se observa que 167 imágenes fueron clasificadas correctamente en la clase Healtly y 21 imágenes erróneas. En la clase Unhealty, fueron clasificadas 160 imágenes correctas, 13 incorrectas.

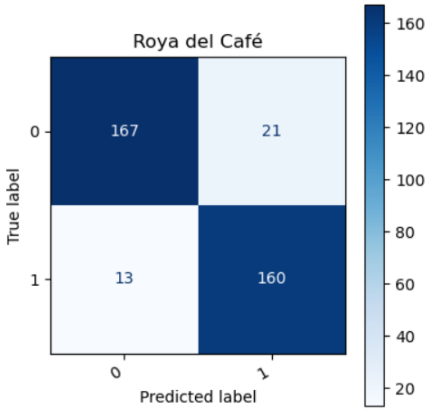


Figura 8. Matriz de Confusión.

Conclusión

En este estudio, se propuso un modelo para detección y clasificación de la enfermedad de Roya en el cultivo del café. Utilizando un conjunto de imágenes reales de campo con las clases Healthy y Unhealty. Esto para ayudar en la detección y clasificación automática de la enfermedad de Roya en el café, mediante imágenes para apoyar en la toma de decisiones de los humanos con el fin de disminuir la tasa de error de las técnicas tradicionales que continúa utilizándose. El modelo consistió en utilizar técnicas como realce de contraste con CLAHE en espacio de color CIELab. Extracción de características de color mediante el espacio de color HSV, realizando enmascaramiento del color característico de la Roya con el método Otsu para encontrar el umbral optimo de separación y morfología matemática para mejorar la segmentación. Además, extracción de características de textura utilizando LBP para extraer la textura lisa de la hoja sana y la textura rugosa producida por las esporas de la enfermedad. Para la clasificación de las clases se utilizó Random Forest. Se obtuvo una exactitud global de 90.58%. En las métricas de evaluación se obtuvo en la clase Healthy un 93% en Precisión, 89% en Recall, 91% en F1 score. Para la clase de Unhealty se obtuvo un 88% en Precisión, 92% en Recall, 90% en F1 score. Se tuvo un buen resultado en la detección y clasificación de las imágenes con modelos tradicionales de visión por computadora, a pesar de tener imágenes con fondo variable, objetos como ramas, tierra y variaciones de luz y sombra.

Agradecimientos

Los autores desean agradecer a la Universidad de Guanajuato; y a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) por el apoyo económico otorgado para este estudio (número de CVU 2155044).

Referencias

Araaf, R. T., Minn, A., y Ahamed, T. (2024). Coffee Leaf Rust Disease Detection and Implementation of an Edge Device for Pruning Infected Leaves via Deep Learning Algorithms. *Sensors*, *24*(24). https://doi.org/10.3390/s24248018

Boulent, J., Foucher, S., Théau, J., y St-Charles, P. L. (2019). Convolutional Neural Networks for the Automatic Identification of Plant Diseases. In *Frontiers in Plant Science* (Vol. 10). Frontiers Media S.A. https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00941

Breiman, L. (2001). *Random Forests. Machine Learning* **45**, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

De, F., Eléctrica, M., y Sistemas, E. Y. (2025). *Automatización de la Evaluación Visual de la Severidad de la Enfermedad de la Roya del Café usando Redes Neuronales Convolucionales en el Distrito de Ayapata*. Universidad Nacional del Altiplano.

Ernesto García Rivas, R., Dos Santos Melo, R., Manuel Saide, S., Backes, A. R., y Coelho Fernández, H. (2025). Rust Detection in Coffee Leaves using Otsu's Method and Mathematical Morphology. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, *32*(1), 212–219. https://doi.org/10.22456/2175-2745.143458

Esgario, J. G. M., de Castro, P. B. C., Tassis, L. M., y Krohling, R. A. (2022). An app to assist farmers in the identification of diseases and pests of coffee leaves using deep learning. *Information Processing in Agriculture*, *9*(1), 38–47. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2021.01.004

Fan, X., Luo, P., Mu, Y., Zhou, R., Tjahjadi, T., y Ren, Y. (2022). Leaf image-based plant disease identification using transfer learning and feature fusion. *Computers and Electronics in Agriculture*, *196*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106892

Henila, M., y Chithra, P. (2020). Segmentation using fuzzy cluster-based thresholding method for apple fruit sorting. *IET Image Processing*, *14*(16). https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2020.0705

Karthik, R., Joshua Alfred, J., y Joel Kennedy, J. (2023). Inception-based global context attention network for the classification of coffee leaf diseases. *Ecological Informatics*, *77*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102213

Li, G., Wang, Y., Zhao, Q., Yuan, P., y Chang, B. (2023). PMVT: a lightweight vision transformer for plant disease identification on mobile devices. *Frontiers in Plant Science*, *14*. https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1256773

Ojala, T., Pietikäinen, M., y Mäenpää, T. (1996). Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. *IEEE*. 10.1109/TPAMI.2002.1017623

Parraga-Alava, J., Cusme, K., Loor, A., y Santander, E. (2019). RoCoLe: A robusta coffee leaf images dataset for evaluation of machine learning based methods in plant diseases recognition. *Data in Brief* ,25, 104414. https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104414.

Ramírez-Camejo, L. A., Keith, L. M., Matsumoto, T., Sugiyama, L., Fukada, M., Brann, M., Moffitt, A., Liu, J., y Aime, M. C. (2022). Coffee Leaf Rust (Hemileia vastatrix) from the Recent Invasion into Hawaii Shares a Genotypic Relationship with Latin American Populations. *Journal of Fungi*, *8*(2). https://doi.org/10.3390/jof8020189

Rodríguez-Gallo, Y., Cañas, H., Cruz, J., Cardona, M., y Medina-González, G. (2024). Coffee leaf rust and berry borer management in agroforestry systems: A systematic literature review. In *Smart Agricultural Technology* (Vol. 9). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100656

Rodríguez-Gallo, Y., Escobar-Benitez, B., y Rodríguez-Lainez, J. (2023). Robust Coffee Rust Detection Using UAV-Based Aerial RGB Imagery. *Agri Engineering*, *5*(3), 1415–1431. https://doi.org/10.3390/agriengineering5030088

S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer, B. ter Haar Romeny, J. B. Zimmerman, y K. Zuiderveld. (1987). Adaptive histogram equalization and its variations. In *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* ,39, 355–368.10.1016/S0734-189X(87)80186-X

Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural. (2022, October 13). *Cultivo de café en México*. El Café En México. https://www.gob.mx/agricultura/articulos/cultivo-de-cafe-en-mexico

Tan, L., Lu, J., y Jiang, H. (2021). Tomato Leaf Diseases Classification Based on Leaf Images: A Comparison between Classical Machine Learning and Deep Learning Methods. *Agri Engineering*, *3*(3), 542–558. https://doi.org/10.3390/agriengineering3030035

Tassis, L. M., Tozzi de Souza, J. E., y Krohling, R. A. (2021). A deep learning approach combining instance and semantic segmentation to identify diseases and pests of coffee leaves from in-field images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *186*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106191

Thakur, D., Gera, T., Aggarwal, A., Verma, M., Kaur, M., Singh, D., y Amoon, M. (2024). SUNet: Coffee Leaf Disease Detection Using Hybrid Deep Learning Model. *IEEE Access*, *12*, 149173–149191. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3476211