



Unidad Profesional Interdisciplinaria De Ingeniería Campus Tlaxcala

**Análisis de Salud Vegetal mediante
Procesamiento Digital de Imágenes**

Lunes 5 de Enero de 2026

Materia: Procesamiento Digital de Imágenes

Alumnos: Jeovani Yael Hernandez Cervantes

Jassiel Luna Cantu

Daniel Alejandro Ramirez Hernandez

Resumen

El presente proyecto detalla el desarrollo de un sistema de visión por computadora orientado a la detección y cuantificación de daño, una tarea crítica para la agricultura de precisión. El objetivo principal fue implementar un algoritmo capaz de segmentar y cuantificar el daño en tejido vegetal a partir de imágenes digitales con condiciones de iluminación variables. La metodología priorizó la comprensión fundamental de los algoritmos de Procesamiento Digital de Imágenes (PDI), implementando filtros de suavizado espacial (Gaussiano) y operadores de detección de bordes (Sobel) mediante manipulación matricial con la librería NumPy, contrastando su desempeño frente a funciones optimizadas de OpenCV (Canny). Un hallazgo crítico durante el desarrollo fue la insuficiencia del espacio de color RGB y de los detectores de bordes convencionales para aislar la hoja en presencia de sombras proyectadas y fondos texturizados.

Como solución, se diseñó una estrategia de segmentación basada en el canal de Saturación del espacio HSV, lo que permitió discriminar eficazmente entre la hoja (alta saturación) y las perturbaciones del fondo (baja saturación). El sistema final integra preprocesamiento, segmentación morfológica y análisis cromático para entregar un reporte cuantitativo del porcentaje de área afectada, demostrando robustez técnica y viabilidad para aplicaciones de monitoreo agrónomo.

Palabras Clave: Procesamiento Digital de Imágenes, Segmentación HSV, Detección de Bordes, Agricultura de Precisión, NumPy, Análisis de Salud Vegetal.

Introducción

La detección temprana de daños en cultivos es un problema relevante en el ámbito agrícola, ya que incide directamente en la productividad y sostenibilidad de los sistemas de producción. Los métodos tradicionales de evaluación, basados en inspección visual, suelen ser subjetivos y dependen de la experiencia del observador.

El procesamiento digital de imágenes ofrece herramientas matemáticas que permiten automatizar el análisis visual, transformando información gráfica en datos cuantificables. En este contexto, el presente proyecto propone un analizador de salud vegetal que emplea filtros de convolución y análisis de color para detectar regiones afectadas en hojas de plantas.

Planteamiento del problema

Uno de nuestros mayores obstáculos en el desarrollo de este sistema de procesamiento de imágenes para exteriores o entornos no controlados es la variabilidad de la iluminación. Las imágenes capturadas en campo suelen presentar sombras proyectadas, cambios de intensidad lumínica y fondos con texturas complejas (tierra, otras hojas, instrumentos).

Los métodos básicos de segmentación basados en el espacio de color RGB suelen fallar en estas condiciones, ya que la información de crominancia (color) y luminancia (luz) está mezclada en los tres canales. Esto provoca que las sombras sean erróneamente clasificadas como tejido enfermo (falsos positivos) debido a su tonalidad oscura, o que el algoritmo de detección de bordes identifique texturas del fondo como parte de la hoja. Por tanto, surge la necesidad técnica de implementar un sistema que pueda desacoplar la información de color de la iluminación para aislar la región de interés (ROI) con precisión, independientemente de las condiciones de captura.

Introducción

La detección temprana de daños en cultivos es un problema relevante en el ámbito agrícola, ya que incide directamente en la productividad y sostenibilidad de los sistemas de producción. Los métodos tradicionales de evaluación, basados en inspección visual, suelen ser subjetivos y dependen de la experiencia del observador.

El procesamiento digital de imágenes ofrece herramientas matemáticas que permiten automatizar el análisis visual, transformando información gráfica en datos cuantificables. En este contexto, el presente proyecto propone un analizador de salud vegetal que emplea filtros de convolución y análisis de color para detectar regiones afectadas en hojas de plantas.

Objetivos

Objetivo general:

Desarrollar un sistema computacional capaz de analizar la salud vegetal a partir de imágenes digitales, identificando y cuantificando zonas dañadas mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes.

Objetivos específicos:

- Implementar algoritmos fundamentales de PDI: Desarrollar filtros de suavizado espacial y operadores de detección de bordes (Sobel) mediante manipulación matricial directa para comprender su funcionamiento matemático.
- Comparar técnicas de segmentación: Evaluar el desempeño de la detección de bordes (Sobel vs. Canny) y la segmentación por color (RGB vs. HSV) para determinar el método más eficaz en la eliminación de fondo y sombras.
- Desarrollar una estrategia robusta de ROI: Diseñar un algoritmo basado en la saturación del color para aislar la hoja del fondo, mitigando los errores provocados por sombras proyectadas.
- Cuantificar el daño: Generar un reporte numérico que indique el porcentaje de tejido sano frente al tejido dañado (necrótico o clorótico) para ofrecer una métrica objetiva del estado del espécimen.

Marco teórico

El procesamiento digital de imágenes permite analizar imágenes mediante operaciones matemáticas aplicadas a matrices de píxeles. En este proyecto se utilizan principalmente:

- Convolución: Esta operación permite aplicar filtros para suavizado, detección de bordes u otras transformaciones.
- Filtro Gaussiano: Su aplicación permite reducir el ruido preservando la estructura general de la imagen, lo cual es fundamental para análisis posteriores.
- Análisis de color: El análisis se realiza sobre el espacio RGB, donde variaciones significativas en los canales de color permiten identificar zonas que no corresponden al color verde característico de hojas sanas, asociándolas con daño vegetal.
- Máscaras binarias: Separan regiones sanas de las afectadas.
- Espacio HSV: Este modelo desacopla la información cromática de la intensidad lumínica.
 - H (Matiz): Representa el tipo de color (rojo, verde, amarillo) como un ángulo en un círculo de color (0-360°).
 - S (Saturación): Indica la "pureza" o intensidad del color. Los colores deslavados o grises tienen saturación baja, mientras que los colores vivos tienen saturación alta.
 - V (Valor): Representa el brillo o intensidad de luz.
 - Este desacoplamiento permite aislar objetos basándose únicamente en su color (H) o su viveza (S), ignorando las sombras que solo afectan al componente V.

Estas técnicas permiten transformar una imagen común en información cuantitativa útil.

Metodología

Adquisición de la imagen

Se utilizó el conjunto de datos público PlantVillage, reconocido estándar en la comunidad de agronomía computacional. Para las pruebas de estrés del algoritmo, se seleccionaron intencionalmente imágenes que presentaran desafíos comunes en entornos no controlados:

- Fondos con texturas rugosas (cartón, tierra).
- Iluminación irregular con presencia de sombras proyectadas. Esta selección tuvo como objetivo evaluar la robustez de los métodos de segmentación propuestos frente al ruido ambiental.

Preprocesamiento

Antes de cualquier análisis, las imágenes fueron sometidas a una etapa de acondicionamiento para reducir el ruido de alta frecuencia y estandarizar la entrada.

1. Redimensionamiento: Se aplicó un submuestreo espacial para normalizar las dimensiones de la imagen, reduciendo la carga computacional.
2. Conversión a Escala de Grises: Se implementó manualmente la transformación de RGB a luminancia (Y) mediante el producto punto matricial de los canales con los coeficientes de percepción humana ($0.299R + 0.587G + 0.114B$).
3. Suavizado Espacial: Se generó programáticamente un kernel Gaussiano de 5×5 ($\sigma=1.0$) y se aplicó mediante una operación de convolución discreta sobre la matriz de imagen. Este paso fue crucial para difuminar texturas finas del fondo que podrían generar falsos bordes positivos.

Comparativa de Detección de Bordes (Sobel vs. Canny)

Se evaluaron dos estrategias para delimitar la hoja:

- Operador Sobel (Implementación Manual): Se codificaron las matrices de convolución G_x y G_y y se calculó la magnitud del gradiente píxel a píxel. Si bien este método destacó correctamente los cambios de contraste, generó bordes abiertos y discontinuos.
- Algoritmo Canny (Referencia): Se utilizó la implementación optimizada para obtener bordes finos.
- Análisis de Falla: Se observó que, en imágenes con fondo texturizado o sombras marcadas, el detector de bordes Canny identificaba erróneamente las rugosidades del fondo y el contorno de la sombra como parte de la hoja. Esto resultaba en una Región de Interés (ROI) contaminada e inutilizable para el análisis posterior.

Estrategia de segmentación por saturación

Dada la ineficacia de la detección de bordes tradicional ante las sombras, se diseñó una estrategia de segmentación basada en las propiedades cromáticas del espacio HSV. Se identificó que, ópticamente, una sombra se comporta como una región de baja intensidad luminosa (V) y baja pureza de color (S), tendiendo al gris. Por el contrario, el tejido vegetal (tanto sano como enfermo) mantiene una saturación cromática elevada.

Se implementó un algoritmo de Umbralización por Saturación:

1. Se extrajo el canal S de la imagen.
2. Se aplicó un umbral binario = 40, donde $M(x,y) = 1$ si $S(x,y) > 40$, y 0 en caso contrario.
3. Se aplicaron operaciones morfológicas de apertura y cierre para eliminar ruido sal y pimienta.

Este enfoque logró eliminar satisfactoriamente las sombras oscuras (que poseen $S < 40$), generando una máscara sólida y precisa de la hoja, resolviendo la problemática planteada.

Estrategia de segmentación por saturación

Sobre la región segmentada (ROI), se aplicó una clasificación de píxeles basada en rangos de Matiz (H):

- Tejido Sano: Definido en el rango espectral del verde ($H = 35 - 90$).
- Tejido Dañado: Definido por la unión de los rangos espectrales correspondientes a clorosis (amarillo) y necrosis (marrón/rojo) ($H < 35 \cup H > 160$).

Finalmente, se realizó el conteo de píxeles para cada clase y se calculó el porcentaje de daño relativo al área total de la hoja, proporcionando la métrica cuantitativa final.

Resultados



Figura A: Imagen de hoja con claro daño



Figura B: Imagen de hoja sin daño evidente

Evaluación de la Detección de Bordes

Se comparó el desempeño del operador Sobel frente al algoritmo Canny (referencia de OpenCV) para la delimitación de la estructura foliar.

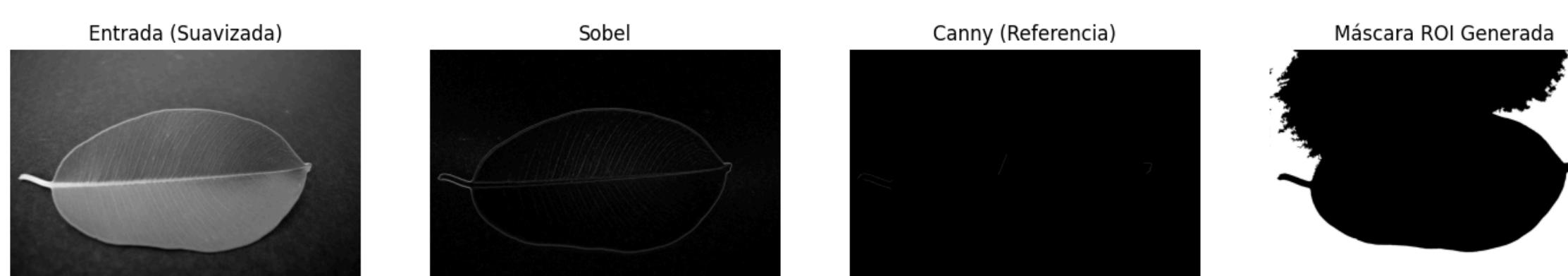


Figura 1 (a):Comparativa de detección de bordes. (a) Imagen suavizada. (b) Operador Sobel manual mostrando magnitud del gradiente. (c) Algoritmo Canny

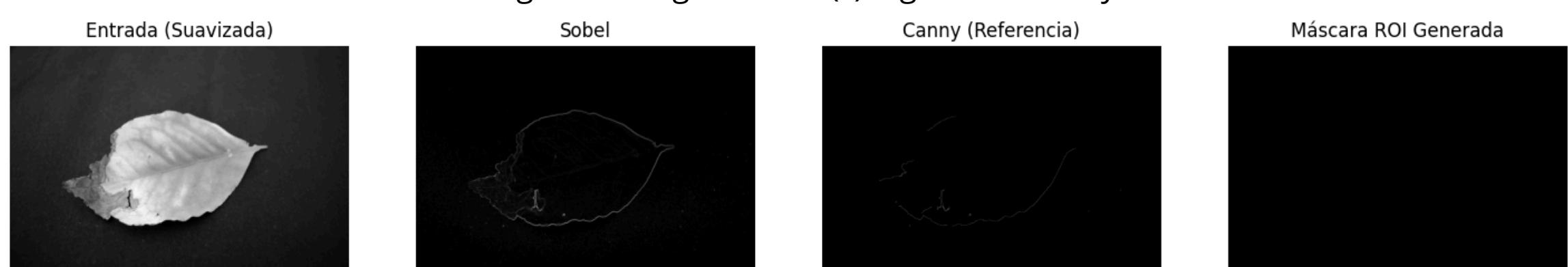


Figura 1 (b):Comparativa de detección de bordes. (a) Imagen suavizada. (b) Operador Sobel manual mostrando magnitud del gradiente. (c) Algoritmo Canny

Como se observa en la Figura 1, la implementación manual de Sobel logró destacar los cambios de gradiente, generando bordes gruesos y difusos correspondientes a la magnitud del cambio de intensidad. Si bien efectivo para resaltar texturas, los contornos resultantes no fueron cerrados. Por el contrario, el filtro Canny generó bordes finos y conectados. Sin embargo, se evidenció que Canny es altamente sensible a la textura del fondo en imágenes no ideales, detectando las rugosidades del cartón/tierra como "falsos bordes", lo que contaminó la máscara inicial.

Evaluación de la Detección de Bordes

El desafío principal identificado en la sección 3.2 fue la presencia de sombras proyectadas que alteraban la geometría de la hoja. La segmentación basada en umbralización simple o detección de bordes falló al incluir la sombra como parte de la Región de Interés (ROI).

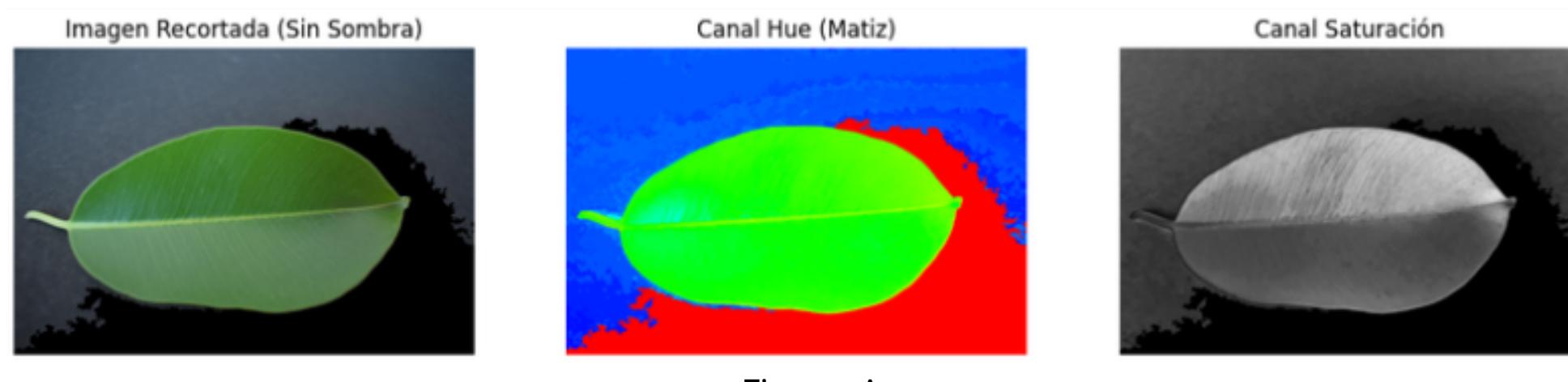


Figura A

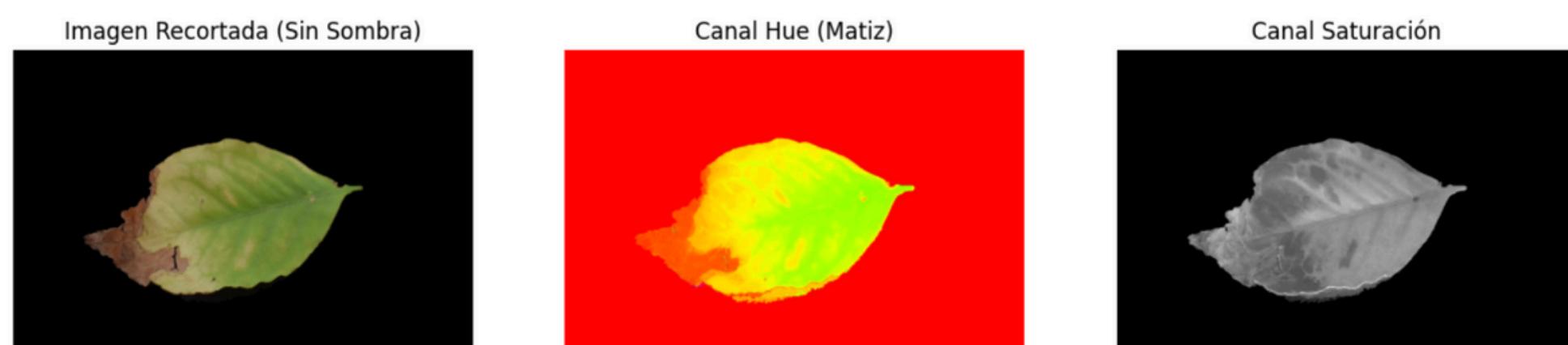


Figura B

Figura 2. Análisis del Espacio HSV. La imagen original presenta una sombra fuerte a la derecha. El canal de Saturación (centro) muestra la sombra en negro (saturación nula), permitiendo su eliminación automática.

La Figura 2 se demuestra la eficacia de la estrategia propuesta basada en el canal de Saturación (S) del espacio HSV. Mientras que en el espectro visible (RGB) la sombra posee niveles de gris que se confunden con zonas oscuras de la hoja, en el canal S la sombra presenta valores cercanos a cero (baja pureza cromática). Al aplicar el umbral > 40 , el algoritmo logró filtrar ópticamente la sombra, aislando exclusivamente el tejido vegetal vivo, lo cual valida la hipótesis de que el espacio HSV es superior al RGB.

Cuantificación del Daño

Finalmente, se aplicó la clasificación de píxeles sobre la ROI limpia. El sistema fue capaz de diferenciar entre tejido sano (verde) y tejido afectado (clorosis/necrosis) independientemente de las variaciones de luz.



Figura A



Figura B



Figura A



Figura B

Figura 3. Resultado final del procesamiento. (Izquierda) Máscaras de tejido sano y dañado. (Derecha) Superposición de la detección sobre la imagen original, cuantificando el daño.

El algoritmo calculó un porcentaje de daño, lo cual es consistente con la inspección visual de la muestra. La superposición roja en la Figura 3 confirma que el sistema detectó correctamente las lesiones necróticas sin generar falsos positivos en las zonas de sombra previamente eliminadas.

Conclusiones

El desarrollo de este proyecto nos permitió validar la aplicación de técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes para la evaluación automatizada de la salud vegetal, cumpliendo con los objetivos de robustez y cuantificación objetiva.

concluimos que:

1. Limitaciones de los Bordes: Los métodos clásicos de detección de bordes (Sobel, Canny) son insuficientes por sí solos cuando el fondo de la imagen posee textura, requiriendo técnicas complementarias de segmentación por color.
2. Superioridad de HSV sobre RGB: Si bien la segmentación HSV mitigó eficazmente las sombras proyectadas comunes, se concluye que el uso de umbrales estáticos presenta limitaciones ante variaciones extremas de luminosidad (brillos o penumbra), requiriendo condiciones de luz difusa para garantizar una precisión del 100%.
3. Limitaciones bajo iluminación extrema:
 - a. "Aunque la segmentación en el espacio HSV demostró ser superior al RGB para mitigar sombras parciales, se observó inestabilidad en condiciones de iluminación extrema. Debido a que el algoritmo utiliza un umbral de saturación estático ($S > 40$), existen dos casos de borde donde la segmentación puede fallar:
 - b. Sobrexposición (Brillos): La luz intensa o reflejos especulares en la hoja reducen la saturación capturada por el sensor, haciendo que el tejido sano se confunda con el fondo (blanco/gris).

- c. Subexposición severa: En sombras muy profundas, la relación señal-ruido del sensor disminuye, alterando los valores de croma y generando segmentaciones incompletas. Esto sugiere que para una implementación en campo abierto, sería necesario sustituir los umbrales fijos por un sistema de umbralización adaptativa (dinámica).
- d. El sistema resultante ofrece una herramienta funcional para la agronomía de precisión, capaz de entregar métricas cuantificables de daño foliar eliminando la subjetividad de la inspección humana.

Referencias

- csafr2. (2022). Plant Leaves for Image Classification [Data set]. Kaggle.
<https://www.kaggle.com/datasets/csafr2/plant-leaves-for-image-classification>
- Hughes, D., & Salathé, M. (2015). An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics. arXiv preprint arXiv:1511.08060. (PlantVillage Dataset).
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). Digital Image Processing. Pearson.