

Sistema de clasificación de salud de hojas de plantas (SiCHoP)

Israel E. Nieto Granados¹, Gustavo Alonso Silverio¹,
Antonio Alarcón Paredes²

¹ Universidad Autónoma de Guerrero,
Unidad Académica de Ingeniería,
México

² Instituto Politécnico Nacional
Centro de Investigación en Computación,
México

23500377@uagro.mx, gsilverio@uagro.mx, aalarcon@cic.ipn.mx

Resumen. Este trabajo presenta el desarrollo de un Sistema de Clasificación de Hojas de Plantas (SiCHoP) que utiliza imágenes RGB, y un sensor espectral basado en el Índice de Diferencia Normalizada (IDN) para abordar el problema de la clasificación de la salud de las hojas en la agricultura mediante un dispositivo portátil. Este sistema es capaz de clasificar las hojas en cinco estados de salud: excelente, bueno, regular, enfermo y muerto. La metodología utilizada se basa en un conjunto de datos propios, obteniendo una precisión del 75% en la clasificación. Los resultados indican una correlación significativa entre los valores de NDI y el estado de salud de las hojas, evidenciando la relación inversa entre el contenido de clorofila y el estrés de la planta. Esta innovación supone un avance en la agricultura de precisión, proporcionando una herramienta eficaz y precisa para el análisis y seguimiento de la sanidad vegetal, que podría mejorar la gestión y productividad agrícola.

Palabras clave: Sistema de clasificación de hojas de plantas (SiCHoP), imágenes RGB, sensor espectral, índice de diferencia normalizada (IDN), clasificación sanitaria, correlación significativa, contenido de clorofila, estrés vegetal, agricultura de precisión, monitorización de la salud de las plantas.

System for Plant Leaf Health Classification (SiCHoP)

Abstract. In this work, the development of a Plant Leaf Health Classification System (SiCHoP) that utilizes RGB images and a spectral sensor based on the Normalized Difference Index (NDI) to address the problem of leaf health classification in agriculture through a portable device is presented. This system is capable of classifying leaves into five health states: excellent, good, regular, diseased, and dead. The methodology employed is based on a proprietary dataset,

achieving an accuracy of 78% in classification. The results indicate a significant correlation between NDI values and leaf health status, evidencing the inverse relationship between chlorophyll content and plant stress. This innovative system represents a significant step forward in precision agriculture, offering farmers a reliable and efficient tool for plant health monitoring and management.

Keywords: Plant leaf classification system (SiCHoP), RGB imaging, spectral sensor, normalized difference index (NDI), health classification, significant correlation, chlorophyll content, plant stress, precision agriculture, plant health monitoring.

1. Introducción

La agricultura es la columna vertebral de la economía de muchos países del mundo, incluido México. Factores como el cambio climático, el crecimiento demográfico y la seguridad alimentaria impulsan la implementación de nuevas formas de mejorar la productividad agrícola. México cuenta con 32.4 millones de hectáreas destinadas a la cosecha, según la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA, 2017). De estas hectáreas, el 21 % están equipadas con sistemas de riego, mientras que el 79 % restante depende de las lluvias para mantener las cosechas (*La agricultura: el motor de nuestra economía*, s/f).

La clasificación de plantas es fundamental en campos como la agricultura, la ecología, la medicina y la conservación. Sin embargo, el proceso de secuenciación tradicional se realiza manualmente, requiere un alto grado de conocimiento y experiencia, y es lento y tedioso, especialmente para colecciones de muestras grandes. Este enfoque manual presenta un problema importante porque limita la capacidad de los agricultores y científicos para monitorear la salud de las plantas de manera efectiva y precisa.

La creciente necesidad de soluciones automatizadas para la clasificación de la salud de las hojas ha llevado al desarrollo de nuevas tecnologías, como el presente Sistema de Clasificación de Salud de Hojas de Plantas (SiCHoP), que utiliza imágenes RGB y un sensor espectral basado en el índice normalizado de la salud de las hojas en cinco categorías: excelente, bueno, regular, enfermo y muerto. Esta innovación tiene como objetivo abordar las limitaciones del método manual, proporcionando análisis más rápidos y precisos que pueden mejorar la gestión agrícola y la conservación de especies (Gama-Moreno et al., 2022a). Sin embargo, los recientes avances en las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) han dado lugar a la agricultura de precisión, abriendo nuevas oportunidades para la clasificación automatizada de plantas (Sarma & Nidamanuri, 2023).

Los sistemas de clasificación de imágenes basados en el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) han demostrado ser altamente eficaces en la aplicación de métodos de percepción remota multiespectral. De acuerdo con (Sarma & Nidamanuri, 2023), estos sistemas han mostrado resultados prometedores, con una precisión que varía entre el 65 % y el 85 % en diferentes combinaciones de imágenes y

cultivos, lo que representa un avance significativo en la mejora de la productividad agrícola.

Esta investigación desarrolla un sistema de clasificación de hojas de plantas (SiCHoP) mediante imágenes RGB y la lectura de un sensor espectral, utilizando el Índice de Diferencia Normalizada (NDI). El sistema es capaz de identificar y clasificar las hojas de las plantas en las cinco categorías mencionadas previamente. Esta investigación representa una contribución importante al campo de la clasificación de hojas de plantas, usando un algoritmo de regresión para estimar el NDI y, posteriormente clasificando la salud de la hoja a partir de umbrales previamente establecidos, proporcionando una solución automatizada y precisa para mejorar el análisis y seguimiento de la salud de las plantas.

2. Estado del arte

La relación entre el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y los niveles de estrés vegetal ha sido ampliamente estudiada, utilizando dispositivos como el SPAD-502 para evaluar clorofila y contenido de nitrógeno en plantas de fresa, arándano y aguacate. En (Gama-Moreno et al., 2022) se mostró que las mediciones de NDVI están correlacionadas con el contenido de nitrógeno en la hoja, revelando una relación directa entre la intensidad del color de la hoja, el contenido de clorofila y la absorción de nitrógeno. La investigación clasificó hojas en tres categorías: jóvenes, maduras y viejas, obteniendo un coeficiente de determinación R^2 de 0.97, lo que permite correlacionar con precisión los valores obtenidos. (Gama-Moreno et al., 2022) ha desarrollado un sistema de sensores inteligentes capaz de medir concentraciones de clorofila utilizando una cámara espectral que lee reflectancia en 12 longitudes de onda discretas en los espectros visible e infrarrojo cercano. Este sistema utiliza cuatro canales (R, G, B, NIR) para calcular diversos índices de vegetación, y ha sido probado en plántulas de tomate para medir el estado de clorofila.

(Gutiérrez-Soto et al., 2011) se centra en el desarrollo de un detector para estimar el estado de la clorofila del maíz mediante análisis espectral, utilizando instrumentos multiespectrales como el Greenseeker Handheld y el sensor OptRx. Este detector consta de una unidad microcontroladora, una cámara multiespectral de doble canal, un módulo de entrada/salida y un módulo de alimentación. El sistema ha demostrado ser eficaz en la detección no destructiva de clorofila.

En (Revelo Luna et al., 2021), se desarrolla un sistema de monitoreo de cultivos que capturó imágenes multiespectrales y calculó índices de vegetación como NDVI, RVI y NDGI para evaluar el estado de crecimiento de plantas de tomate. Un modelo de regresión lineal múltiple (MLR) se utilizó para estimar el contenido de clorofila basándose en los valores promedio de grises en diferentes canales e índices de vegetación, logrando un R^2 de 0.88. (Andrianto et al., 2020) probó un medidor de clorofila basado en IoT de bajo costo contra un espectrofotómetro (SP-3000nano) y un medidor comercial (SPAD-502) en hojas de Maniltoa Grandiflora, mostrando una fuerte correlación en las mediciones del contenido de clorofila. Este dispositivo mide exitosamente la clorofila, muestra los datos en una pantalla LCD, almacena la

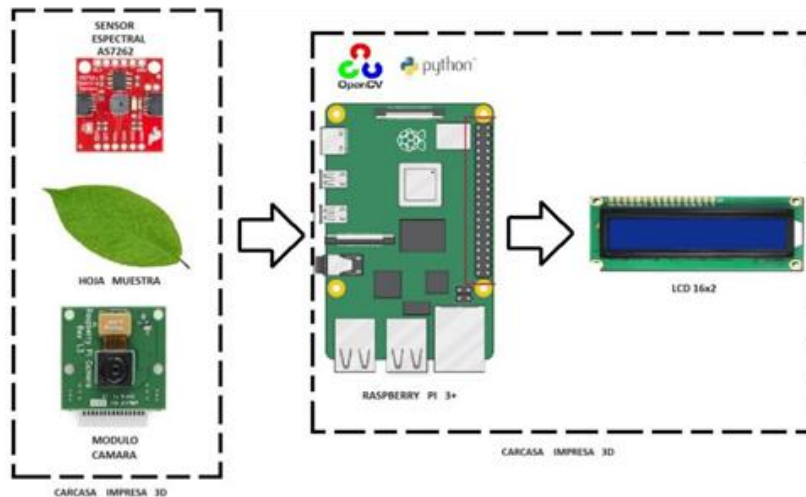


Fig. 1. Esquema de configuración para el sistema de clasificación de hojas de planta.

información en memoria y transmite los datos a una plataforma de servicio, sin mencionar el uso de una cámara.

Estos avances en la tecnología de sensores y análisis espectral han mejorado significativamente la precisión y eficiencia en la clasificación de plantas y la detección de clorofila, proporcionando herramientas cruciales para la agricultura de precisión y la gestión sostenible de cultivos.

3. Sistema propuesto

En la Figura 1 se muestra un esquema de configuración del sistema propuesto, capaz de realizar una clasificación de hojas de planta para determinar su estado de salud. En el presente trabajo se utilizó un conjunto de datos tomado desde la cámara del dispositivo, así como los datos recopilados del sensor espectral, hasta la creación de su correspondiente programación en Python, también se realizaron las pruebas, la reproducibilidad de los resultados y la validación de estos.

A continuación, se describen los módulos presentes en el sistema propuesto.

3.1. Conjunto de datos

Tras haber completado el análisis del estado del arte, se exploró en diversos repositorios en busca de bancos de datos que brindaran información sobre imágenes de hojas de plantas a partir de la medición de su NDI. Sin embargo, no se encontró ningún banco de datos que se adaptara al propósito de este trabajo, por ello, se optó por construir un banco de datos propio en involucra la toma de imágenes (Figura 2) y la medición de valores específicos que permiten un análisis de su salud.

Tabla 1. Conjunto de datos.

Categoría de Hoja	Número de Hojas	Imágenes por Hoja	Total de Imágenes	Mediciones Espectrales por Hoja	Total de Mediciones Espectrales
Excelente	10	10	100	10	100
Buena	10	10	100	10	100
Regular	10	10	100	10	100
Enferma	10	10	100	10	100
Muerta	10	10	100	10	100
Total	50	-	500	-	500

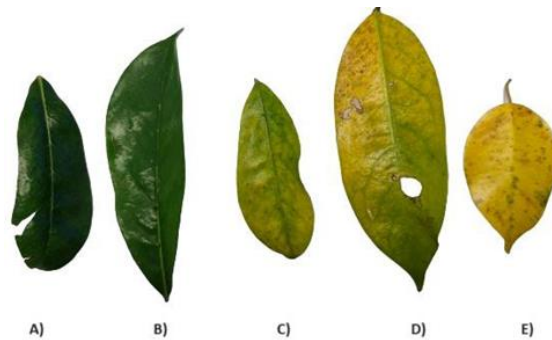


Fig. 2. Ejemplo de hojas del conjunto de datos para la toma de muestras. A) Excelente, B) Buena, C) Regular, D) Enferma, E) Muerta.

En este estudio, se utilizó un conjunto de datos propio que fue recopilado con el propósito de evaluar el rendimiento del Sistema de Clasificación de Hojas de Plantas (SiCHoP). El conjunto de datos se adquirió tomando en consideración dos enfoques: 1) imágenes de hojas por medio de una cámara RGB, y 2) mediciones obtenidas de las hojas a través de un sensor espectral. En ambos casos, se obtuvieron imágenes y datos de hojas en cinco categorías predefinidas: excelente, buena, regular, enferma y muerta.

Se tomaron en consideración 50 hojas distribuidas uniformemente en las cinco categorías de salud, es decir 10 hojas de cada categoría. Para cada hoja, se tomaron 10 imágenes utilizando una cámara RGB, lo que resultó en un total de 500 imágenes. Además, se obtuvieron 10 mediciones espectrales por hoja, generando un total de 500 mediciones espectrales.

Las muestras de la Tabla 1 fueron recolectadas en condiciones semicontroladas de luz para minimizar las variaciones debidas a factores externos. Se utilizó una cámara Raspberry Pi Rev 1.3 de 5MP para capturar imágenes RGB de cada hoja, y un sensor espectral SparkFun Breakout AS7262 para las mediciones espectrales. Las imágenes se tomaron desde diferentes ángulos para obtener una representación más completa y variada de las hojas, mientras que las mediciones espectrales se realizaron directamente

Tabla 2. Listado de Hardware y Software utilizados.

Hardware	Software
Raspberry Pi 3b+	Python + Thonny IDE
Sensor Espectral SparkFun Breakout - AS7262 Visible	
Cámara Raspberry Pi Rev 1.3 5MP	
Pantalla de Cristal Líquido de 16x2 (LCD)	
Resistencia variable 10KΩ	
Cables de conexión (Jumpers)	
Carcasa en 3D (diseño e impresión)	

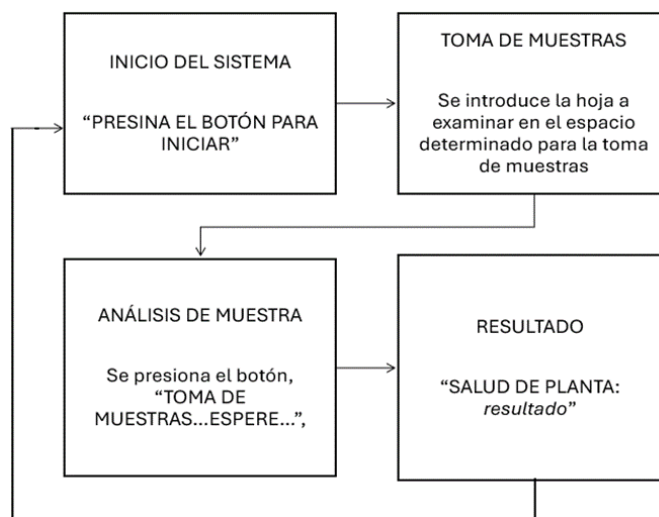


Fig. 3. Diagrama a bloques del sistema para la clasificación de salud de hojas de planta.

sobre la superficie de las hojas en varias posiciones para garantizar la precisión de los datos.

Este conjunto de datos proporciona una base sólida para el desarrollo y la validación del Sistema de Clasificación de Hojas de Plantas (SiCHoP). La distribución equilibrada de las muestras y la replicación de mediciones aseguran la robustez y fiabilidad del modelo, permitiendo una evaluación precisa del estado de salud de las hojas.

3.2. Hardware y software

Para esta sección, se llevaron a cabo pruebas utilizando los sensores, así como ensayos en campo, seguidos de un análisis detallado de los resultados obtenidos. Sírvase observar la Tabla 2 para obtener el listado de hardware y software utilizado para el sistema.

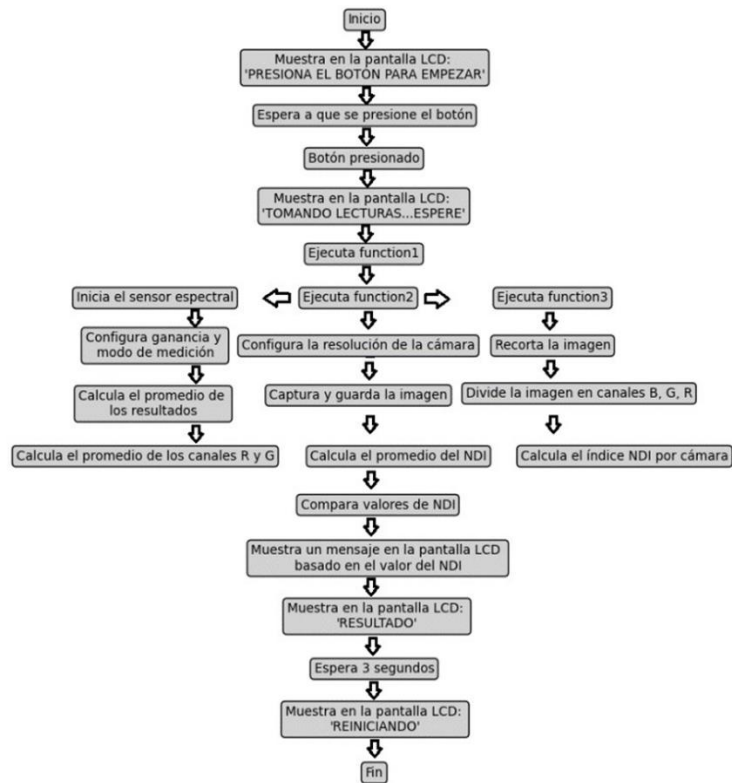


Fig. 4. Diagrama de flujo del sistema propuesto.

3.3. Funcionamiento del sistema propuesto

En esta sección se describe la forma en cómo opera el sistema propuesto. Para ello, en la Fig. 3 se ilustra el procedimiento metodológico que se siguió en esta etapa del estudio, y en la Fig. 4 se muestra el diagrama de flujo de éste.

3.4. Diseño del dispositivo

Para el presente proyecto de investigación se desarrollaron dos carcasas impresas en 3D utilizando Tinkercad® (Figura 5), la primera de ellas contiene la tarjeta Raspberry Pi 3 conectada a un display de 16x2 (izquierda), también se diseñó otra carcasa dividida en tres partes (derecha) para colocar el módulo de cámara y el módulo de sensor espectral.

Una vez impreso, programado y armado el sistema para la toma de muestras, en la Figura 6 se muestra el sistema tomando muestras a diferentes tipos de hojas arrojando dos resultados de acuerdo con la clasificación correspondiente a la toma de valores.

3.5. Modelo propuesto

El método de experimentación se basa en la recopilación de datos a través del sistema de adquisición que utiliza la cámara y el sensor espectral referidos con antelación. Para este propósito se utilizó el Índice de Diferencia Normalizada (NDI, Normalized Difference Index) para analizar los datos de salud de las hojas. El valor

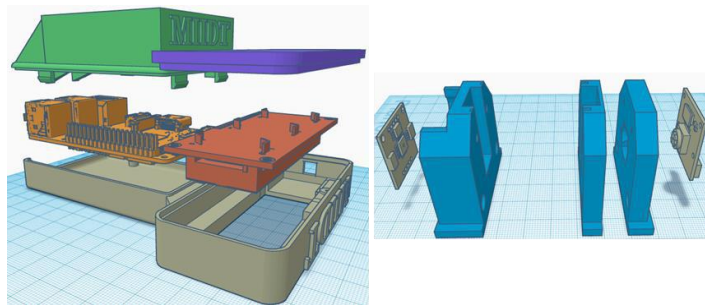


Fig. 5. Carcasa para LCD y Raspberry (izquierda), carcasa para AS7262 y cámara (derecha).



Fig. 6. Toma de muestras en campo con el SiCHoP.

NDI se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$NDI = (G - R) / (G + R), \quad (1)$$

donde G y R indican los canales verde y rojo, tanto de la imagen, como del espectro visible leídos por la cámara RGB y por el sensor espectral, respectivamente.

El NDI permite determinar qué tan saludable es una planta, basado en cómo refleja la energía y la luz. Para el ojo humano, una planta es verde porque el pigmento de clorofila que contiene refleja las ondas verdes y absorbe las rojas. Esto significa que una planta sana absorbe activamente la luz roja, en una planta no saludable ocurre exactamente lo contrario (Revelo Luna et al., 2021). En la Tabla 3 se muestran las mediciones promedio tras analizar diez veces la misma muestra, en donde se obtiene

Tabla 3. Promedios de NDI por imagen y sensor espectral en diferentes tipos de hoja.

Salud de la hoja	No. imágenes	Promedio de NDI por cámara	Promedio del NDI por sensor espectral
Excelente	10	279.366801±10%	51.771777±10%
Buena	10	247.232234±10%	34.460867±10%
Regular	10	186.614082±10%	9.149693±10%
Enferma	10	172.858158±10%	0.909121±10%
Muerta	10	164.151569±10%	-6.344167±10%

un promedio del NDI calculado por cada sensor en cada una de las cinco categorías propuestas.

Una vez que se calculó el NDI a partir de las 500 imágenes y las 500 mediciones del sensor espectral, los datos fueron utilizados para ajustar un modelo de regresión polinómica de segundo grado. La idea es que el modelo entrenado pueda reflejar la relación no lineal entre los valores del NDI y el estado de salud de las hojas.

La ecuación del modelo de regresión utilizado es la que se muestra a continuación:

$$y = a \cdot (NDI)^2 + b \cdot NDI + c, \quad (2)$$

donde:

- a , b y c son los coeficientes determinados durante el proceso de ajuste del modelo de regresión sobre los datos observados.
- NDI es el Índice de Diferencia Normalizada calculado para cada muestra de hoja a partir de la ecuación (1).

Hasta este momento sólo se ha estimado un valor de NDI que puede ser cercano a alguna de las categorías de salud propuestas, pero será necesario establecer umbrales de decisión para poder estimar la salud de cada hoja, tomando como base el NDI.

4. Resultados

El modelo polinómico mostró un ajuste robusto a los datos, con coeficientes de determinación (R^2) de 0.9698 y 0.9867, para las imágenes y las mediciones espectrales, respectivamente, lo que indica que el modelo es viable para la predicción de la salud de las hojas en función de los valores de NDI obtenidos tanto por la cámara RGB como por el sensor espectral. Estos resultados confirman que el uso de un modelo polinómico permite establecer una relación entre el NDI y la condición fisiológica de las plantas.

Aun así, para clasificar las hojas en las cinco categorías de salud (excelente, buena, regular, enferma y muerta) en función de los valores del NDI, es necesario establecer umbrales específicos. Estos umbrales determinan los rangos de NDI que corresponden a cada categoría, permitiendo que el sistema clasifique automáticamente la salud de las hojas basándose en los valores obtenidos por la cámara RGB y el sensor espectral. Los umbrales seleccionados se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4. Umbrales de clasificación por categoría.

Categoría de Salud	Rango de NDI (Cámara RGB)	Rango de NDI (Sensor Espectral)
Excelente	$NDI > 250$	$NDI > 45$
Buena	$200 < NDI \leq 250$	$30 < NDI \leq 45$
Regular	$150 < NDI \leq 200$	$5 < NDI \leq 30$
Enferma	$100 < NDI \leq 150$	$0 < NDI \leq 5$
Muerta	$NDI \leq 100$	$NDI \leq 0$

Los umbrales se seleccionaron de manera que reflejen con precisión la degradación progresiva de la salud de las hojas. Por ejemplo, hojas con un NDI mayor a 250 en la cámara RGB mostraron un alto contenido de clorofila y se clasificaron como "Excelentes", mientras que hojas con un NDI por debajo de 100 indicaron una falta significativa de clorofila, clasificándolas como "Muertas". De manera similar, los valores de NDI obtenidos por el sensor espectral mostraron un patrón decreciente consistente con la disminución en la salud de las hojas, justificando la asignación de rangos específicos para cada categoría.

La correcta definición de los umbrales de NDI es crucial para garantizar la precisión del Sistema de Clasificación de Hojas de Plantas (SiCHoP). Estos umbrales permiten que el sistema clasifique de manera efectiva la salud de las hojas en las categorías apropiadas, proporcionando un método automatizado y confiable para evaluar la salud de las plantas y mejorar la gestión agrícola.

El análisis cuantitativo se centra en la comparación de los promedios de NDI obtenidos por el sistema propuesto y su correlación con las categorías de salud. Se registraron promedios de NDI para cada categoría:

- *Excelente*: NDI promedio de 279.37 (cámara) y 51.77 (sensor espectral)
- *Buena*: NDI promedio de 247.23 (cámara) y 34.46 (sensor espectral)
- *Regular*: NDI promedio de 186.61 (cámara) y 9.15 (sensor espectral)
- *Enferma*: NDI promedio de 172.86 (cámara) y -0.91 (sensor espectral)
- *Muerta*: NDI promedio de 164.15 (cámara) y -6.34 (sensor espectral)

La tendencia decreciente del NDI es evidente, mostrando una reducción significativa desde la categoría Excelente hasta Muerta. Los coeficientes de determinación R^2 de 0.9698 y R^2 de 0.9867 indican un fuerte ajuste del modelo de regresión a los datos observados.

Estos resultados reflejan una disminución constante en los valores de NDI a medida que se avanza de una categoría de salud a otra, lo que respalda la efectividad del sistema para evaluar el estado fisiológico de las plantas. Además, la alta correlación entre los valores de NDI y el estado de salud de las hojas sugiere que el sistema puede ser una herramienta valiosa para la gestión sostenible de cultivos.

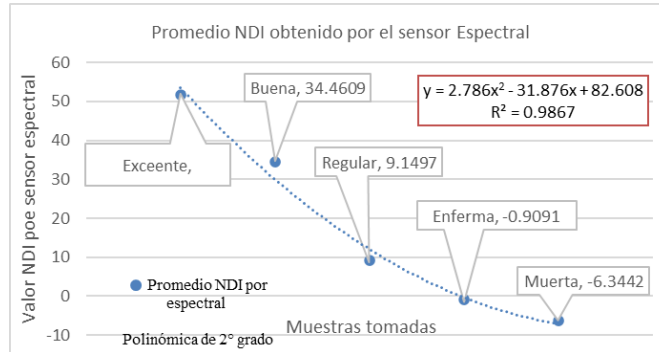


Fig. 7. Gráfico de promedio del NDI por sensor espectral.

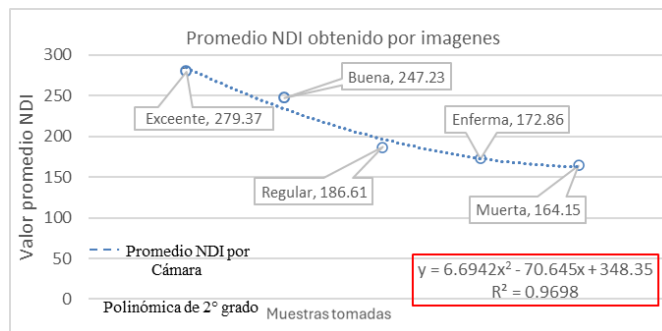


Fig. 8. Gráfico de promedio del NDI por imagen RGB.






Tabla 5. Matriz de confusión.

PREDECCIÓN \ REAL	REAL				
	Excelente	Buena	Regular	Enferma	Muerta
Excelente	9	1	0	0	0
Buena	0	8	2	0	0
Regular	0	1	7	2	0
Enferma	0	0	1	6	3
Muerta	0	0	0	1	9

Este análisis resalta la relación inversa entre el NDI y la degradación de la condición de salud, subrayando la precisión del modelo. De acuerdo con (Gama-Moreno et al., 2022b), la intensidad del color de la hoja está relacionada con el contenido de clorofila y la cantidad de nitrógeno en la hoja.

La matriz de confusión Tabla 5, muestra un desempeño aceptable del modelo en la clasificación de la salud de las hojas basado en los promedios de NDI proporcionados,

Tabla 6. Ejemplo de imagen y comparativa de NDI por foto y por sensor espectral.

Imagen	Resultado	NDI por cámara	NDI por sensor espectral
	Excelente	265.398461	49.18318815
	Buena	259.5938457	36.18391035
	Regular	177.233779	8.6920835
	Enferma	181.5010659	0.95457705
	Muerta	155.9439906	-6.02695865

con una precisión en todas las categorías y una correlación aceptables entre los valores de NDI y el estado fisiológico de las plantas. Estos resultados son consistentes con los coeficientes de determinación elevados, indicando un ajuste óptimo del modelo a los datos observados.

A partir de la matriz de confusión es posible ver que, tras llevar a cabo pruebas en hojas de plantas de varias especies, aunque las hojas parecen saludables, los resultados proporcionados por el sistema no son consistentes con esta opinión. Esto se puede deber a varias razones, entre ellas, por la luz que incide en el sensor espectral durante la lectura, o bien debido a que para las imágenes la región de interés (ROI) influye en la evaluación de la salud de las hojas.

En la Tabla 6 se enlistan los resultados tomados a muestras aleatorias de hojas de plantas de diferentes especies. Así como los valores NDI obtenidos por cada sensor utilizado.

5. Conclusiones

El SiCHoP representa una mejora sobre tecnologías existentes al ofrecer una solución más accesible y económica en comparación con dispositivos comerciales como el SPAD-502. A diferencia de sistemas que centran su análisis a un número limitado de categorías o requerían equipos costosos, este sistema permite clasificar las hojas en cinco categorías de salud utilizando un algoritmo sencillo implementado en una computadora embebida. Esto facilita el monitoreo de la salud de las plantas de manera más eficiente y precisa, contribuyendo a la agricultura de precisión.

Este avance no solo optimiza el análisis de la condición de las hojas, sino que también proporciona una base sólida para futuras investigaciones en la agricultura de precisión donde se requieren soluciones prácticas y accesibles. La implementación de SiCHoP representa un paso significativo hacia la mejora de la productividad agrícola y la gestión sostenible de cultivos mediante el uso de tecnologías avanzadas.

Esta tecnología ofrece una alternativa económica y fiable a dispositivos comerciales como el SPAD-502. Sin embargo, la omisión del análisis de textura limita su capacidad para detectar patrones más complejos, señalando la necesidad de mejoras en esta área para aumentar la precisión y robustez del sistema. Las investigaciones futuras deberían centrarse en superar estas limitaciones e incorporar el análisis de textura para incrementar la precisión y eficacia del sistema en aplicaciones agrícolas. En resumen, a pesar de sus limitaciones, el SiCHoP es un indicador importante para la clasificación de hojas de plantas y proporciona a los expertos una herramienta sencilla y confiable.

Referencias

1. Andrianto, H., Suhardi, S., Faizal, A.: Performance Evaluation of Low-Cost Iot Based Chlorophyll Meter. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(3), pp. 956–963 (2020). doi: 10.11591/eei.v9i3.2014.
2. Byun, N., Lee, J., Won, J.Y., Kang, Y.J.: Structural Responses Estimation of Cable-Stayed Bridge from Limited Number of Multi-Response Data. *Sensors*, 22(10), pp. 3745 (2022). doi: 10.3390/s22103745.
3. Chen, D., Hu, H., Liao, C., Ye, J., Bao, W., Mo, J., Wu, Y., Dong, T., Fan, H., Pei, J.: Crop NDVI Time Series Construction by Fusing Sentinel-1, Sentinel-2, and Environmental Data with an Ensemble-Based Framework. *Computers and Electronics in Agriculture*, 215, pp. 108–388 (2023). doi: 10.1016/j.compag.2023.108388.
4. Flores Rodríguez, A.G., Flores-Garnica, J.G., González-Eguiarte, D.R., Gallegos-Rodríguez, A., Zarazúa-Villaseñor, P., Mena-Munguía, S.: Análisis comparativo de índices espectrales para ubicar y dimensionar niveles de severidad de incendios forestales. *Investigaciones geográficas*, 106 (2021). doi: 10.14350/rig.60396.
5. Gama-Moreno, L.A., Plazola Soltero, V.H., Murguía Vadillo, C.G., Martínez Hernández, C., López Carrillo, E.: Prototipo de cámara infrarroja para obtener el índice NDVI en agricultura de precisión. *Programación matemática y software*, 14(1) (2022). doi: 10.30973/progmat/2022.14.1/2.
6. Gutiérrez-Soto, M.V., Cadet-Piedra, E., Rodríguez-Montero, W., Araya-Alfaro, J.M.: El GreenSeekerTM y el diagnóstico del estado de salud de los cultivos. *Agronomía mesoamericana*, 22(2), pp. 397 (2011). doi: 10.15517/am.v22i2.11799.

7. La agricultura: El motor de nuestra economía. <https://tecscience.tec.mx/es/divulgacion-ciencia/la-agricultura-el-motor-de-nuestra-economia/Girimonte-Garcia-Fronti>.
8. NDVI: Fórmula y uso del índice de vegetación NA agricultura. https://eos.com/es/make-an-analysis/ndvi/NDVI_clasificacion_Kmeans.
9. Revelo Luna, D.A., Mejía Manzano, J., Montoya Bonilla, B., Hoyos García, J.: Analysis of the Vegetation Indices NDVI, GNDVI, and NDRE for the Characterization of Coffee Crops (*Coffea arabica*). *Ingeniería y Desarrollo*, 38(2), pp. 298–312 (2021). DOI:10.14482/inde.38.2.628
10. Sarma, A.S., Nidamanuri, R.R.: Transfer Learning for Plant-level Crop Classification using Drone-based Hyperspectral Imagery. In: 2023 International Conference on Machine Intelligence for GeoAnalytics and Remote Sensing (MIGARS), pp. 1–4 (2023). doi: 10.1109/MIGARS57353.2023.10064501
11. Thonny.: Python IDE for beginners. <https://thonny.org/>
12. Tinkercad.: Cree diseños digitales 3D con CAD en línea. <https://www.tinkercad.com/>
Welcome to Python.org. <https://www.python.org/>