

PROTOTIPO DE SISTEMA PARA EL FENOTIPADO DE PLANTAS MEDIANTE
HARDWARE EMBEBIDO Y VISIÓN POR COMPUTADORA

DANIEL FELIPE BALLESTEROS VESGA
ERWIN MAURICIO BLANCO OTERO

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA - ESCUELA DE
INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA

2025

PROTOTIPO DE SISTEMA PARA EL FENOTIPADO DE PLANTAS MEDIANTE
HARDWARE EMBEBIDO Y VISIÓN POR COMPUTADORA

DANIEL FELIPE BALLESTEROS VESGA
ERWIN MAURICIO BLANCO OTERO

Trabajo de Grado para optar al título de
Ingeniero de Sistemas e Ingeniero Electrónico

Director:

PhD Hoover Fabián Rueda Chacón
PhD. en Ingeniería Eléctrica y Computación

Codirector:

PhD. Hans Yecid García Arenas

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA - ESCUELA DE
INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA

2025

DEDICATORIA

A Dios, toda la gloria y honra, mi gerente y guía en todos mis proyectos.

A mi familia, quienes fueron la motivación para ingresar a la universidad.

A mi madre, gran persona, egresada UIS, amante del estudio y el esfuerzo continuo.

A mi padre, egresado UIS, por mostrarme que todo es posible.

A mi, por no dejarme caer y continuar a pesar de las adversidades, siempre
buscando el crecimiento.

A Lunita, fiel compañera, por acompañarme diariamente y recordarme que tengo un
motivo para avanzar y no rendirme.

Este trabajo no hubiera sido posible sin su respaldo en cada momento.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mis padres, por ser estrictos y hacerme ver el camino correcto .

A nosotros, por poner nuestro esfuerzo y visión en este proyecto.

A mis amigos, porque gracias a ellos este camino ha sido mucho más llevadero, por creer en mí en momentos de locura, y por compartir tantos buenos momentos que han hecho de este camino algo inolvidable.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	14
1 OBJETIVOS	17
2 MARCO DE REFERENCIA	18
2.1 CULTIVO DE TOMATE Y PIMETÓN	18
2.2 FENOTIPADO DE PLANTAS	22
2.3 SISTEMAS EMBEBIDOS EN AGRICULTURA	23
2.4 SEGMENTACIÓN DE PLANTAS	24
3 MÉTODO PROPUESTO	29
3.1 DISEÑO DEL PROTOTIPO DE SISTEMA EMBEBIDO	29
3.2 ADQUISICIÓN DE DATOS	32
3.3 PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y MÉTRICAS	35
3.4 INTERFAZ WEB PARA VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS	35
4 RESULTADOS	38
4.1 DISEÑO Y DESARROLLO DEL PROTOTIPO	38
4.2 IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS DE LOS ALGORITMOS	41
4.3 COMPARACIÓN DE RESULTADOS	52
4.4 CONJUNTOS DE DATOS	54
4.5 INTERFAZ WEB PARA LA VISUALIZACIÓN DE SERIES TEMPORALES DE PARÁMETROS	58
4.6 VALIDACIÓN DEL SISTEMA	60

5 CONCLUSIONES	64
6 TRABAJO FUTURO	66
BIBLIOGRAFÍA	67

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1 Diseño estructural del prototipo de fenotipado de plantas (70 × 70 x 70 cm). El sistema integra diferentes dispositivos: cámara Pi para capturas laterales, cámaras web para vistas superior y lateral, cámara NoIR para adquisición en el espectro infrarrojo cercano, sensor DHT22 para temperatura y humedad relativa, y sensores YL-69 para humedad del suelo. El área central corresponde a la zona de cultivo destinada a las plantas.	30
Figura 2 Sensor DHT22 (AM2302), utilizado para la medición de temperatura y humedad relativa del aire en el prototipo, Sensor YL-69, empleado para medir la humedad del suelo en las plantas.	31
Figura 3 Vista superior de las plantas obtenida con la cámara NoIR, vista superior RGB de las plantas con patron de color y vista laeral camara web.	32
Figura 4 Árbol jerárquico de la estructura de almacenamiento en Google Drive sincronizada mediante <i>rclone</i> .	34
Figura 5 Prototipo final implementado para el sistema de fenotipado, con cámaras, sensores y control de iluminación.	38
Figura 6 Diseño del circuito impreso (PCB) utilizado en el sistema de fenotipado de plantas. El esquema integra el conversor analógico-digital MCP3008, un conector de alimentación de 12V para la alimentacion de los LEDs y tres entradas para la conexión de sensores ambientales. Este diseño modular permite una integración ordenada y estable de los componentes electrónicos.	39
Figura 7 Ejemplo de imagen procesada de hojas verdes.	43

Figura 8	Vista superior, crecimiento en el periodo de estudio.	44
Figura 9	Evolución temporal del perímetro de las plantas 1, 2 y 3, evidencia para la planta 1 un crecimiento consistente de área, para la planta 2 con pérdida moderada pero resistencia y crecimiento y la planta 3 perdida severa con correlación a su área.	45
Figura 10	Evolución temporal del área foliar en tres plantas, podemos ver la planta 1 con crecimiento saludable y tendencia positiva, la planta 2, presenta una perdida significativa, pero aun así muestra un crecimiento positivo lento, y la planta 3 muestra problemas de perdida moderada similar a la planta dos, sugiere algun deterioro.	46
Figura 11	Evolución temporal de la solidez en tres plantas durante el periodo experimental, que muestra forma compacta y saludable para la planta 1, estabilidad y ligera mejora para la planta 2 y alta solidez para la planta 3.	47
Figura 12	Vista lateral Pi , crecimiento en periodo de estudio, en la parte izquierda el tomate con dos plantas y a la derecha el pimentón con una planta.	48
Figura 13	Evolución de altura en el periodo de estudio, El tallo 1 tiene mayor crecimiento absoluto, sugiere buen estado hidrico, el tallo 2 un crecimiento intermedio con fase de meseta y el tallo 3 menor incremento y mayor irregularidad, posible mayor sensibilidad al ambiente.	49
Figura 14	Ejemplo imágenes procesadas laterales, cada uno de los puntos tanto verdes (positivos) como rojos (negativos) es la forma como se orienta a SAM, a identificar el objeto a segmentar y borrar el ruido en el caso que se presente.	49
Figura 15	Ejemplo de imagen procesada con cámara NoIR para cálculo del NDVI.	50

Figura 16	Para las gráficas podemos evidenciar que el NDVI medio presenta disminución por posible reducción del vigor fotosintético y el NDVI desviación estándar presenta mayor heterogeneidad que indica posible estrés, entre más alto, más áreas contrastadas, entre más bajo, mayor uniformidad.	51
Figura 17	Distribución del NDVI medio y desviación estándar en tres hojas que refleja un aumento en NDVI promedio, sinónimo de mejora en la salud fotosintética.	52
Figura 18	Imagen original del dataset externo utilizado para validación.	53
Figura 19	Resultado de la segmentación aplicando el código desarrollado.	53
Figura 20	Variación temporal de la humedad ambiental registrada por los sensores DHT22 y registro de la temperatura ambiental durante el periodo experimental.	55
Figura 21	Humedad promedio diaria registrada para el sensor 1 correspondiente a la plantula de pimentón.	56
Figura 22	Humedad promedio diaria registrada para el sensor 2 correspondiente a las plantulas de tomate.	56
Figura 23	Pestaña de análisis temporal: selección de archivo CSV y generación de series de tiempo de métricas.	58
Figura 24	Análisis individual de imágenes RGB: segmentación automática y cálculo de métricas por planta.	59
Figura 25	Módulo especializado para la estimación de altura y número de tallos desde vista lateral.	59
Figura 26	Análisis NIR: cálculo del índice NDVI con métricas promedio, máximas y mínimas por planta.	60
Figura 27	Imagen con panel de referencia.	61
Figura 28	Correlación entre Planta 1 correspondiente a pimentón, métricas morfológicas y variables ambientales.	61

Figura 29	Correlación entre la planta 2 correspondiente al tomate, variables ambientales y métricas morfológicas.	62
Figura 30	Correlación entre la planta 3 correspondiente al tomate, variables ambientales y métricas morfológicas.	62

LISTA DE CUADROS

		pág.
Cuadro 1	Pestañas de la interfaz web y funcionalidades asociadas.	37
Cuadro 2	Desglose de costos del prototipo de fenotipado de plantas.	41
Cuadro 3	Comparación de métricas morfológicas entre dataset externo y propio.	54
Cuadro 4	Resumen de adquisición de datos del sistema	54
Cuadro 5	Resumen de calibración y tolerancia del sensor YL-69 (MCP3008)	57

RESUMEN

TÍTULO: PROTOTIPO DE SISTEMA PARA EL FENOTIPADO DE PLANTAS MEDIANTE HARDWARE EMBEBIDO Y VISIÓN POR COMPUTADORA*

AUTOR: DANIEL FELIPE BALLESTEROS VESGA
ERWIN MAURICIO BLANCO OTERO**

PALABRAS CLAVE: *Fenotipado de plantas, hardware embebido, visión por computadora, variables ambientales, parámetros morfológicos.*

DESCRIPCIÓN:

El fenotipado de plantas se ha consolidado como una disciplina esencial para comprender el crecimiento vegetal y su respuesta frente a condiciones ambientales variables. Sin embargo, las metodologías tradicionales basadas en mediciones manuales presentan limitaciones en términos de precisión, escalabilidad y reproducibilidad. En este proyecto se diseña e implementa un prototipo de sistema de monitoreo fenotípico básico del desarrollo foliar y NDVI, basado en una Raspberry Pi equipada con cámara RGB y sensores ambientales y de temperatura. El sistema permite la adquisición periódica y sincronizada de imágenes y datos ambientales, los cuales son procesados mediante técnicas de visión por computadora con apoyo de las bibliotecas PlantCV y OpenCV, orientadas a la extracción de parámetros morfológicos como área foliar o altura estimada. Los resultados obtenidos buscan validar un flujo de trabajo accesible y de bajo costo que integre imágenes y variables ambientales en un mismo esquema, facilitando el análisis temporal del crecimiento vegetal y contribuyendo al desarrollo de la agricultura de precisión. Asimismo, la propuesta aporta una alternativa escalable y reproducible frente a plataformas comerciales, lo cual representa la etapa inicial hacia sistemas más completos de fenotipado de plantas, destacando la importancia de la integración entre hardware embebido y visión por computadora en el monitoreo fenotípico básico.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática - Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones . Director: PhD Hoover Fabián Rueda Chacón. Codirector: PhD. Hans Yecid García Arenas .

ABSTRACT

TITLE: SYSTEM PROTOTYPE FOR PLANT PHENOTYPING USING EMBEDDED HARDWARE AND COMPUTER VISION*

AUTHOR: DANIEL FELIPE BALLESTEROS VESGA
ERWIN MAURICIO BLANCO OTERO**

KEYWORDS: Plant phenotyping, embedded hardware, computer vision, environmental variables, morphological parameters.

DESCRIPTION:

Plant phenotyping has become an essential discipline for understanding plant growth and its response to varying environmental conditions. However, traditional methodologies based on manual measurements have limitations in terms of accuracy, scalability, and reproducibility. This project designs and implements a prototype basic phenotypic monitoring system for leaf development and NDVI, based on a Raspberry Pi equipped with an RGB camera and environmental and temperature sensors. The system allows for the periodic and synchronized acquisition of images and environmental data, which are processed using computer vision techniques with the support of the PlantCV and OpenCV libraries, aimed at extracting morphological parameters such as leaf area and estimated height. The results obtained seek to validate an accessible and low-cost workflow that integrates images and environmental variables into a single system, facilitating the temporal analysis of plant growth and contributing to the development of precision agriculture. Furthermore, the proposal provides a scalable and reproducible alternative to commercial platforms, representing the initial stage towards more complete plant phenotyping systems, highlighting the importance of integration between embedded hardware and computer vision in basic phenotypic monitoring.

* Bachelor Thesis

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Computer Science. Advisor: PhD Hoover Fabián Rueda Chacón. Co-advisor: PhD. Hans Yecid García Arenas

INTRODUCCIÓN

El fenotipado de plantas se ha consolidado como una disciplina esencial para la agricultura de precisión y la biología vegetal, al permitir la caracterización cuantitativa de rasgos morfológicos y fisiológicos en diferentes condiciones ambientales.^{1,2} Tradicionalmente, este proceso se ha realizado de manera manual, lo cual limita la precisión, reproducibilidad y escalabilidad de los estudios. Sin embargo, con la integración de metodologías computacionales avanzadas y técnicas de visión por computadora, el fenotipado automatizado ha emergido como una alternativa que mejora la eficiencia en la adquisición y análisis de datos.³

El uso de imágenes digitales ha resultado clave en este contexto, ya que permite cuantificar atributos estructurales de las plantas y correlacionarlos con variables ambientales. En particular, herramientas de software como PlantCV⁴ y OpenCV⁵ han demostrado ser eficaces en la extracción de parámetros morfológicos, tales como el área foliar, perímetro, solidez, y altura, reduciendo la necesidad de procesos

-
- ¹ J. C. Berry et al. "An automated, high-throughput method for standardizing image color profiles to improve image-based plant phenotyping". En: *PeerJ* 6 (2018), e5727. DOI: 10.7717/peerj.5727.
 - ² N. Fahlgren et al. "A versatile phenotyping system and analytics platform reveals diverse temporal responses to water availability in *Setaria*". En: *Molecular Plant* 8.10 (2015), págs. 1520-1535. DOI: 10.1016/j.molp.2015.06.005.
 - ³ S. Tripathi, A. Bisen y R. Thakur. "Review on phenotyping techniques for plant growth monitoring using computer vision and remote sensing technologies". En: *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences* 13.1 (2024), págs. 1-15. DOI: 10.20546/ijcmas.2024.1301.001.
 - ⁴ M. A. Gehan et al. "PlantCV v2: Image analysis software for high-throughput plant phenotyping". En: *PeerJ* 5 (2017), e4088. DOI: 10.7717/peerj.4088.
 - ⁵ G. Bradski. "The OpenCV Library". En: *Dr. Dobb's Journal of Software Tools* 25.11 (2000), págs. 120-126.

manuales y aumentando la confiabilidad de los análisis.

No obstante, persisten desafíos importantes en la implementación de sistemas de fenotipado a gran escala. Entre ellos se encuentran la adquisición precisa y sincronizada de datos morfológicos y ambientales, las limitaciones técnicas en entornos con alta densidad vegetal y la necesidad de soluciones accesibles en términos de costo y complejidad.^{6,7} En este contexto, el desarrollo de sistemas embebidos de bajo costo representa una alternativa para avanzar hacia la democratización de tecnologías de monitoreo fenotípico. El presente prototipo no busca resolver todos estos desafíos, sino constituirse como una aproximación inicial, enfocada en validar la viabilidad técnica de un sistema sencillo y económico para el registro automatizado de rasgos foliares y espectrales en condiciones controladas.^{8,9}

El presente trabajo de grado presenta el diseño e implementación de un prototipo de sistema de monitoreo fenotípico básico del desarrollo foliar y NDVI mediante hardware embebido y visión por computadora. Dicho sistema integra sensores para la medición de variables atmosféricas ambientales como temperatura y humedad, así como la incorporación de cámaras digitales de bajo costo, programadas para realizar adquisiciones periódicas de imágenes. La información recolectada es analizada a través de algoritmos de visión por computadora, con el fin de extraer parámetros

⁶ J. A. Gutierrez Ortega et al. "Segmentation of overlapping plants in multi-plant image time series". En: *Earth and Space Science Open Archive* 3.1 (2021), págs. 1-5. DOI: 10.1002/essoar.10507390.1.

⁷ J. G. Hodge, Q. Li y A. Doust. "De novo homology assessment from landmark data: A workflow to identify and track segmented structures in plant time series images". En: *bioRxiv* (2021), págs. 1-33. DOI: 10.1101/2021.05.17.444499.

⁸ M. Farooq et al. "Design and development of a low-cost IoT-based smart agriculture monitoring system using Raspberry Pi". En: *Sensors* 22.3 (2022), pág. 1052. DOI: 10.3390/s22031052.

⁹ S. Mehjabeen et al. "Real-time environmental monitoring system for smart agriculture using IoT and Raspberry Pi". En: *Microprocessors and Microsystems* 90 (2022), pág. 104273. DOI: 10.1016/j.micpro.2022.104273.

morfológicos y estudiar su correlación con las condiciones ambientales.^{10,11}

De esta manera, se busca validar el funcionamiento inicial de un sistema accesible, modular y escalable orientado al monitoreo fenotípico básico del crecimiento vegetal, el cual represente la etapa inicial hacia sistemas más completos de fenotipado de plantas. Los resultados obtenidos no pretenden equipararse aún a soluciones comerciales consolidadas, sino demostrar la viabilidad técnica del prototipo y evidenciar su potencial para reducir costos y facilitar la adquisición automatizada de información morfológica y espectral. Este trabajo constituye un avance inicial en la construcción de herramientas tecnológicas accesibles, coherentes con los principios de sostenibilidad e innovación en el ámbito agrícola y biológico.^{12,13}

Aunque el presente prototipo no abarca un fenotipado de alto rendimiento o de múltiples rasgos, constituye una herramienta de monitoreo fenotípico básico, centrada en variables morfológicas (área foliar) y espectrales (NDVI). Este enfoque representa una etapa inicial hacia sistemas más completos de fenotipado automatizado.

¹⁰ H. Schuhl et al. "Simplifying PlantCV workflows with multiple objects". En: *Authorea Preprints* (2022), págs. 1-6. DOI: 10.22541/au.164865465.12345678.

¹¹ T. Verma et al. "Leaf disease detection using OpenCV and deep learning". En: *IEEE Xplore*. 2024, págs. 1-8.

¹² J. A. Kreps et al. "PhotosynQ: Democratizing plant physiology through innovative, low-cost, sensor-based technology". En: *Plant Physiology* 186.1 (2021), págs. 2-4. DOI: 10.1093/plphys/kiab134.

¹³ A. Gracia-Romero et al. "In-field phenotyping using the low-cost and open access fluorescence PhotosynQ MultispeQ sensor together with NDVI: A case study with durum wheat". En: *Agriculture* 15.4 (2025), pág. 385. DOI: 10.3390/agriculture15040385.

1. OBJETIVOS

Objetivo general

Diseñar y desarrollar un prototipo de sistema para el fenotipado de plantas que adquiera imágenes periódicas y datos ambientales para el análisis de su crecimiento mediante algoritmos de visión por computadora.

Objetivos específicos

1. Seleccionar especies vegetales y diseñar un protocolo experimental para la medición de variables ambientales y propiedades estructurales de las plantas en un estudio fenotípico comparativo.
2. Diseñar y configurar un prototipo de sistema embebido basado en Raspberry Pi con sensores ambientales y una cámara fotográfica, programando la adquisición sincronizada de datos en intervalos definidos de tiempo.
3. Implementar un algoritmo de visión por computadora para la extracción de parámetros morfológicos y estudio de su correlación con las variables ambientales.
4. Desarrollar una interfaz web para visualizar series temporales de parámetros fenotípicos y variables ambientales, permitiendo analizar tiempos y patrones de crecimiento.

2. MARCO DE REFERENCIA

2.1. CULTIVO DE TOMATE Y PIMETÓN

La producción de tomate (*Solanum lycopersicum* L) de mesa en Colombia ha estado movida principalmente por el uso de tecnologías avanzadas, como los invernaderos, los cuales permiten una mayor producción, la calidad y la inocuidad del producto, con miras a la reconversión de cultivos en áreas muy vulnerables. Usando invernaderos, se ha documentado un aumento en la productividad de hasta 300 por ciento por planta, frente a unos rendimientos de campo de tomate de mesa de 1,5 a 2 kg/planta.¹⁴ Con cifras de 2013, Colombia cosechó 175.706 toneladas de tomate de mesa en 4.161 hectáreas, siendo Boyacá el mayor productor, con la cosecha de 43.224 toneladas de tomate. Este proceso técnico, que inicia con la elección de las mejores semillas y finaliza en el manejo integrado del cultivo, es un proceso necesario para el crecimiento y la sustentabilidad del sector.

El pimentón (*Capsicum annuum* L), otra de las especies de gran importancia del grupo de las solanáceas, también ha sabido aprovechar los beneficios de la práctica del cultivo bajo condiciones protegidas. La producción nacional alcanzó las 55.484 toneladas en el año 2016, siendo el departamento de Antioquia uno de los que más volumen produjo, con una participación del 38,37 %, equivalente a cerca de 21.231 toneladas.¹⁵ El rendimiento promedio conseguido en Antioquia fue de 35 toneladas

¹⁴ Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). *Boletín mensual INSUMOS Y FACTORES ASOCIADOS A LA PRODUCCIÓN AGROPECUARIA - El cultivo del tomate de mesa bajo invernadero, tecnología que ofrece mayor producción, calidad e inocuidad del producto.* Boletín mensual Núm. 30. Para tomar decisiones: Todos por un nuevo país, Paz Equidad Educación. Bogotá, Colombia: DANE, Diciembre de 2014. URL: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/agropecuario/sipsa/insumos_factores_de_produccion_dic_2014.pdf.

¹⁵ Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). *Boletín mensual de insumos y*

por hectárea, superando significativamente el promedio nacional estimado, lo que evidencia el aprovechamiento y la eficiencia productiva del cultivo en esta región mediante el uso de prácticas agrícolas tecnificadas. El control de la temperatura, que idealmente debe encontrarse dentro del rango de 18 °C a 28 °C, y el control de la humedad relativa, que debe encontrarse entre el 50 % y el 70 %, son operaciones que no deben descuidarse para una adecuada producción, puesto que se logra evitar la caída de flores, la producción de frutos deformes y el desarrollo de enfermedades. Es necesario un acompañamiento del manejo agronómico desde la siembra hasta el deshoje para conseguir mantener el buen nivel de producción y la calidad.

Llevar a cabo prácticas de control integrado para el cultivo en cuestión asegura su calidad y viabilidad en el mercado mundial. Esto se traduce en la adopción de un manejo que combina el control cultural (rotación de cultivos, correcta fertilización), el control mecánico (trampas) y el control biológico (liberación de enemigos naturales)¹⁶ mientras que el control químico sólo se aplica como último recurso; a la vez, asegura que los productos finales sean inocuos y que cumplan con los períodos de carencia. La atención a esos aspectos de manejo desde el montaje del invernadero hasta el proceso poscosecha fortalece la oferta agrícola de Colombia y permite, de igual forma, que el país sea capaz de cumplir no sólo con el abastecimiento de la demanda interna, sino como país exportador de productos agrícolas de calidad.

factores asociados a la producción agropecuaria: El cultivo de pimentón (Capsicum annuum L.) y estudio de caso de costos de producción en El Peñol (Antioquia). Boletín No. 76, octubre de 2018. Bogotá, Colombia: DANE, 2018.

¹⁶ (DANE), *Boletín mensual INSUMOS Y FACTORES ASOCIADOS A LA PRODUCCIÓN AGROPECUARIA - El cultivo del tomate de mesa bajo invernadero, tecnología que ofrece mayor producción, calidad e inocuidad del producto*, Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). *Boletín mensual INSUMOS Y FACTORES ASOCIADOS A LA PRODUCCIÓN AGROPECUARIA - El cultivo del pimentón (Capsicum annuum L) bajo invernadero.* Boletín mensual Núm. 37. Para tomar decisiones: Todos por un nuevo país, Paz Equidad Educación. Bogotá, Colombia: DANE, jul. de 2015. URL: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/agropecuario/sipsa/Bol_Insumos_jul_2015.pdf.

El tomate y el pimentón son cultivos que presentan una importancia económica y de consumo mundial muy elevadas, y son de gran relevancia, su ciclo de crecimiento relativamente corto (cerca de 5-6 meses), los hacen candidatos muy apropiados para su estudio en un ambiente controlado como los invernaderos o polihouses,¹⁷ en los que se pueden optimizar aspectos tan importantes como temperatura, humedad o luz para optimizar tanto el rendimiento como la calidad de los frutos. Un estudio de un mes, aunque no cubre su ciclo completo, es suficiente para ver y registrar el crecimiento rápido de las plántulas y sus respuestas fisiológicas a las condiciones del medio.¹⁸

El tomate y el pimentón destacan en un rango de crecimiento rápido y en una notable plasticidad, lo que les permite ajustarse a distintas condiciones de cultivo.¹⁹ En una investigación, las plántulas de tomate, en una semana, mostraron tener un crecimiento de tres a cuatro veces el esperado, y se presentan diferencias notables en las variables agronómicas medidas: el diámetro del tallo, el área de la hoja y el peso seco total. En el pimentón se presenta la misma tendencia.²⁰ Esos períodos de crecimiento rápido son los que los hacen ideales para estudios de corta duración, como por ejemplo un prototipo de fenotipado de un mes, donde los cambios en el crecimiento pueden ser cuantificados y medidos fácilmente con el propósito de poder

¹⁷ Mahendra Kumar Yadav y Satyendra Kumar. "Cultivation of tomato, capsicum and cucumber under protected cultivation: Extensive analysis". En: *AGBIR* 40.2 (2024), págs. 996-998.

¹⁸ Eleno Samaniego-Cruz et al. "PRODUCCIÓN DE PLÁNTULAS DE TOMATE Y PIMIENTO CON CUBIERTAS DE POLIETILENO REFLEJANTE PARA DISMINUIR LA TEMPERATURA EN INVERNADERO". En: *Agrociencia* 36.3 (2002), págs. 305-318.

¹⁹ Daniel Peralta. "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas". En: *ResearchGate* (ago. de 2017).

²⁰ Samaniego-Cruz et al., "PRODUCCIÓN DE PLÁNTULAS DE TOMATE Y PIMIENTO CON CUBIERTAS DE POLIETILENO REFLEJANTE PARA DISMINUIR LA TEMPERATURA EN INVERNADERO".

evaluar el rendimiento del sistema de fenotipado.

La variabilidad genética extremadamente alta en las especies de tomate y de pimentón convierte a estas especies en buenos objetivos de fenotipado.²¹ A pesar de pertenecer a la misma familia genética y crecer bajo las mismas condiciones, sus perfiles de composición son claramente diferentes. Para ilustrar este punto, el pimentón tiene una cantidad mucho más elevada de vitamina C. El tomate, por su parte, es la principal fuente dietética de licopeno. De este modo, la riqueza en dicha composición junto con su potencial y las posibilidades de cambiar por medio del fenotipado estas características nutricionales son del gran interés que tiene el mejorar la calidad y el valor nutricional de nuestras cosechas.

El tomate y el pimentón son cultivos extremadamente susceptibles a la influencia de los factores ambientales, pues fundamentan el hecho de ser necesario establecer una red de control monitoreo ajustado.²² Temperatura, humedad relativa o radiación son factores de crecimiento que tienen una influencia determinante sobre la sanidad y rendimiento de las plantas.²³ Por ejemplo, altas temperaturas acompañadas de baja humedad relativa pueden provocar la caída de flores y frutos en el cultivo del pimentón, mientras que la alta humedad relativa puede facilitar la aparición de enfermedades fúngicas y bacterianas en sendos cultivos.²⁴ Un prototipo de fenotipado

²¹ Elena Rosa-Martínez et al. "Fruit composition profile of pepper, tomato and eggplant varieties grown under uniform conditions". En: *Food Research International* 147 (2021), pág. 110531.

²² Peralta, "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas".

²³ Samaniego-Cruz et al., "PRODUCCIÓN DE PLÁNTULAS DE TOMATE Y PIMIENTO CON CUBIERTAS DE POLIETILENO REFLEJANTE PARA DISMINUIR LA TEMPERATURA EN INVERNADERO", Peralta, "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas".

²⁴ Peralta, "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas".

que combine el uso de sensores y visión por computadora es una herramienta perfecta para un monitoreo y control constante de estas variables, permitiendo optimizar las condiciones de crecimiento y prevenir problemas fitosanitarios.²⁵

2.2. FENOTIPADO DE PLANTAS

El fenotipado de plantas es el proceso mediante el cual se estudian y cuantifican las características visibles de las especies vegetales, tales como su tamaño, forma, coloración, número de hojas o biomasa. Estas características, conocidas como rasgos fenotípicos, reflejan tanto la genética de la planta como las condiciones ambientales en las que se desarrolla.²⁶

En el pasado, el fenotipado se realizaba de manera manual: un investigador observaba las plantas, tomaba medidas básicas y registraba la información. Aunque este enfoque permitió avances en la biología vegetal, también resultaba lento, impreciso y poco escalable.²⁷ Con el tiempo, el crecimiento de la agricultura y la necesidad de producir alimentos en condiciones de cambio climático obligaron a buscar alternativas más rápidas y confiables.²⁸

Es allí donde entra en juego la automatización. Hoy en día, la combinación de cámaras digitales, sensores ambientales y algoritmos de análisis de imágenes permite

²⁵ Peralta, "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas".

²⁶ Fahlgren et al., "A versatile phenotyping system and analytics platform reveals diverse temporal responses to water availability in *Setaria*".

²⁷ Berry et al., "An automated, high-throughput method for standardizing image color profiles to improve image-based plant phenotyping".

²⁸ Tripathi, Bisen y Thakur, "Review on phenotyping techniques for plant growth monitoring using computer vision and remote sensing technologies".

realizar un fenotipado mucho más completo.²⁹ Gracias a estas tecnologías, se pueden estudiar series de imágenes a lo largo del tiempo y detectar cómo una planta responde a factores como la falta de agua, el exceso de calor o la escasez de nutrientes.³⁰

En otras palabras, el fenotipado moderno ya no se limita a observar una planta en un momento específico, sino que busca entender su historia de crecimiento y sus respuestas dinámicas a distintos entornos.

2.3. SISTEMAS EMBEBIDOS EN AGRICULTURA

La agricultura de precisión se ha beneficiado de la introducción de los sistemas embebidos, pequeños dispositivos de bajo costo que combinan capacidad de cómputo y conexión con sensores.³¹ Un ejemplo destacado es la Raspberry Pi, una tarjeta compacta y asequible que puede programarse para capturar imágenes, medir variables como temperatura, humedad o luminosidad, y almacenar o enviar datos para su análisis, utilizando los sensores adecuados.³²

Este tipo de tecnología es especialmente valiosa porque permite llevar la investigación y el monitoreo a lugares donde antes era impensable. Un laboratorio agrícola puede tener recursos limitados, pero gracias a plataformas abiertas como la Raspberry Pi, es posible construir estaciones de fenotipado portátiles, replicables y con costos reducidos.

²⁹ Gehan et al., "PlantCV v2: Image analysis software for high-throughput plant phenotyping".

³⁰ Gracia-Romero et al., "In-field phenotyping using the low-cost and open access fluorescence PhotosynQ MultispeQ sensor together with NDVI: A case study with durum wheat".

³¹ Farooq et al., "Design and development of a low-cost IoT-based smart agriculture monitoring system using Raspberry Pi".

³² Mehjabeen et al., "Real-time environmental monitoring system for smart agriculture using IoT and Raspberry Pi".

Además, los sistemas embebidos facilitan la automatización periódica: se pueden programar para tomar una fotografía cada hora, registrar la humedad del suelo en intervalos regulares o activar alarmas cuando una variable ambiental supera ciertos límites. Esto convierte al dispositivo en un asistente autónomo del investigador o del agricultor, que recopila datos sin requerir supervisión constante.³³

Uno de los avances más poderosos en el campo del fenotipado de plantas es la incorporación de técnicas de visión por computadora, ya que permite a las máquinas analizar imágenes y extraer información útil de ellas. En el caso de las plantas, las bibliotecas de software como OpenCV³⁴ y PlantCV³⁵ han transformado la forma en que se procesan los datos visuales. Con ellas, es posible segmentar las hojas de una planta en una fotografía, calcular su área, su altura o identificar cambios en la coloración asociados al estrés hídrico o deficiencia de nutrientes.

OpenCV es una biblioteca de propósito general que trabaja con imágenes y permite aplicar filtros, detectar bordes, corregir distorsiones y más. PlantCV, en cambio, fue diseñada específicamente para el análisis de plantas y ofrece módulos que permiten medir parámetros morfológicos de manera sencilla y replicable. La combinación de estas dos herramientas abre la puerta a un fenotipado accesible y automatizado.

2.4. SEGMENTACIÓN DE PLANTAS

La segmentación de plantas es un paso esencial dentro del análisis de imágenes aplicado al fenotipado, ya que permite separar los órganos vegetales del fondo y de otros elementos que pueden introducir ruido visual. Este proceso es fundamental

³³ Kreps et al., “PhotosynQ: Democratizing plant physiology through innovative, low-cost, sensor-based technology”.

³⁴ Bradski, “The OpenCV Library”.

³⁵ Gehan et al., “PlantCV v2: Image analysis software for high-throughput plant phenotyping”.

para extraer métricas morfológicas confiables, tales como área foliar, perímetro, circularidad, convexidad y solidez, las cuales resultan clave para correlacionar rasgos fenotípicos con el rendimiento y la respuesta de la planta a diferentes condiciones ambientales.³⁶

Los enfoques tradicionales han utilizado técnicas de umbralización basadas en el color, donde se seleccionan rangos en espacios como RGB o HSV para identificar tonalidades verdes. Sin embargo, estos métodos presentan limitaciones bajo condiciones de iluminación variable o cuando existen objetos de color similar en el fondo.³⁷

Para superar estas dificultades, se han propuesto métodos híbridos que combinan índices espectrales y filtrado en diferentes espacios de color. Un ejemplo ampliamente utilizado es el Excess Green Index (ExG: 2G-R-B),³⁸ que incrementa la sensibilidad hacia las tonalidades verdes en imágenes digitales, facilitando la discriminación de follaje respecto a otros objetos. Este índice suele complementarse con técnicas de segmentación en el espacio de color HSV, donde el matiz (Hue) permite discriminar vegetación de manera robusta frente a variaciones en la intensidad lumínica. La combinación de ExG y HSV, junto con operaciones morfológicas como apertura, cierre y filtrado por tamaño, ha mostrado resultados satisfactorios en la literatura para

³⁶ S. Das Choudhury, A. Samal y T. Awada. “Leveraging Image Analysis for High-Throughput Plant Phenotyping”. En: *Frontiers in Plant Science* 10 (2019), pág. 508. DOI: 10.3389/fpls.2019.00508.

³⁷ X. Feng et al. “A review of plant phenotyping platforms: From sensor-based phenotyping to deep learning”. En: *Computers and Electronics in Agriculture* 196 (2022), pág. 106892. DOI: 10.1016/j.compag.2022.106892.

³⁸ Anne-Katrin Mahlein. “Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping”. En: *Plant Disease* 100.2 (2016), págs. 241-251. DOI: 10.1094/PDIS-03-15-0340-FE.

mejorar la precisión en la segmentación.^{39,40}

De forma complementaria, un paso de preprocesamiento que ha demostrado ser útil es la aplicación del *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Esta técnica ajusta el contraste de manera localizada en diferentes regiones de la imagen, evitando la sobre-amplificación del ruido y resaltando detalles en áreas de baja iluminación. Su integración en los flujos de procesamiento mejora la separación entre hojas y fondo, lo que facilita la aplicación posterior de índices como ExG o NDVI.⁴¹

Además de los enfoques basados en color, las imágenes adquiridas en el espectro NIR (Near Infrared) permiten calcular índices como el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) como se observa en la ecuación (1), los cuales han sido ampliamente empleados como indicadores de vigor fotosintético y estado fisiológico de las plantas.^{42,43} Estos índices, al combinar reflectancia en bandas roja e infrarroja, ofrecen información complementaria a las métricas morfológicas.

El índice NDVI está dado por:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}, \quad (1)$$

³⁹ Mahlein, "Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping".

⁴⁰ Feng et al., "A review of plant phenotyping platforms: From sensor-based phenotyping to deep learning".

⁴¹ Stephen M. Pizer et al. "Adaptive Histogram Equalization and Its Variations". En: *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 39.3 (1987), págs. 355-368. DOI: 10.1016/S0734-189X(87)80186-X.

⁴² Gracia-Romero et al., "In-field phenotyping using the low-cost and open access fluorescence PhotosynQ MultispeQ sensor together with NDVI: A case study with durum wheat".

⁴³ Fahlgren et al., "A versatile phenotyping system and analytics platform reveals diverse temporal responses to water availability in *Setaria*".

donde NIR corresponde a la reflectancia en el infrarrojo cercano y R a la reflectancia en la banda roja del espectro visible. La formulación se basa en las propiedades ópticas de la vegetación: las hojas sanas absorben fuertemente la radiación roja para realizar fotosíntesis, mientras que reflejan en mayor medida la radiación en el infrarrojo cercano debido a la estructura interna de sus tejidos. En contraste, plantas estresadas o con baja actividad fotosintética tienden a reflejar más radiación roja y menos en el infrarrojo cercano.^{44,45}

En los últimos años, los modelos de segmentación semántica de última generación han ganado relevancia. Entre ellos destaca el SAM (Segment Anything Model), una arquitectura capaz de generar máscaras de segmentación a partir de entradas mínimas del usuario, lo que lo convierte en una herramienta versátil para abordar escenarios complejos de oclusión o alta densidad vegetal.^{46,47} De manera complementaria, la integración de estos algoritmos en entornos interactivos y de fácil acceso ha sido potenciada gracias a plataformas de despliegue como Gradio⁴⁸, que permiten implementar interfaces gráficas para la visualización y análisis en tiempo real, facilitando el acceso de investigadores y productores a herramientas de visión

⁴⁴ Gracia-Romero et al., “In-field phenotyping using the low-cost and open access fluorescence PhotosynQ MultispeQ sensor together with NDVI: A case study with durum wheat”.

⁴⁵ Fahlgren et al., “A versatile phenotyping system and analytics platform reveals diverse temporal responses to water availability in Setaria”.

⁴⁶ Y. Ma et al. “Deep learning for plant phenotyping and stress detection: Trends and future perspectives”. En: *Plant Phenomics* (2022), pág. 9841157. DOI: 10.34133/2022/9841157.

⁴⁷ J. A. Gutiérrez Ortega et al. “Segmentation of overlapping plants in multi-plant image time series”. En: *Earth and Space Science Open Archive* 3.1 (2021), págs. 1-5. DOI: 10.1002/essoar.10505894.1.

⁴⁸ Abubakar Abid et al. “Gradio: Hassle-Free Sharing and Testing of ML Models in the Wild”. En: *Proceedings of the ICML Workshop on Human in the Loop Learning (HILL 2019)*. Long Beach, USA: International Conference on Machine Learning, 2019. URL: <https://www.gradio.app>.

por computadora.^{49,50}

En este sentido, la segmentación no constituye únicamente un paso técnico, sino un requisito indispensable para obtener datos cuantitativos precisos que soporten la investigación en fenotipado de bajo costo y alta precisión. La validación de los métodos de segmentación reportados en la literatura suele realizarse mediante la comparación de los resultados obtenidos en imágenes procesadas con respecto a datasets de referencia de mayor volumen, lo cual permite evaluar la capacidad de los algoritmos para extraer métricas morfológicas de manera confiable en diferentes condiciones de cultivo. Para ello, se emplean análisis estadísticos que miden la consistencia de parámetros como área foliar, perímetro o solidez frente a valores de referencia.^{51,52}

⁴⁹ Bradski, "The OpenCV Library".

⁵⁰ Gehan et al., "PlantCV v2: Image analysis software for high-throughput plant phenotyping".

⁵¹ Das Choudhury, Samal y Awada, "Leveraging Image Analysis for High-Throughput Plant Phenotyping".

⁵² Feng et al., "A review of plant phenotyping platforms: From sensor-based phenotyping to deep learning".

3. MÉTODO PROPUESTO

La presente investigación se enmarca dentro de un enfoque experimental y aplicado, cuyo objetivo principal es el diseño e implementación de un prototipo de sistema de monitoreo fenotípico básico del desarrollo foliar y NDVI, de bajo costo basado en técnicas de visión por computadora. El desarrollo metodológico se estructura en cuatro fases: diseño del prototipo donde se analizarán las especies vegetales escogidas, adquisición de datos , implementación de algoritmos para extracción de métricas y diseño de interfaz web para el análisis de métricas morfológicas y variables ambientales.

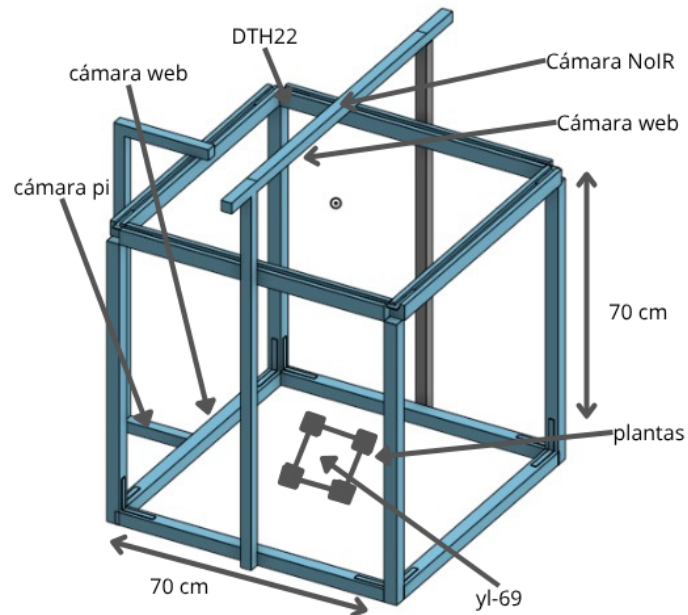
El número de unidades experimentales se limitó a tres plantas debido a restricciones de tiempo, espacio y disponibilidad de sensores. El objetivo principal fue validar el funcionamiento del sistema más que realizar un análisis extensivo.

3.1. DISEÑO DEL PROTOTIPO DE SISTEMA EMBEBIDO

Se construyó una estructura modular en perfiles metálicos rectangulares que conforman un cubo como se muestra en la Figura 1. Esta configuración brinda estabilidad y delimita el área de captura, reduciendo interferencias externas como variaciones de iluminación o sombras. La estructura además permite ubicar cámaras en posiciones estratégicas (superior y lateral), así como integrar iluminación mediante tiras LEDs orientadas a mantener condiciones constantes de luz durante la captura.

Con el propósito de organizar el cableado y garantizar un funcionamiento estable, se diseñó un circuito impreso PCB que centraliza la conexión de los sensores ambientales con el sistema embebido y los módulos de iluminación como se muestra en la Figura 6. El diseño incorpora un convertidor analógico-digital MCP3008, encargado de transformar las señales analógicas de los sensores de humedad del suelo en

Figura 1. Diseño estructural del prototipo de fenotipado de plantas (70 × 70 × 70 cm). El sistema integra diferentes dispositivos: cámara Pi para capturas laterales, cámaras web para vistas superior y lateral, cámara NoIR para adquisición en el espectro infrarrojo cercano, sensor DHT22 para temperatura y humedad relativa, y sensores YL-69 para humedad del suelo. El área central corresponde a la zona de cultivo destinada a las plantas.



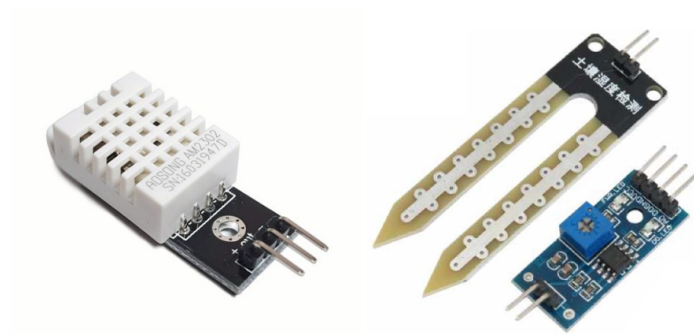
valores digitales, lo que permite estimar el porcentaje de humedad en tiempo real. Además, el PCB integra tres entradas dedicadas para sensores, un conector de alimentación de 12V y LEDs para la iluminación. Esta integración no solo simplifica las conexiones y reduce posibles errores de cableado, sino que también asegura condiciones homogéneas de captura, mejora la estabilidad operativa del prototipo y contribuye a la calidad y confiabilidad de los datos adquiridos.

El prototipo incorpora el DHT22, que mide temperatura entre -40 y 80°C con una precisión de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ y humedad relativa de 0 a 100% con $\pm 2\%$, a una frecuencia de 0.5 Hz⁵³, y el YL-69, sensor resistivo de humedad de suelo que entrega una

⁵³ Aosong Electronics Co. *DHT22 Humidity and Temperature Sensor*. Datasheet oficial del sensor

señal analógica proporcional al contenido de agua, operando entre 3,3 y 5V, cuyas lecturas se digitalizan con el MCP3008 y se normalizan entre 0% y 100% de humedad. Aunque es sensible a la corrosión, el YL-69 resulta práctico por su bajo costo y fácil integración⁵⁴, En la Figura 2 se observa los sensores utilizados.

Figura 2. Sensor DHT22 (AM2302), utilizado para la medición de temperatura y humedad relativa del aire en el prototipo, Sensor YL-69, empleado para medir la humedad del suelo en las plantas.



En la Figura 3 se muestran ejemplos de las imágenes capturadas desde diferentes perspectivas: lateral, superior RGB y cámara NoIR. Estas imágenes, junto con los registros de sensores, conformaron la base de datos que alimentó el procesamiento de métricas morfológicas.

DHT22. 2018. URL: <https://www.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Temperature/DHT22.pdf>.

⁵⁴ Shenzhen Xinyuan Electronics. *YL-69 Soil Moisture Sensor Module*. Datasheet oficial del sensor YL-69. 2017. URL: https://sensorkit.en.joy-it.net/index.php?title=KY-070_Soil_Humidity_Sensor.

Figura 3. Vista superior de las plantas obtenida con la cámara NoIR, vista superior RGB de las plantas con patron de color y vista laeral camara web.



3.2. ADQUISICIÓN DE DATOS

El proceso de adquisición de datos constituye una de las fases más relevantes del sistema, ya que de él depende la calidad y la coherencia de la información utilizada para el análisis fenotípico. El prototipo integró tres dispositivos principales de captura de imágenes: una cámara RGB orientada desde la parte superior, una cámara NoIR (NIR),⁵⁵ empleada para el cálculo de índices espectrales y una cámara lateral destinada a la observación de la arquitectura vertical de las plantas.⁵⁶ Estas tres perspectivas permitieron obtener una caracterización más completa del desarrollo de cada espécimen, al registrar simultáneamente su geometría, coloración y estructura. Los dispositivos de captura visual se complementaron con sensores ambientales de bajo costo pero confiables: el sensor DHT22,⁵⁷ encargado de medir temperatura y

⁵⁵ Raspberry Pi Foundation. *Raspberry Pi Camera Module 3 NoIR*. Documentación oficial del módulo de cámara 3 NoIR. 2023. URL: <https://www.raspberrypi.com/products/camera-module-3-noir/>.

⁵⁶ Raspberry Pi Foundation. *Raspberry Pi Camera Module 3*. Documentación oficial del módulo de cámara 3. 2023. URL: <https://www.raspberrypi.com/products/camera-module-3/>.

⁵⁷ Co., *DHT22 Humidity and Temperature Sensor*.

humedad relativa del aire, y el sensor YL-69,⁵⁸ que permitió monitorear la humedad del suelo en tiempo real. La integración de estos componentes permitió correlacionar variables morfológicas extraídas de las imágenes con las condiciones ambientales en las que crecían las plantas, lo que resulta fundamental para interpretar la influencia del entorno en el fenotipo observado.

La frecuencia de adquisición fue programada de la siguiente manera: las imágenes se adquirieron cada 6 horas, mientras que los sensores registraron datos cada 5 minutos, lo que permitió construir una base de datos densa y detallada sobre el microambiente en el cual se desarrollaron los cultivos. Esta periodicidad asegura que fenómenos de corta duración, como cambios bruscos de temperatura o humedad, también quedaran documentados. La ventana de medición establecida para imágenes, datos y análisis es un mes.

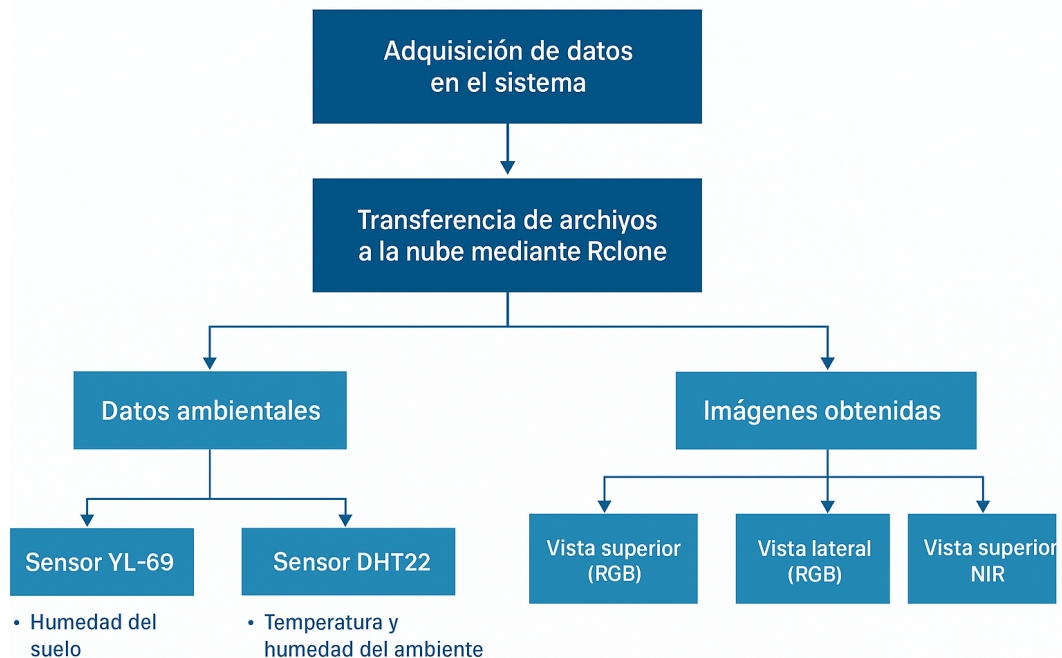
Para garantizar la seguridad y disponibilidad de la información, las imágenes captadas y los registros de sensores fueron almacenados inicialmente en la memoria local de la Raspberry Pi. Posteriormente, mediante la herramienta *rclone*, estos archivos se sincronizaban automáticamente con una unidad en la nube (Google Drive). Este procedimiento aseguró que los datos permanecieran respaldados en tiempo real, evitó pérdidas por fallos locales de hardware y permitió el acceso remoto a la información desde diferentes dispositivos, facilitando la supervisión del experimento sin necesidad de intervención manual constante, de esta manera la base de datos generada incluyó tanto imágenes periódicas como lecturas ambientales.

Cada planta quedó asociada a sus imágenes RGB, NIR y laterales, junto con los registros ambientales correspondientes al mismo intervalo de tiempo. Esta estructura permitió realizar posteriormente análisis de correlación entre rasgos fenotípicos (área foliar, altura, NDVI) y las condiciones ambientales que los originaron.

⁵⁸ Electronics, *YL-69 Soil Moisture Sensor Module*.

La Figura 4 muestra un árbol jerárquico de la organización de carpetas en Google Drive, donde se sincronizaron automáticamente los registros de sensores y las imágenes. Esta estructura facilitó la clasificación por tipo de cámara (RGB, NoIR, web) y sensor, permitiendo un manejo ordenado y accesible de la información. Mediante los sensores de humedad de suelo, se analizó la humedad junto con los riegos para las dos macetas, en las cuales, la maceta 1 contenía el pimentón con una planta y la maceta 2 el tomate con dos plantas. Los riegos fueron llevados a cabo en períodos en los cuales se les proporcionaba agua cada tres días, esto con el fin de evaluar su respuesta a estos riegos, su tiempo sin agua, y la incidencia del ambiente en esos días de diferencia.

Figura 4. Árbol jerárquico de la estructura de almacenamiento en Google Drive sincronizada mediante *rclone*.



3.3. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y MÉTRICAS

El flujo de procesamiento de datos se basó en las bibliotecas OpenCV y PlantCV. Para cada imagen captada se aplicó una serie de pasos que aseguraron la calidad y precisión del análisis. En la etapa de preprocesamiento se aplicó balance de blancos (Gray World), ecualización adaptativa del histograma (CLAHE) y filtrado bilateral. Estas operaciones mejoraron el contraste, redujeron el ruido y minimizaron las variaciones debidas a la iluminación. La segmentación se realizó con un enfoque híbrido. Para imágenes RGB se utilizó el índice de vegetación ExG combinado con rangos calibrados en el espacio HSV. Para imágenes NIR se aplicó segmentación multinivel con el fin de calcular el índice NDVI. En el caso de imágenes laterales se utilizó el modelo SAM, que permitió extraer de forma semiautomática las siluetas de los tallos y calcular la altura total de la planta.

A partir de las máscaras segmentadas, se extrajeron métricas cuantitativas como: Área foliar, perímetro de la hoja, solidez de la estructura foliar, altura de la planta en vista lateral, índice NDVI, calculado a partir de la reflectancia NIR.

Estos resultados se almacenaron en archivos .csv que constituyen el insumo para posteriores análisis y visualizaciones. Estas variables permitieron describir el crecimiento y la salud de las plantas a lo largo del tiempo, así como evaluar la capacidad del prototipo para capturar variaciones fenotípicas.

3.4. INTERFAZ WEB PARA VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS

Se implementó una aplicación web en Gradio que opera como un panel interactivo para el fenotipado vegetal. La interfaz está organizada en pestañas, como en el cuadro 1, cada una asociada a un flujo de análisis: series temporales, análisis de imágenes individuales (RGB/NIR), estimación de altura desde vista lateral y segmentación asistida con SAM. El backend integra funciones de las bibliotecas

OpenCV y PlantCV para preprocesamiento (corrección de iluminación, balance de blancos), segmentación (HSV, ExG, SAM) y cálculo de métricas (área, perímetro, solidez, NDVI). La interfaz además lee `.csv` históricos del proyecto para generar gráficas de series de tiempo que muestran la evolución del crecimiento de las plantas.

Funcionalidades principales

- **Visualización temporal:** Carga y graficación de métricas históricas (*área foliar*, *NDVI*, *altura*) y variables ambientales (temperatura, humedad relativa, humedad de suelo) para seguimiento longitudinal.
- **Análisis de imágenes RGB/NIR:** Pipeline automático con preprocesamiento, segmentación (HSV + ExG) y cálculo de métricas morfológicas; en NIR se calcula el NDVI como indicador de salud vegetal.
- **Altura (vista lateral):** Flujo especializado para detección de tallos finos y estimación de altura con apoyo de modelos de segmentación.
- **Segmentación interactiva (SAM):** El usuario hace clic en puntos positivos/negativos para guiar la máscara y extraer métricas de forma y altura con mayor precisión.
- **Gestión de datos:** Lectura de `.csv` históricos, visualización de resultados y exportación a CSV desde la interfaz.

Cuadro 1. Pestañas de la interfaz web y funcionalidades asociadas.

Pestaña	Propósito	Entradas/Salidas
Análisis temporal	Visualizar series de tiempo de métricas fenotípicas y ambientales.	<i>In:</i> archivo(s) .csv históricos. <i>Out:</i> gráficas de área, NDVI, altura y sensores.
Imagen RGB	Segmentación y métricas morfológicas desde vista superior.	<i>In:</i> imagen RGB. <i>Out:</i> máscaras, área, perímetro, solidez, gráficos rápidos.
Imagen NIR	Cálculo de NDVI y segmentación espectral.	<i>In:</i> imagen NIR (NoIR). <i>Out:</i> mapa NDVI, estadísticos (media, std), máscara.
Altura (lateral)	Estimación de altura y arquitectura desde vista lateral.	<i>In:</i> imagen lateral. <i>Out:</i> máscara de tallo, altura estimada, medidas asociadas.
SAM interactivo	Segmentación guiada por clics para mejorar contornos.	<i>In:</i> imagen + puntos de usuario. <i>Out:</i> máscara refinada y métricas de forma/altura.
Exportación	Descarga de resultados en .csv y capturas.	<i>In:</i> selección de resultados. <i>Out:</i> .csv consolidado.

4. RESULTADOS

4.1. DISEÑO Y DESARROLLO DEL PROTOTIPO

Figura 5. Prototipo final implementado para el sistema de fenotipado, con cámaras, sensores y control de iluminación.

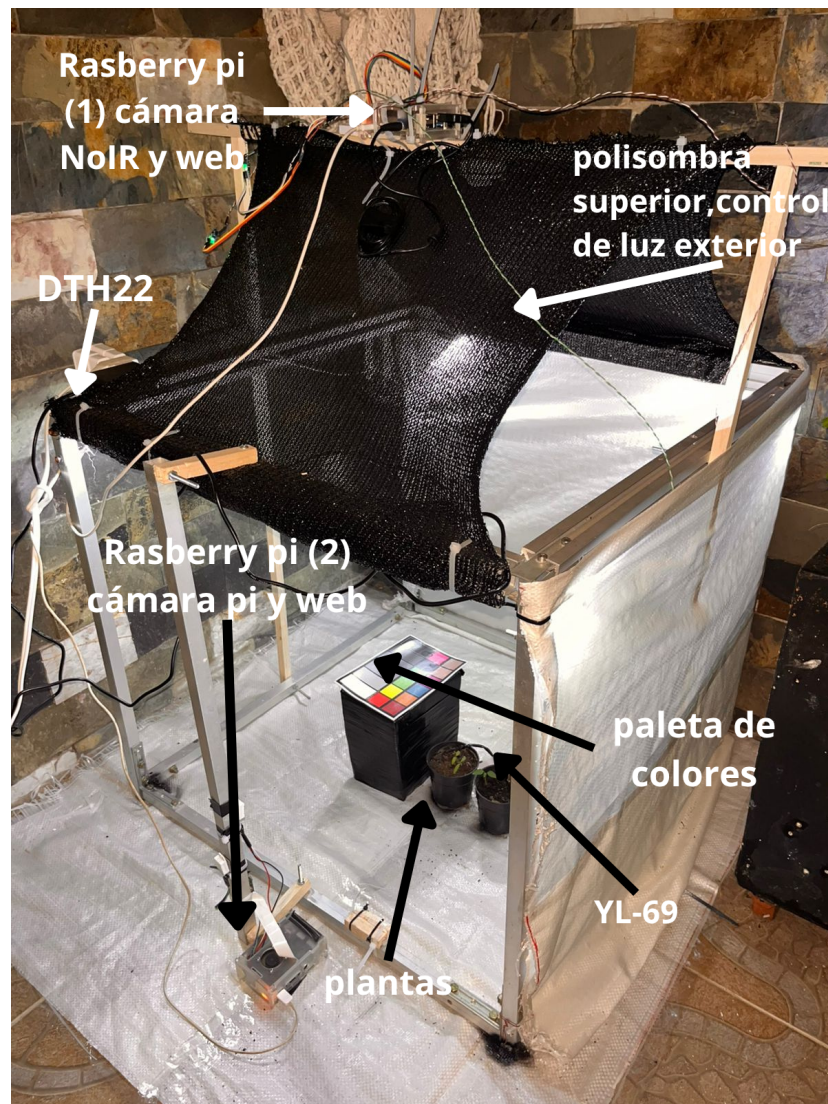
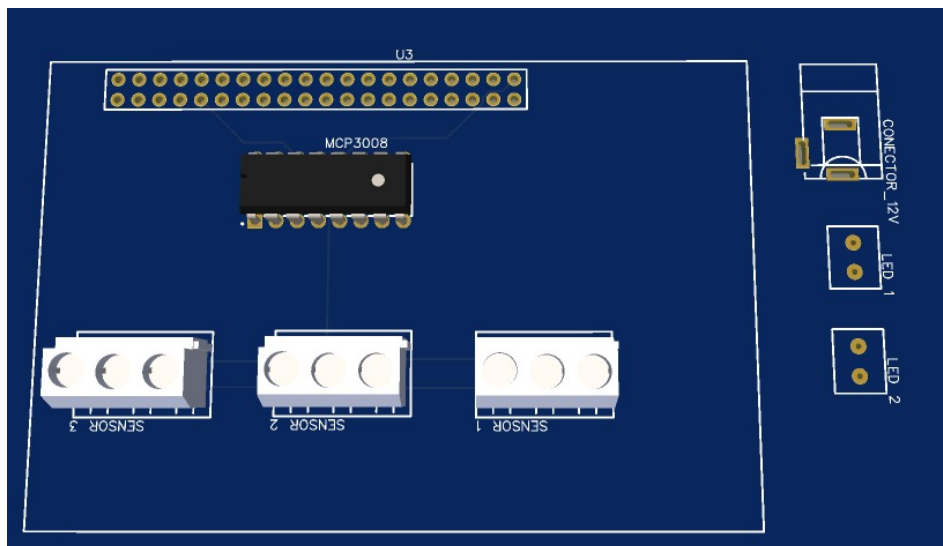


Figura 6. Diseño del circuito impreso (PCB) utilizado en el sistema de fenotipado de plantas. El esquema integra el convertidor analógico-digital MCP3008, un conector de alimentación de 12V para la alimentación de los LEDs y tres entradas para la conexión de sensores ambientales. Este diseño modular permite una integración ordenada y estable de los componentes electrónicos.



El prototipo del sistema de fenotipado fue implementado como una estructura cerrada diseñada para la adquisición de datos como se observa en la Figura 5, integrando diversos subsistemas en un único conjunto funcional. La estructura incorpora una polisombra superior que regula la entrada de luz exterior, garantizando condiciones de iluminación estables durante la captura de imágenes. El sistema embebido se compone de dos unidades Raspberry Pi: una encargada de gestionar las cámaras (NoIR y web) y otra destinada al manejo de los sensores ambientales, como el DHT22 y el YL-69. Para la calibración de color, se incluyó una paleta de referencia dentro del área de fenotipado.

La modularidad electrónica se logró mediante un circuito impreso (PCB) dedicado como se observa en la Figura 6, que centraliza los componentes principales e integra el convertidor MCP3008 para la digitalización de las señales analógicas. Este PCB cuenta con un conector de alimentación de 12V exclusivo para los LEDs de

iluminación y tres entradas destinadas a sensores ambientales, lo que facilita una integración ordenada, confiable y escalable del sistema de adquisición de datos.

En el Cuadro 2 se presenta el desglose detallado de los componentes empleados en el desarrollo del prototipo de fenotipado de plantas. Se incluyen las categorías principales del sistema, procesamiento, captura, sensado, estructura y accesorios junto con su cantidad, precio unitario y subtotal correspondiente.

El costo total estimado del sistema asciende a \$1.384.000 COP, lo que representa una alternativa de bajo costo frente a las estaciones de fenotipado comercial equipos como los fabricantes LemnaTec, PSI Instruments y Micasense, cuyo valor supera los 9.000 USD⁵⁹. Este análisis permite evidenciar la viabilidad económica del prototipo.

⁵⁹ Daniel Reynolds et al. "What is cost-efficient phenotyping? Optimizing costs for different scenarios". En: *Plant Science* 282 (2019), págs. 14-22. DOI: 10.1016/j.plantsci.2018.06.015.

Cuadro 2. Desglose de costos del prototipo de fenotipado de plantas.

Categoría	Componente	Cant.	Precio Unit.	Subtotal
sistema	Raspberry Pi 4 (4GB RAM)	2	\$300.000	\$600.000
	MicroSD Card 64GB Clase 10	2	\$35.000	\$70.000
	Subtotal Procesamiento:			\$670.000
Captura	Raspberry Pi Camera	1	\$180.000	\$180.000
	Raspberry Pi Camera NoIR	1	\$183.000	\$183.000
	Webcam USB	2	\$32.000	\$64.000
	Subtotal Captura:			\$427.000
Sensores	Sensor DHT22 (AM2302)	2	\$12.00	\$24.00
	Sensor YL-69 (humedad suelo)	2	\$8.500	\$17.000
	Conversor ADC MCP3008	1	\$30.000	\$30.000
	Subtotal Sensores:			\$71.000
Estructura	Perfil metálico rectangular (8m)	1	\$72.000	\$72.000
	Conectores metálicos	8	\$5.000	\$40.000
	Polisombra (1m ²)	2	\$5.000	\$10.000
	Tornillería y accesorios	varios	\$6.000	\$6.000
	Subtotal Estructura:			\$128.000
Accesorios	Paleta de calibración	1	\$80.000	\$80.000
	Macetas plásticas	2	\$4.000	\$8.000
	Subtotal Accesorios:			\$88.000
COSTO TOTAL DEL PROTOTIPO:				\$1.384.000

4.2. IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS DE LOS ALGORITMOS

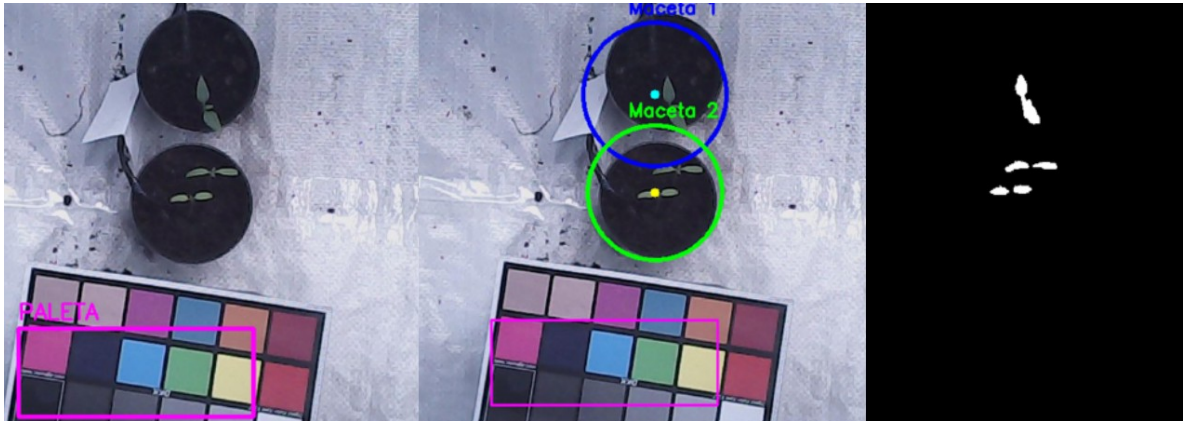
Para la cuantificación automatizada de variables morfológicas y de reflectancia de los cultivos de tomate y pimentón, se llevó a cabo el desarrollo de una metodología

robusta de visión por computadora clásica (umbralización, filtros morfológicos y análisis de contornos), además de algoritmos de visión por computadora (análisis de índices espectrales NDVI, SAM, ExG y segmentación en el espacio de color HSV). El sistema se implementó en tres scripts especializados en Python. Los dos primeros scripts se centraron en el análisis bidimensional del follaje. En el caso de las imágenes de vista superior, se realizó un pre-procesamiento que incluye un balance de blancos del gray world y CLAHE (Algoritmo de Ecuilización Adaptativa del Histograma Limitado por Contraste) para corregir en gran medida las variaciones de la iluminación. La segmentación se llevó a cabo de forma híbrida, combinando, por un lado, el ExG y, por el otro, un filtro de color HSV dinámicamente calibrado mediante una paleta de referencia.

Para las imágenes de NIR, se adoptó una metodología análoga a la ya expuesta, pero centrada en la reflectancia, segmentándose con un índice de reflectancia NIR, usando múltiples umbrales de reflectancia basados en diferentes percentiles (88.8 %, 89 %, 90 %, 91.5 %) para extraer únicamente la vegetación. A partir de dicha segmentación, se calcula el NDVI.

El tercer script se orientó a la derivación de la arquitectura vertical de la planta a partir de imágenes laterales, para permitir el análisis de la altura. La segmentación de la planta se realizó mediante el algoritmo Segment Anything Model en un modo asistido, mediante la utilización de puntos positivos y negativos que dirigen al modelo en la segmentación precisa de los tallos de cada planta. El script usa el modelo ViT-H (Vision Transformer Huge), la variante con mayor precisión, para generar una máscara de alta fidelidad, con el fin de medir la altura con funciones de PlantCV.

Figura 7. Ejemplo de imagen procesada de hojas verdes.



En la Figura 7 se ilustra el flujo de procesamiento aplicado a las imágenes. La primera corresponde a la aplicación de métodos de preprocesamiento como balance de blancos, corrección de iluminación y CLAHE. La segunda muestra las regiones de interés (ROIs) y la paleta de colores utilizada para calibrar los rangos de color HSV en la detección de verde. En la Figura 7 se aplicó ExG junto con la máscara de color HSV. En el proceso de segmentación se extrajeron distintas métricas importantes para analizar el desarrollo de la planta en el tiempo, tales como el área foliar, perímetro, solidez.

La Figura 8 muestra el crecimiento en el tiempo total de estudio para cada una de las plantas, las Figuras 9 y 10 muestran la evolución temporal del perímetro y del área foliar, respectivamente. En ambos casos se observa un crecimiento progresivo, con ligeras fluctuaciones que corresponden a momentos de estrés hídrico o a cambios ambientales, las plantas tienen un fenómeno llamado fototropismo lo que hace que las plantas se muevan buscando la orientación de la luz expandiendo sus hojas encojiendo o marchitando, generando cambios a la hora de segmentar la planta y afectando en su área y perímetro.

La Figura 11 muestra la evolución de la solidez de las plantas en el tiempo, destacando

que, en la mayoría de los casos, se mantuvo en valores superiores a 0.8, para el caso de la plántula 1 del pimentón, una ligera disminución en su solidez indica crecimiento disperso o menos denso, mientras que para la planta 2 de tomate, un aumento en su solidez indica que densificó su forma y se volvió más simétrica, mientras que la planta 3 disminuyó, lo que muestra evidencia de una forma más dispersa y regular.

Figura 8. Vista superior, crecimiento en el periodo de estudio.

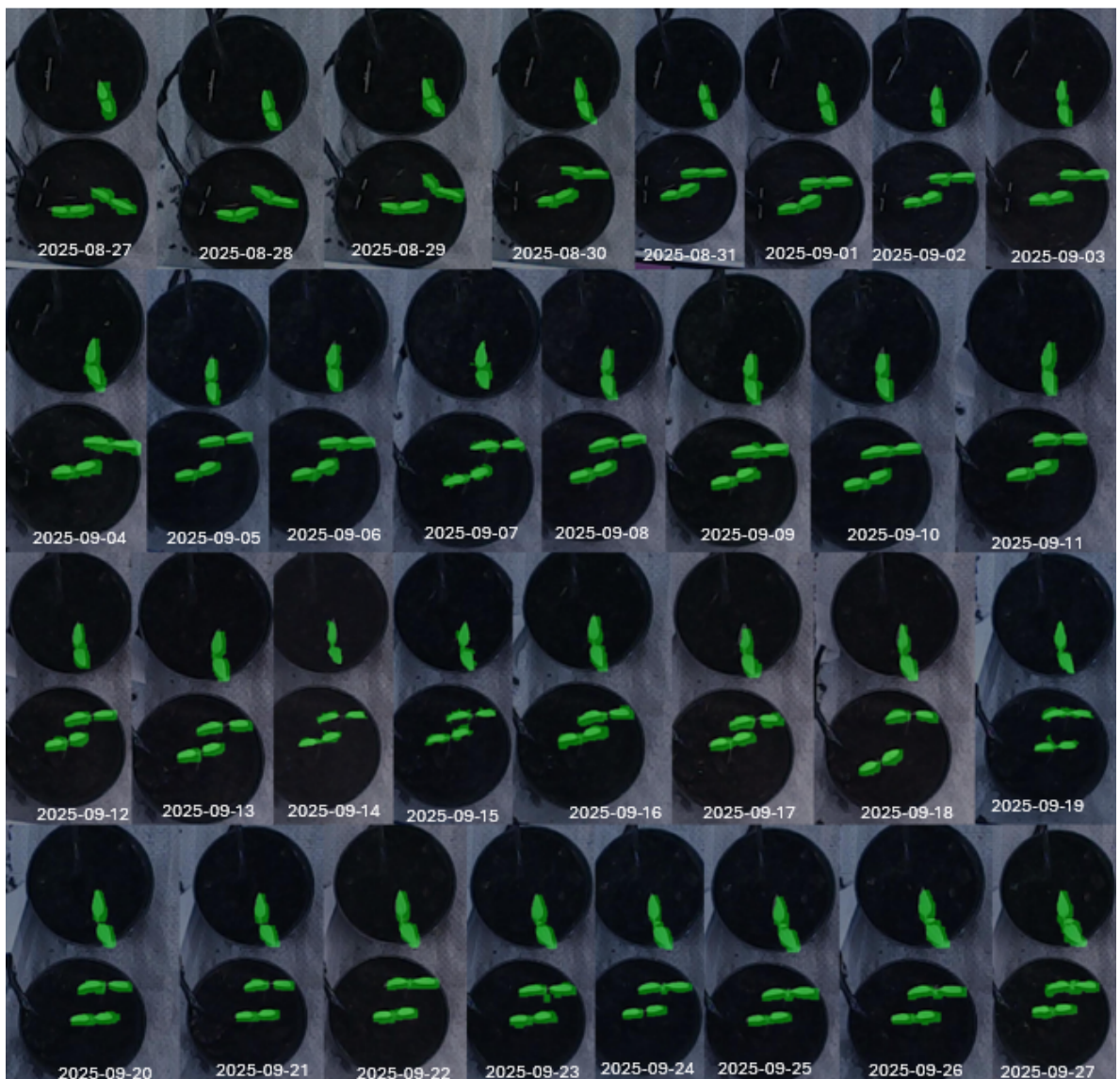


Figura 9. Evolución temporal del perímetro de las plantas 1, 2 y 3, evidencia para la planta 1 un crecimiento consistente de área, para la planta 2 con pérdida moderada pero resistencia y crecimiento y la planta 3 perdida severa con correlación a su área.

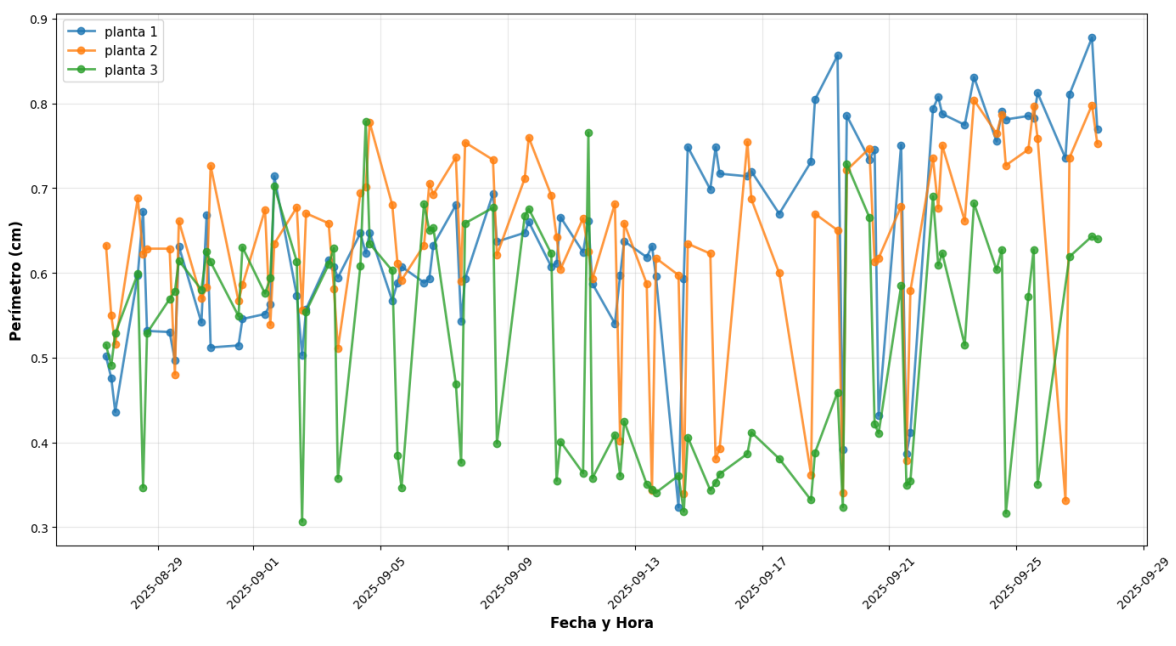


Figura 10. Evolución temporal del área foliar en tres plantas, podemos ver la planta 1 con crecimiento saludable y tendencia positiva, la planta 2, presenta una pérdida significativa, pero aun así muestra un crecimiento positivo lento, y la planta 3 muestra problemas de pérdida moderada similar a la planta dos, sugiere algún deterioro.

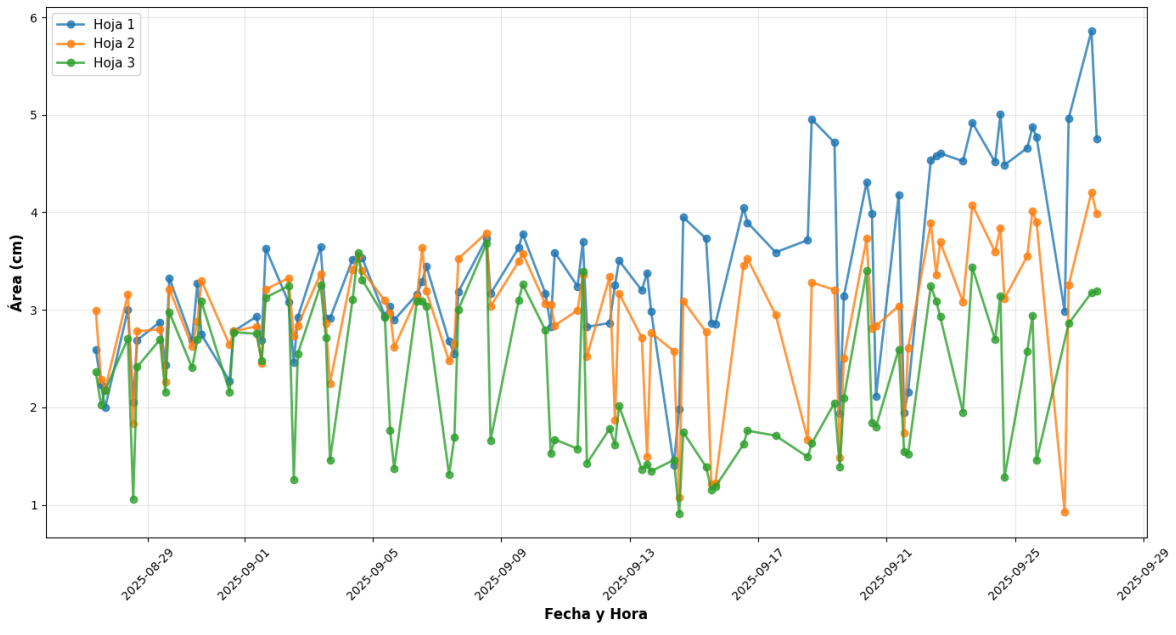
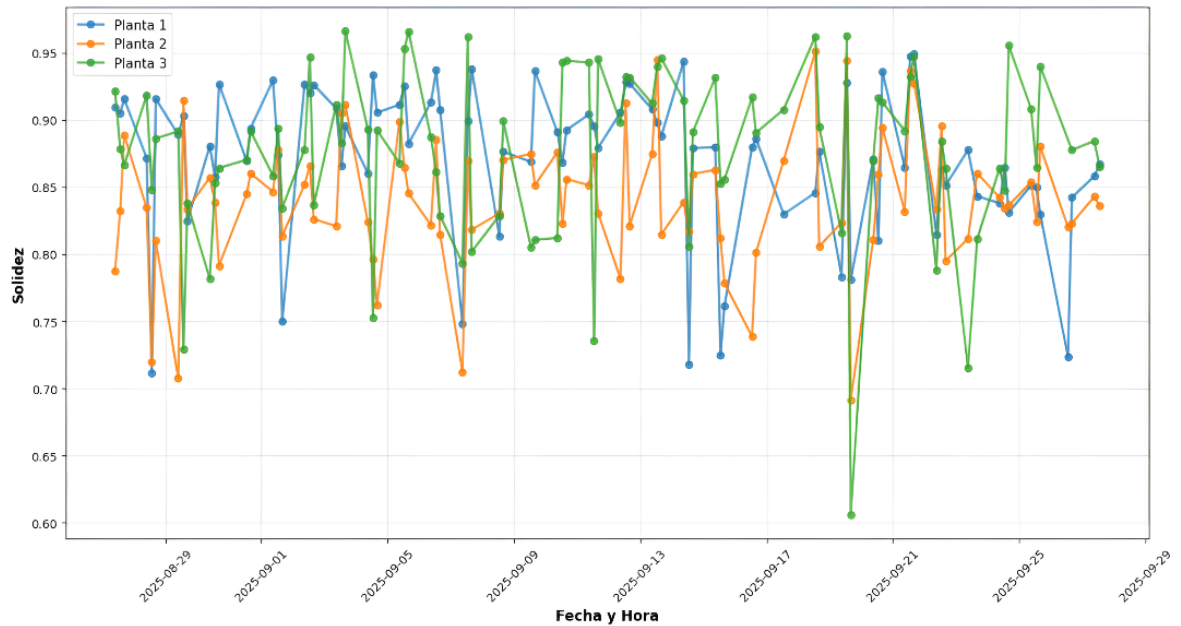


Figura 11. Evolución temporal de la solidez en tres plantas durante el periodo experimental, que muestra forma compacta y saludable para la planta 1, estabilidad y ligera mejora para la planta 2 y alta solidez para la planta 3.



La Figura 12 muestra el crecimiento en el tiempo total de estudio para cada uno de los tallos, junto con la evolución en el tiempo de la altura en la Figura 13, con el fin de visualizar su progreso entre capturas de imágenes y tiempo de estudio.

Figura 12. Vista lateral Pi , crecimiento en periodo de estudio, en la parte izquierda el tomate con dos plantas y a la derecha el pimentón con una planta.



Figura 13. Evolución de altura en el periodo de estudio, El tallo 1 tiene mayor crecimiento absoluto, sugiere buen estado hidrico, el tallo 2 un crecimiento intermedio con fase de meseta y el tallo 3 menor incremento y mayor irregularidad, posible mayor sensibilidad al ambiente.

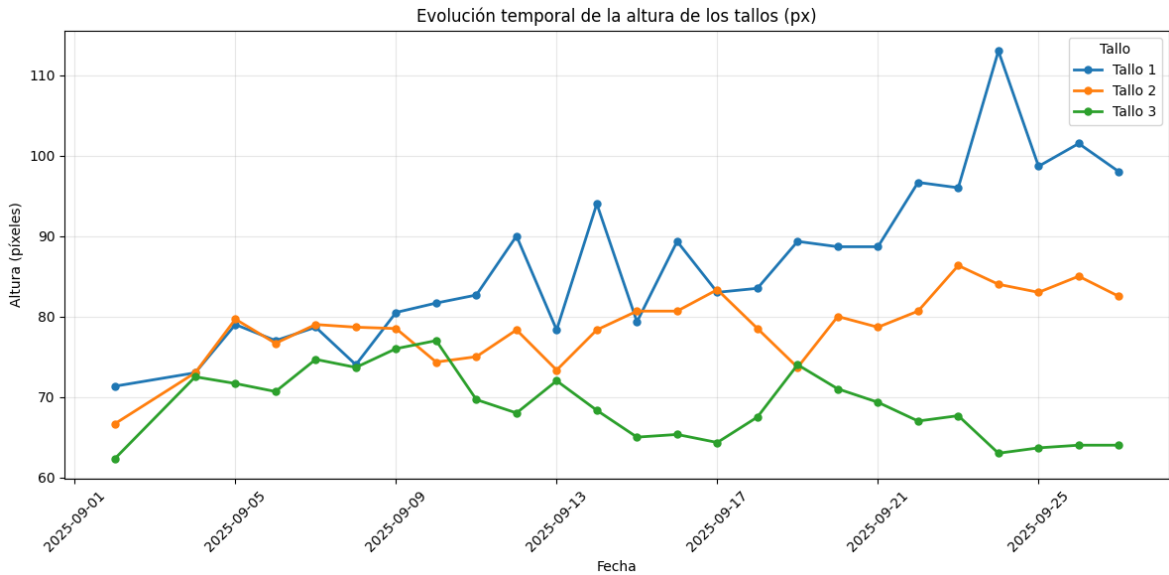


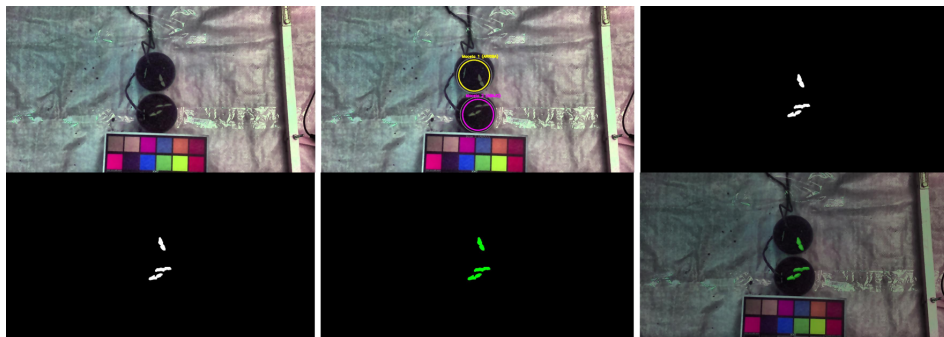
Figura 14. Ejemplo imágenes procesadas laterales, cada uno de los puntos tanto verdes (positivos) como rojos (negativos) es la forma como se orienta a SAM, a identificar el objeto a segmentar y borrar el ruido en el caso que se presente.



En la Figura 14 se presenta el procesamiento aplicado a una vista lateral de la planta. Primero se aplicaron métodos de preprocesamiento para corregir la iluminación de la imagen, entre ellos CLAHE en el canal L de luminosidad del espacio de color LAB y un filtro bilateral para suavizar bordes. Para el procesamiento se empleó el

modelo SAM, utilizando la función `SamPredictor.predict` con puntos de referencia para generar una máscara binaria de alta precisión que permitió la correcta detección de los tallos. En la etapa de postprocesamiento, una vez generada la máscara con SAM, se realizó una limpieza de ruido mediante operaciones morfológicas para aislar la planta principal. Finalmente, la función `cv2.boundingRect` se utilizó para obtener la caja delimitadora del contorno principal, de la cual se extrajo la altura como medida de la longitud del tallo.

Figura 15. Ejemplo de imagen procesada con cámara NoIR para cálculo del NDVI.



En la Figura 15 se muestra el procesamiento realizado con cámara NoIR para la segmentación de hojas y el cálculo del índice de vegetación NDVI. En la etapa de preprocesamiento, la imagen NIR se preparó con balance de blancos, aplicación de CLAHE en el canal de brillo V para mejorar el contraste y un ajuste de luminosidad que resalta la alta reflectancia del follaje en el espectro NIR. Durante el procesamiento, se definió un ROI circular y dinámico en cada maceta, dentro del cual se aplicó segmentación multinivel probando varios umbrales de reflectancia basados en percentiles (88.8, 89, 90, etc.), combinando las mejores máscaras para obtener una única máscara binaria del follaje. En la fase de postprocesamiento, la máscara final se depuró eliminando objetos pequeños mediante filtrado por área mínima. Posteriormente, se utilizó la máscara para extraer valores de los canales rojo y verde de la imagen original. Con estos datos se calculó el NDVI píxel a píxel y se obtuvieron

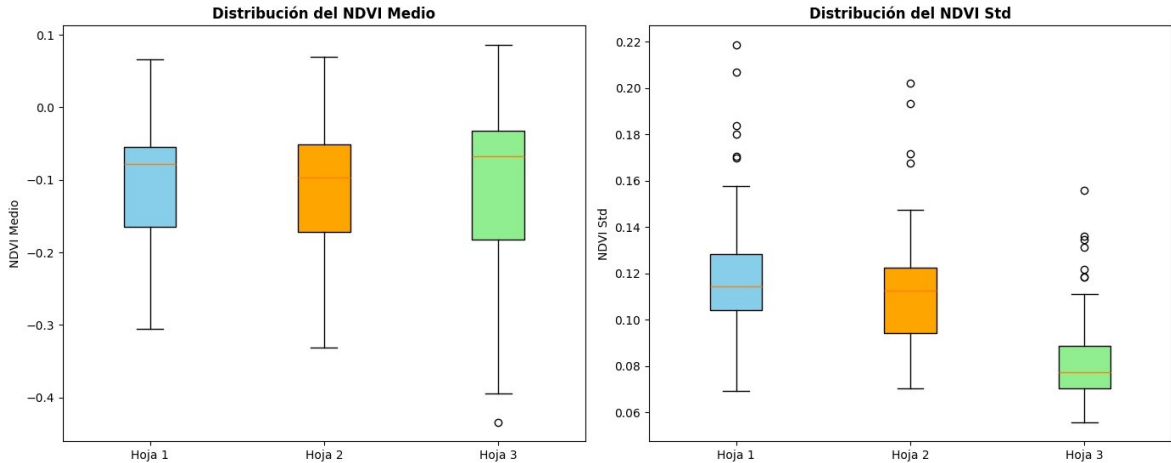
el promedio y la desviación estándar de cada planta, lo que permite evaluar su salud y vigor como se evidencia en la Figura 16.

Figura 16. Para las gráficas podemos evidenciar que el NDVI medio presenta disminución por posible reducción del vigor fotosintético y el NDVI desviación estándar presenta mayor heterogeneidad que indica posible estrés, entre más alto, más áreas contrastadas, entre más bajo, mayor uniformidad.



La Figura 17 presenta la distribución del NDVI promedio y su desviación estándar para tres plantas, evidenciando diferencias en la reflectancia y uniformidad entre ellas, donde se observa que la desviación estándar presenta mayor heterogeneidad y mayores diferencias visibles en las plantas, como en el suelo y su desarrollo.

Figura 17. Distribución del NDVI medio y desviación estándar en tres hojas que refleja un aumento en NDVI promedio, sinónimo de mejora en la salud fotosintética.



4.3. COMPARACIÓN DE RESULTADOS

La comparación entre el dataset externo extraído de *Mercier et al. (2025)*,⁶⁰ el cual contiene imágenes RGB-Depth de plántulas de tomate diseñadas para aplicaciones de visión por computadora y aprendizaje profundo y las imágenes propias. Para garantizar una comparación objetiva, ambos conjuntos de datos fueron procesados con el mismo pipeline de análisis morfológico, el cual incluye balance de blancos, ecualización CLAHE, filtrado bilateral, segmentación por umbral adaptativo y extracción de parámetros (área, perímetro y solidez). Posteriormente, se generaron distribuciones de probabilidad para cada métrica, y se calcularon las medias de ambos conjuntos. En el Cuadro 3 se muestran los promedios obtenidos para cada caso, lo que permite validar la robustez de los algoritmos desarrollados frente a datos

⁶⁰ Félix Mercier et al. "Deep-learning-ready RGB-depth images of seedling development". En: *Plant Methods* 21.16 (2025). DOI: 10.1186/s13007-025-01334-3. URL: <https://plantmethods.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13007-025-01334-3>.

externos de referencia.

Adicionalmente, se realizó la respectiva validación usando como referencia dicho dataset, que contenía imágenes similares aunque con un enfoque distinto. Con el fin de validar el método empleado, se evidencia en la Figura 18 y en la Figura 19 una imagen del dataset externo sin realizar el respectivo procesamiento y en la otra se evidencia con el respectivo procesamiento para la extracción de las características.

Figura 18. Imagen original del dataset externo utilizado para validación.

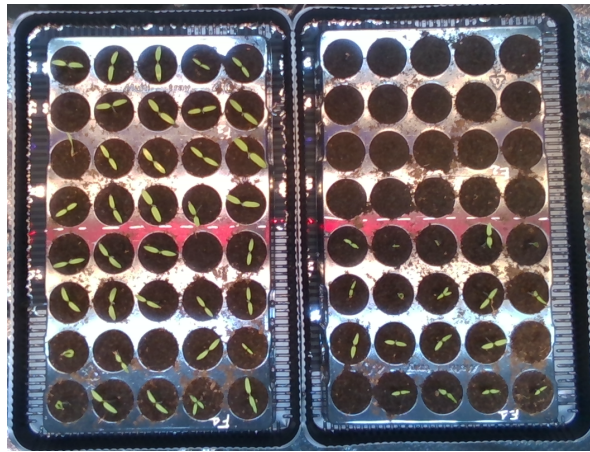
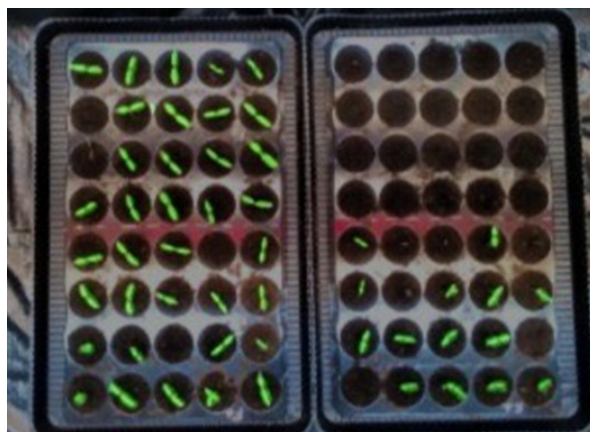


Figura 19. Resultado de la segmentación aplicando el código desarrollado.



Cuadro 3. Comparación de métricas morfológicas entre dataset externo y propio.

Métrica	Externo	Propio
Área (media aprox.)	543.05 px	552.36 px
Perímetro (media aprox.)	105.38 px	115.62 px
Solidez (media aprox.)	0.88 px	0.87 px

4.4. CONJUNTOS DE DATOS

El sistema de adquisición operó durante un período de un mes, en el Cuadro 4, se observa la adquisición de datos obtenidos.

Cuadro 4. Resumen de adquisición de datos del sistema

Imágenes	Total	Datos	Datos dia- rios	Datos tota- les
Vista superior	87	Sensores (2) tempe- ratura ambiente. DHT- 22	170	5100
Vista lateral	87	Sensor 1 YL-69	85	2550
Vista superior NIR	87	Sensor 2 YL-69	85	2550
		Sensores (2) hume- dad ambiente. DHT- 22	170	5100
TOTAL	261	TOTAL	510	15300

Se presentan los resultados obtenidos a partir del monitoreo ambiental, los datos corresponden a mediciones continuas realizadas mediante sensores DHT22 y YL-69. En la Figura 20 se observa la variación de la humedad relativa a lo largo del periodo

experimental, donde ambos sensores muestran oscilaciones propias. La Figura 20 también presenta la dinámica de la temperatura ambiental, con valores que oscilaron principalmente entre 24 °C y 30 °C.

Figura 20. Variación temporal de la humedad ambiental registrada por los sensores DHT22 y registro de la temperatura ambiental durante el periodo experimental.

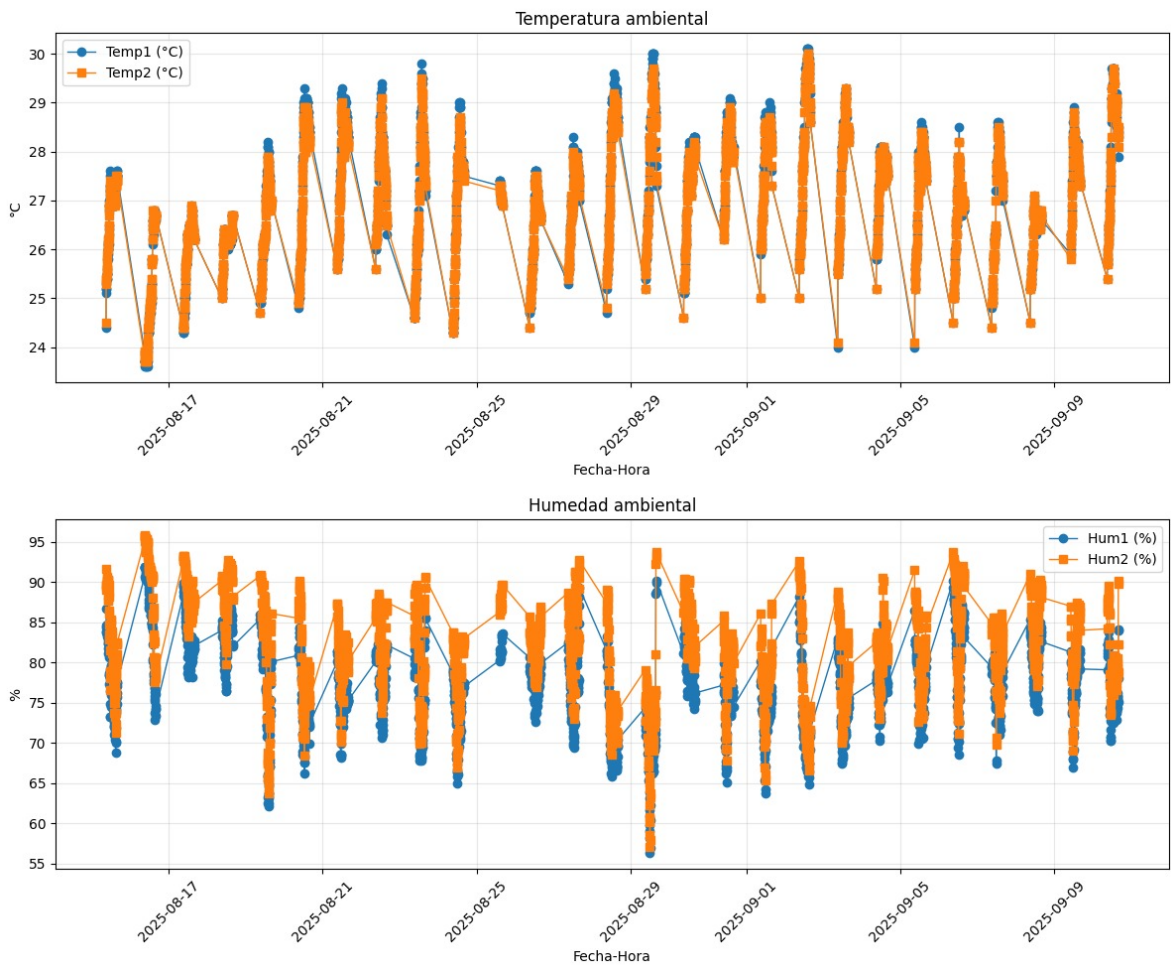


Figura 21. Humedad promedio diaria registrada para el sensor 1 correspondiente a la plantula de pimentón.

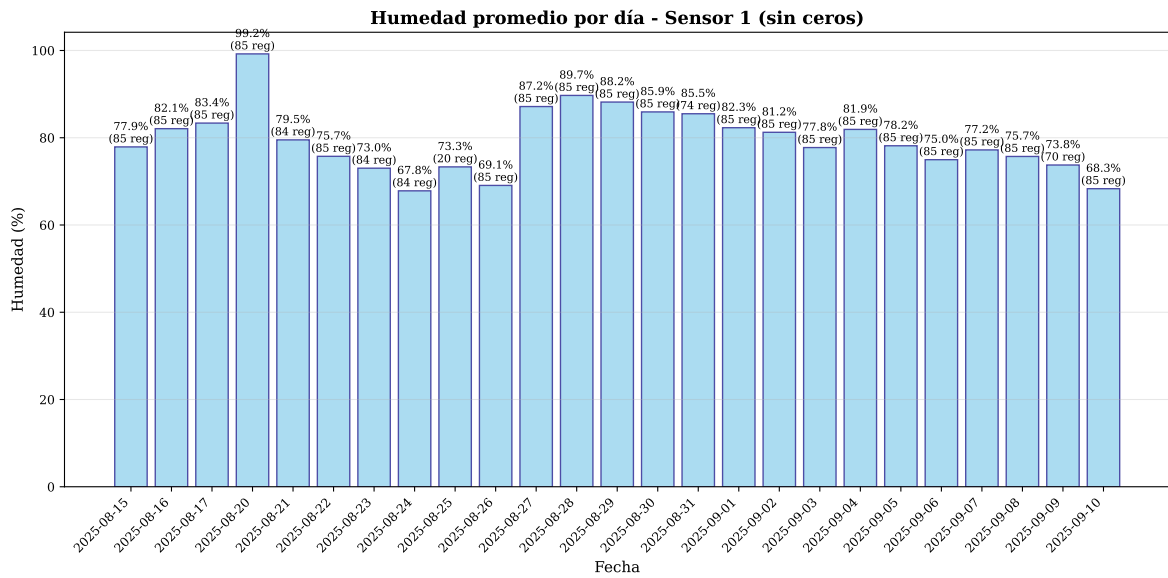
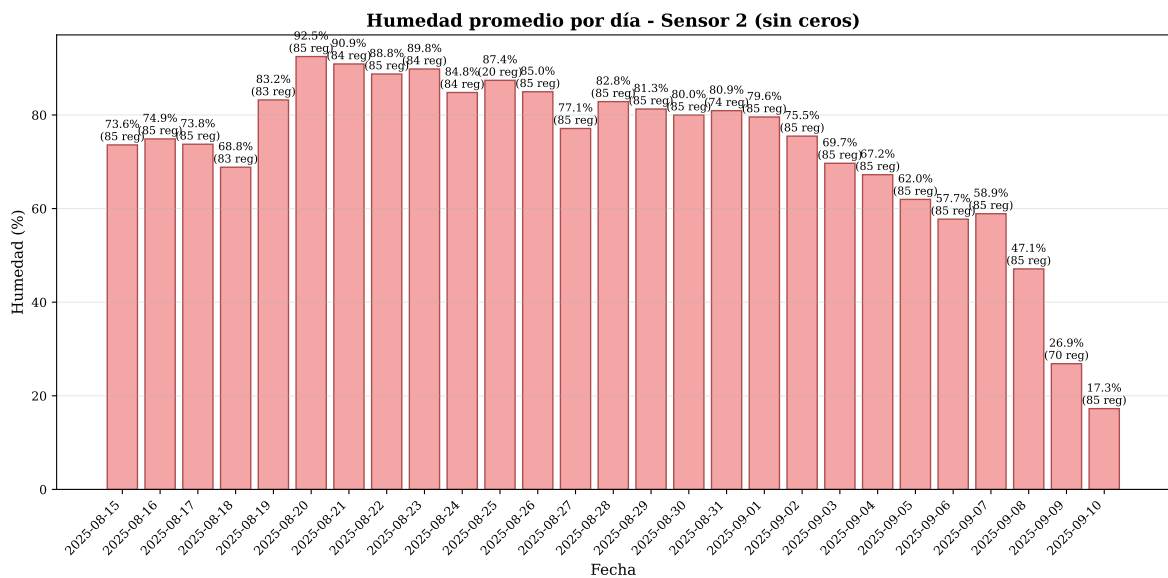


Figura 22. Humedad promedio diaria registrada para el sensor 2 correspondiente a las plantulas de tomate.



En las Figuras 21 y 22 se presenta la humedad del suelo promedio registrada entre el 15 de agosto y el 10 de septiembre mediante dos sensores de tipo resistivo (YL-69). Se observan diferencias notorias entre ambos, donde el Sensor 1 correspondiente a la plantula de pimentón, reportó valores más estables y elevados (68 %–99 %), mientras que el Sensor 2 correspondiente a las 2 plantulas de tomate presentó caídas abruptas y una dispersión mayor (17 %–92 %), las variaciones se deben a la distribución de agua suministrada para cada maceta.

Como se observa en la Cuadro 5, el sensor YL-69 presenta una lectura de 1023 en condiciones de suelo seco y 445 en condiciones de humedad máxima. El error experimental promedio estimado fue de aproximadamente $\pm 8\%$.

Cuadro 5. Resumen de calibración y tolerancia del sensor YL-69 (MCP3008)

Parámetro	Valor
Valor seco (ADC_{max})	1023
Valor húmedo (ADC_{min})	449
Rango útil ($ADC_{max} - ADC_{min}$)	574
Ecuación de conversión	$\text{Humedad}(\%) = 100 \cdot \frac{ADC_{seco} - ADC_{lectura}}{ADC_{seco} - ADC_{hmedo}}$
Error de repetitividad (sensor)	$\pm 8\%$
Error del ADC	$\pm 2\% \pm 4\%$

Después de todo análisis hecho se obtuvieron los respectivos directorios de salida, con las respectivas imágenes segmentadas y sus respectivos archivos CSV, que contienen cada una de las métricas obtenidas, usadas en los distintos análisis gráficos, de correlación y de tiempo.

4.5. INTERFAZ WEB PARA LA VISUALIZACIÓN DE SERIES TEMPORALES DE PARÁMETROS

Se desarrolló una interfaz web interactiva mediante la librería Gradio, la cual es ideal para desarrollar interfaces web interactivas, en donde se puede interactuar entre cada uno de los archivos CSV para crear gráficos interactivos para su análisis final, mediante la librería Plotly. Adicionalmente, se añadieron ventanas de análisis de cada una de las vistas, con el fin de visualizar resultados obtenidos previamente junto con sus datos, y la opción de cargar nuevas imágenes para un nuevo análisis.

En las Figuras 23 a 26 se presentan capturas de pantalla de las diferentes pestañas de la aplicación. Estas muestran el flujo de uso típico: cargar datos o imágenes, ejecutar el pipeline de análisis y visualizar los resultados mediante gráficas o métricas calculadas.

Figura 23. Pestaña de análisis temporal: selección de archivo CSV y generación de series de tiempo de métricas.

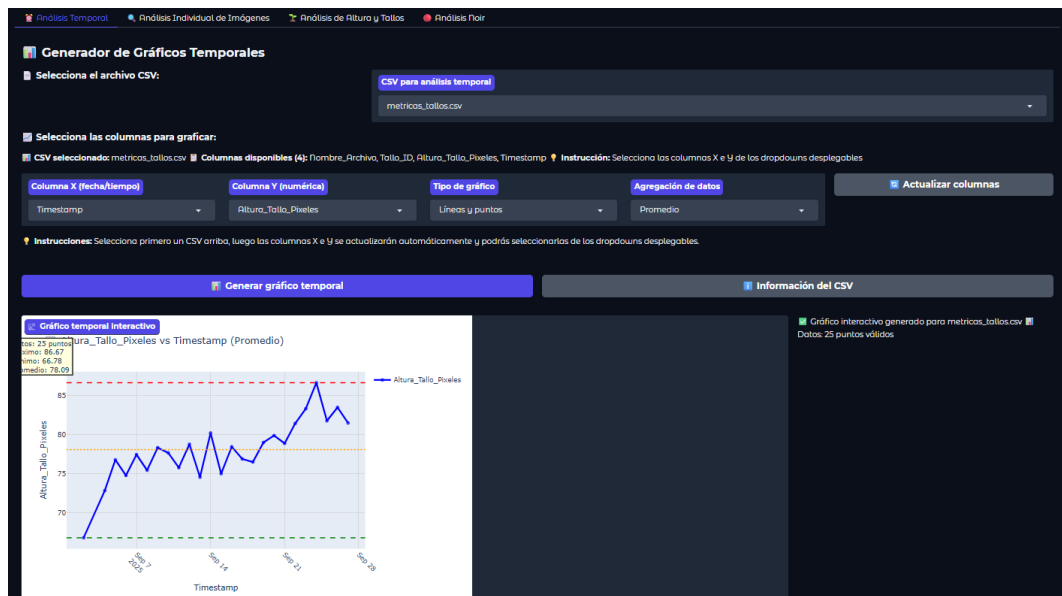


Figura 24. Análisis individual de imágenes RGB: segmentación automática y cálculo de métricas por planta.

Análisis Temporal Análisis Individual de Imágenes Análisis de Altura y Tallos Análisis Noir

Análisis Completo de Imágenes Individuales

Analiza imágenes existentes o sube nuevas para calcular métricas completas de fenotipado

Imágenes del Proyecto Subir Nueva Imagen

Selecciona una imagen existente del proyecto:

Imágenes disponibles
 webcam_2025-08-27_09-00-18_hojas_verdes.jpg


Tipo de visualización
 Superposición + Paleta

Actualizar lista

Analizar imagen seleccionada

Resultado del análisis

Superposición + Paleta: webcam_2025-08-27_09-00-18_hojas_verdes



Análisis Individual Completado
 Fecha de captura: 2025-08-27 09:00:18
 Fecha de análisis: 2025-09-30 20:42:51

Métricas Generales

Plantas detectadas	3
Área total (px)	1591.0
Área promedio (px)	530.3
Solidez promedio	0.873
Fecha de captura	2025-08-27 09:00:18
Tipo de visualización	Superposición + Paleta

Métricas por Planta (primeras 3 de 3)

Planta	Métrica 1	Métrica 2	Métrica 3
Planta 1	518.0	100.3	0.909
Planta 2	599.0	126.5	0.787
Planta 3	473.0	103.0	0.922

Figura 25. Módulo especializado para la estimación de altura y número de tallos desde vista lateral.

Análisis Temporal Análisis Individual de Imágenes Análisis de Altura y Tallos Análisis Noir

Análisis Especializado de Altura y Número de Tallos

Utiliza el script mejorado V3 con preprocesamiento avanzado para detectar tallos finos y calcular altura

Imágenes del Proyecto Subir Nueva Imagen

Selecciona una imagen existente del proyecto:


Imágenes laterales disponibles para altura y tallos
 foto_2025-09-05_09-00-40.jpg

Actualizar lista

Analizar altura y tallos

Resultado del análisis de altura y tallos

Imagen Analizada: foto_2025-09-05_09-00-40



Análisis Altura y Tallos Completado
 Fecha de captura: 2025-09-05

Métricas Generales

Tallos detectados	3
Altura promedio (px)	77.0
Altura máxima (px)	82.0
Altura mínima (px)	73.0
Fecha de captura	2025-09-05

Métricas por Tallo (primeros 3 de 3)

Tallo	Altura (px)	Cantidad
Tallo 1	76.0	1
Tallo 2	82.0	2
Tallo 3	73.0	3

Figura 26. Análisis NIR: cálculo del índice NDVI con métricas promedio, máximas y mínimas por planta.

Análisis de Imágenes con Filtro NIR (Infrarrojo)

UTILIZA el script avanzado de análisis noir para extraer métricas NDVI de imágenes con filtro NIR

Imágenes Noir del Proyecto | Analizar Nueva Imagen

Selecciona una imagen noir existente del proyecto

Analiza Imágenes con filtro NIR que ya están en el proyecto

Imágenes noir disponibles

foto_2025-08-27_13-00-29_noir_avanzado.jpg

Actualizar lista

Tipo de visualización

Superposición en Original

Analizar Imagen Noir Existente

Resultado del análisis noir

Superposición en Original: foto_2025-08-27_13-00-29_noir_avanzado

Superposición en Original

Análisis Noir Completado

2025-09-30 20:44:35

Métricas Generales

Plantas detectadas	3
NDVI promedio	-0.090
NDVI máximo	-0.032
NDVI mínimo	-0.139
Área total (px)	21585
Fecha de captura	2025-08-27 13:00:29
Tipo de visualización	Superposición en Original

Métricas NDVI por Planta (primeros 3 de 3)

Planta 1	6905	-0.098	0.093
Planta 2	7400	-0.139	0.087

4.6. VALIDACIÓN DEL SISTEMA

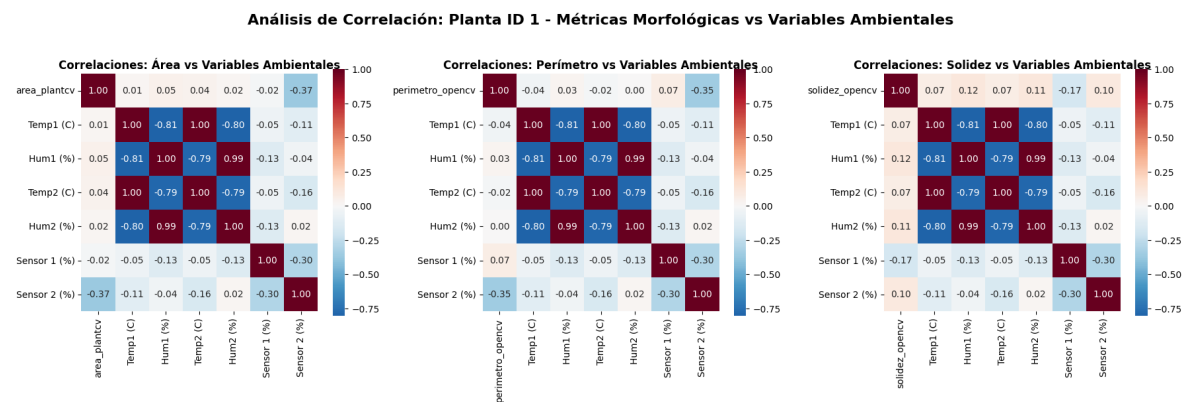
Para validar la imagen desde una vista lateral, se calcula Ground Sample Distance (GSD), una de las medidas más importantes de la fotogrametría, dado que muestra la distancia real que cada uno de los píxeles que conforman la imagen representa en el suelo. En esta oportunidad, el GSD se obtuvo de forma indirecta, haciendo uso del principio de triángulos semejantes. En lugar de usar la altura de vuelo y las especificaciones de la cámara (como la distancia focal y el tamaño del sensor), establecimos una relación de escala con un objeto de referencia. Al usar la medida conocida de un cuadro en una paleta de ajedrez y su distancia a la cámara como se muestra en la Figura 27, pudimos determinar a cuántos centímetros reales equivalía cada píxel en el plano de esa paleta. Luego, usamos las distancias de la cámara a la paleta y a la planta para ajustar esa escala. Al final, el GSD ajustado nos permitió

convertir la altura de la planta, medida en píxeles, a su altura real en centímetros. Con márgenes de diferencia entre 0.2 mm y 0.4 mm entre la medida de conversión con GSD y la medida real tomada por una regla.

Figura 27. Imagen con panel de referencia.



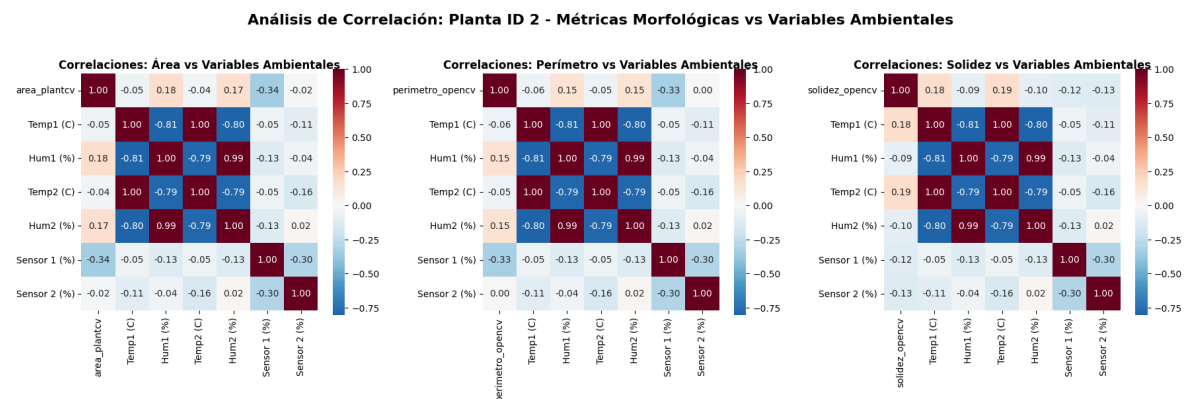
Figura 28. Correlación entre Planta 1 correspondiente a pimentón, métricas morfológicas y variables ambientales.



Para la Figura 28 podemos ver una relación neutral y poco significativa entre las variables ambientales y su área y perímetro, se observa una relación positiva entre

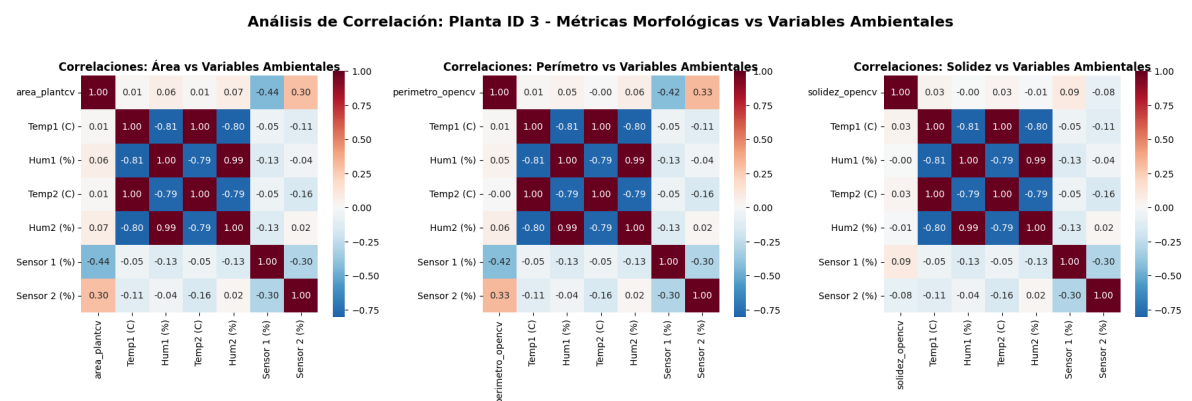
sus variables ambientales y su solidez, lo que deja en evidencia el poco impacto que tuvo directamente en sus métricas de área y perímetro pero sí, en su forma.

Figura 29. Correlación entre la planta 2 correspondiente al tomate, variables ambientales y métricas morfológicas.



Para la Figura 29 podemos observar que el área y perímetro de la planta 2 se ven beneficiados de la humedad ambiente en su crecimiento, así como la solidez se beneficia de su temperatura ambiente, mientras que el resto de variables no tuvieron una incidencia significativa.

Figura 30. Correlación entre la planta 3 correspondiente al tomate, variables ambientales y métricas morfológicas.



Para la Figura 30 podemos observar que el área, perímetro y solidez de la planta 3 no tienen relación significativa con variables ambientales , mientras que se ve beneficia de manera significativa para su área y perímetro en sus riegos, correspondientes al sensor dos de humedad de suelo.

Los resultados de la validación demuestran de forma concluyente que el método es científicamente válido y estadísticamente robusto. El prototipo demostró viabilidad técnica y funcionalidad básica al detectar y analizar plantas con hardware económico y embebido. Es autónomo ya que funciona sin supervisión constante y procesa los datos localmente. En general, el análisis confirma que el método es confiable, sensible y escalable y representa una solución innovadora y costo-efectiva que democratiza el acceso a la tecnología de agricultura de precisión.

5. CONCLUSIONES

En el presente proyecto se hizo un análisis de distintas métricas importantes para el crecimiento de la planta como lo son el área, perímetro, solidez y altura. Además de incluir el análisis del NDVI, que es una herramienta futura para mejorar y profundizar en el fenotipado de plantas. El presente proyecto ha alcanzado su principal objetivo consistente en diseñar y desarrollar un prototipo de sistema que combina hardware embebido y visión por computadora, capaz de ser una opción con alta repetibilidad y ser reproducible y mejorable a futuro. El prototipo desarrollado sobre una estructura metálica, proporciona un espacio estable para la recolección de datos, lo que es clave para la repetibilidad de las mediciones, minimizando la influencia del entorno, con el fin de controlar las condiciones de humedad y temperatura ambiente y controlar la humedad del suelo. El diseño permite la instalación de forma modular de sensores y cámaras, en posiciones específicas con el objetivo de obtener los datos de forma sincronizada. El sistema, además, se sustenta en componentes de bajo costo, como es la Raspberry Pi, cámaras web asequibles, y sensores ambientales básicos de temperatura y humedad.

Para fortalecer la validación científica, se realizó una comparación entre el dataset del prototipo construido (3 plantas) y un dataset de referencia más amplio (80 plantas) el cual tenía un enfoque distinto pero contenía mayor número de plantas de tomate, perfectas para validar que el software funcionaría con un mayor número de plantas para su análisis. Los resultados revelaron una consistencia sobresaliente en las comparaciones clave. La escalabilidad del método se confirmó al demostrar que funciona de manera consistente con 3 plantas y con 80 plantas a la hora de extraer métricas morfológicas. Adicionalmente se usó el cálculo de GSD para validación de métricas de altura, un soporte más de validación que nos permitió tener un margen corto de error en la medición y confirmar la correcta detección de las plantas y sus

métricas extraídas.

Se recomienda en futuras pruebas ampliar el número de muestras y especies para realizar análisis estadísticos más robustos que permitan validar la precisión del sistema en distintos escenarios ambientales.

Por otra parte, el sistema permitió llevar a cabo un análisis de la evolución de cada una de sus métricas, así como la diferencia de crecimiento para cada planta que puede indicar crecimiento saludable, estancamiento o posibles problemas. Además de métricas como el índice de reflectancia que da una idea de como mejora el estado de salud y vigor de cada planta y si presenta afectaciones.

El prototipo automatiza la recolección de datos eliminando intervenciones manuales, mediante algoritmos de visión por computadora, cámaras y sensores, que permiten un seguimiento temporal y análisis, correlacionando métricas con factores ambientales, además permitió evidenciar la viabilidad de implementar un sistema embebido de bajo costo para el monitoreo fenotípico básico, aunque se requiere mayor calibración y replicación experimental para validar su precisión bajo diferentes condiciones ambientales.

Finalmente se construyó una interfaz web, mediante la biblioteca de código abierto Gradio, en la cual se integran también librerías como PlantCV, OpenCV, Plotly y Pandas, con las cuales se construyó una aplicación web interactiva, con el objetivo principal de visualizar cada una de las imágenes procesadas en este proyecto, y poder analizar de manera independiente métricas de nuevas imágenes, además de poder crear visualizaciones de las métricas recopiladas a lo largo del tiempo mediante gráficos interactivos.

6. TRABAJO FUTURO

El prototipo desarrollado es apenas el inicio de lo que puede llegar a ser una herramienta útil en distintos escenarios. En agricultura, puede convertirse en un aliado para pequeños y medianos productores que necesitan soluciones sencillas y de bajo costo para mejorar sus cultivos. También puede tener espacio en invernaderos, viveros o proyectos de agricultura urbana, acercando la tecnología a personas que normalmente no tendrían acceso a ella.

En el ámbito académico y científico, puede servir como apoyo en investigaciones de biología vegetal, cambio climático o agricultura sostenible, y al mismo tiempo ser un recurso didáctico para estudiantes en colegios, universidades o programas de formación técnica.

El desarrollo del prototipo se centró en la validación funcional del sistema, por lo que el tamaño de muestra fue limitado. Hacia adelante, el sistema puede enriquecerse con nuevos sensores, integrar energías limpias, conectarse a plataformas IoT o incluso aprovechar la inteligencia artificial para predecir el crecimiento y la productividad de las plantas, así como mejorar la calibración de humedad y temperatura. Más allá de lo técnico, la mayor proyección está en que esta herramienta pueda democratizar el acceso a la tecnología en el agro y motivar a más personas a explorar soluciones digitales para la producción de alimentos.

BIBLIOGRAFÍA

Berry, J. C., N. Fahlgren, A. A. Pokorny, R. S. Bart y K. M. Veley. “An automated, high-throughput method for standardizing image color profiles to improve image-based plant phenotyping”. En: *PeerJ* 6 (2018), e5727. DOI: 10.7717/peerj.5727.

Fahlgren, N., M. Feldman, M. A. Gehan, M. S. Wilson, C. Shyu, D. W. Bryant et al. “A versatile phenotyping system and analytics platform reveals diverse temporal responses to water availability in *Setaria*”. En: *Molecular Plant* 8.10 (2015), págs. 1520-1535. DOI: 10.1016/j.molp.2015.06.005.

Tripathi, S., A. Bisen y R. Thakur. “Review on phenotyping techniques for plant growth monitoring using computer vision and remote sensing technologies”. En: *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences* 13.1 (2024), págs. 1-15. DOI: 10.20546/ijcmas.2024.1301.001.

Gehan, M. A., N. Fahlgren, A. Abbasi, J. C. Berry, S. T. Callen, L. Chavez et al. “PlantCV v2: Image analysis software for high-throughput plant phenotyping”. En: *PeerJ* 5 (2017), e4088. DOI: 10.7717/peerj.4088.

Bradski, G. “The OpenCV Library”. En: *Dr. Dobb's Journal of Software Tools* 25.11 (2000), págs. 120-126.

Gutierrez Ortega, J. A., S. E. Castillo, M. A. Gehan y N. Fahlgren. “Segmentation of overlapping plants in multi-plant image time series”. En: *Earth and Space Science Open Archive* 3.1 (2021), págs. 1-5. DOI: 10.1002/essoar.10507390.1.

Hodge, J. G., Q. Li y A. Doust. “De novo homology assessment from landmark data: A workflow to identify and track segmented structures in plant time series images”. En: *bioRxiv* (2021), págs. 1-33. DOI: 10.1101/2021.05.17.444499.

Farooq, M. et al. “Design and development of a low-cost IoT-based smart agriculture monitoring system using Raspberry Pi”. En: *Sensors* 22.3 (2022), pág. 1052. DOI: 10.3390/s22031052.

Mehjabeen, S. et al. “Real-time environmental monitoring system for smart agriculture using IoT and Raspberry Pi”. En: *Microprocessors and Microsystems* 90 (2022), pág. 104273. DOI: 10.1016/j.micpro.2022.104273.

Schuhl, H., J. D. Peery, J. Gutierrez, M. A. Gehan y N. Fahlgren. “Simplifying PlantCV workflows with multiple objects”. En: *Authorea Preprints* (2022), págs. 1-6. DOI: 10.22541/au.164865465.12345678.

Verma, T., S. Khattar, H. Joshi, H. Saini, R. Kumar y V. K. Choudhary. “Leaf disease detection using OpenCV and deep learning”. En: *IEEE Xplore*. 2024, págs. 1-8.

Kreps, J. A. et al. “PhotosynQ: Democratizing plant physiology through innovative, low-cost, sensor-based technology”. En: *Plant Physiology* 186.1 (2021), págs. 2-4. DOI: 10.1093/plphys/kiab134.

Gracia-Romero, A., J. Segarra, F. Z. Rezzouk, N. Aparicio, S. C. Kefauver y J. L. Araus. “In-field phenotyping using the low-cost and open access fluorescence PhotosynQ MultispeQ sensor together with NDVI: A case study with durum wheat”. En: *Agriculture* 15.4 (2025), pág. 385. DOI: 10.3390/agriculture15040385.

(DANE), Departamento Administrativo Nacional de Estadística. *Boletín mensual INSUMOS Y FACTORES ASOCIADOS A LA PRODUCCIÓN AGROPECUARIA - EI*

cultivo del tomate de mesa bajo invernadero, tecnología que ofrece mayor producción, calidad e inocuidad del producto. Boletín mensual Núm. 30. Para tomar decisiones: Todos por un nuevo país, Paz Equidad Educación. Bogotá, Colombia: DANE, Diciembre de 2014. URL: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/agropecuario/sipsa/insumos_factores_de_produccion_dic_2014.pdf.

Estadística (DANE), Departamento Administrativo Nacional de. *Boletín mensual de insumos y factores asociados a la producción agropecuaria: El cultivo de pimentón (Capsicum annuum L.) y estudio de caso de costos de producción en El Peñol (Antioquia).* Boletín No. 76, octubre de 2018. Bogotá, Colombia: DANE, 2018.

(DANE), Departamento Administrativo Nacional de Estadística. *Boletín mensual INSUMOS Y FACTORES ASOCIADOS A LA PRODUCCIÓN AGROPECUARIA - El cultivo del pimentón (Capsicum annuum L) bajo invernadero.* Boletín mensual Núm. 37. Para tomar decisiones: Todos por un nuevo país, Paz Equidad Educación. Bogotá, Colombia: DANE, jul. de 2015. URL: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/agropecuario/sipsa/Bol_Insumos_jul_2015.pdf.

Yadav, Mahendra Kumar y Satyendra Kumar. "Cultivation of tomato, capsicum and cucumber under protected cultivation: Extensive analysis". En: *AGBIR* 40.2 (2024), págs. 996-998.

Samaniego-Cruz, Eleno, María Rosario Quezada-Martin, Manuel De La Rosa-Ibarra, Juan Munguía-López, Adalberto Benavides-Mendoza y Luis Ibarra-Jiménez. "PRODUCCIÓN DE PLÁNTULAS DE TOMATE Y PIMIENTO CON CUBIERTAS DE POLIETILENO REFLEJANTE PARA DISMINUIR LA TEMPERATURA EN INVERNADERO". En: *Agrociencia* 36.3 (2002), págs. 305-318.

Peralta, Daniel. "Caracterización del cultivo de tomate (*solanum lycopersicum*) y pimiento (*capsicum annuum*) bajo condiciones controladas". En: *ResearchGate* (ago. de 2017).

Rosa-Martínez, Elena, María Dolores García-Martínez, Ana María Adalid-Martínez, Leandro Pereira-Dias, Cristina Casanova, Elena Soler, María Rosario Figàs, María Dolores Raigón, Mariola Plazas, Salvador Soler y Jaime Prohensa. "Fruit composition profile of pepper, tomato and eggplant varieties grown under uniform conditions". En: *Food Research International* 147 (2021), pág. 110531.

Das Choudhury, S., A. Samal y T. Awada. "Leveraging Image Analysis for High-Throughput Plant Phenotyping". En: *Frontiers in Plant Science* 10 (2019), pág. 508. DOI: 10.3389/fpls.2019.00508.

Feng, X., Y. Zhan, J. Huang, G. Yang, C. Wang, Y. Zhang y C. Zhao. "A review of plant phenotyping platforms: From sensor-based phenotyping to deep learning". En: *Computers and Electronics in Agriculture* 196 (2022), pág. 106892. DOI: 10.1016/j.compag.2022.106892.

Mahlein, Anne-Katrin. "Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping". En: *Plant Disease* 100.2 (2016), págs. 241-251. DOI: 10.1094/PDIS-03-15-0340-FE.

Pizer, Stephen M., E. Phillip Amburn, John D. Austin, Robert Cromartie, Alan Gselowitz, Trey Greer, Bart ter Haar Romeny, John B. Zimmerman y Kees Zuiderveld. "Adaptive Histogram Equalization and Its Variations". En: *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 39.3 (1987), págs. 355-368. DOI: 10.1016/S0734-189X(87)80186-X.

Ma, Y. et al. “Deep learning for plant phenotyping and stress detection: Trends and future perspectives”. En: *Plant Phenomics* (2022), pág. 9841157. DOI: 10.34133/2022/9841157.

Gutiérrez Ortega, J. A., S. E. Castillo, M. A. Gehan y N. Fahlgren. “Segmentation of overlapping plants in multi-plant image time series”. En: *Earth and Space Science Open Archive* 3.1 (2021), págs. 1-5. DOI: 10.1002/essoar.10505894.1.

Abid, Abubakar, Ali Abdalla, Ali Abid, Dawood Khan, Abdulrahman Alfozan y James Zou. “Gradio: Hassle-Free Sharing and Testing of ML Models in the Wild”. En: *Proceedings of the ICML Workshop on Human in the Loop Learning (HILL 2019)*. Long Beach, USA: International Conference on Machine Learning, 2019. URL: <https://www.gradio.app>.

Co., Aosong Electronics. *DHT22 Humidity and Temperature Sensor*. Datasheet oficial del sensor DHT22. 2018. URL: <https://www.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Temperature/DHT22.pdf>.

Electronics, Shenzhen Xinyuan. *YL-69 Soil Moisture Sensor Module*. Datasheet oficial del sensor YL-69. 2017. URL: https://sensorkit.en.joy-it.net/index.php?title=KY-070_Soil_Humidity_Sensor.

Foundation, Raspberry Pi. *Raspberry Pi Camera Module 3 NoIR*. Documentación oficial del módulo de cámara 3 NoIR. 2023. URL: <https://www.raspberrypi.com/products/camera-module-3-noir/>.

— *Raspberry Pi Camera Module 3*. Documentación oficial del módulo de cámara 3. 2023. URL: <https://www.raspberrypi.com/products/camera-module-3/>.

Reynolds, Daniel, Frédéric Baret, Claude Welcker, Aaron Bostrom, Joshua Ball, Francesco Cellini, Argelia Lorence, Aakash Chawade, Mehdi Khafif, Koji Noshita, Mark Mueller-Linow, Ji Zhou y François Tardieu. “What is cost-efficient phenotyping? Optimizing costs for different scenarios”. En: *Plant Science* 282 (2019), págs. 14-22. DOI: 10.1016/j.plantsci.2018.06.015.

Mercier, Félix, Geoffroy Couasnet, Angelina El Ghaziri, Nizar Bouhlel, Alain Sarniguet, Muriel Marchi, Matthieu Barret y David Rousseau. “Deep-learning-ready RGB-depth images of seedling development”. En: *Plant Methods* 21.16 (2025). DOI: 10.1186/s13007-025-01334-3. URL: <https://plantmethods.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13007-025-01334-3>.