

## DISEÑO ARQUITECTÓNICO DE UN SISTEMA CIBER-FÍSICO BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL PARA EVALUAR EL CRECIMIENTO VEGETATIVO DE PLÁNTULAS ORNAMENTALES.

Brizuela-Barbosa Edgar Roberto<sup>1</sup>, Figueroa-Millán Patricia Elizabeth<sup>1</sup>, López-Ramírez Roberto<sup>2</sup>, Benavides-Delgado J. Reyes<sup>1</sup>, Lua-Madrigal Olimpo<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Tecnológico Nacional de México Campus I.T. Colima. División de Estudios de Posgrado e Investigación. Av. Tecnológico No. 1, Col. Liberación, Villa de Álvarez, Colima, C.P. 28976, Teléfonos: (312) 312 6393. {g2446007, patricia.figueroa, rbenavides, olimpo.lua}@colima.tecnm.mx,

<sup>2</sup> Tecnológico de Estudios Superiores de Jocotitlán. Carretera Toluca-Atzacomulco KM 44.8 Ejido de San Juan y, San Agustín, 50700 Cdad. de Jocotitlán, Méx. jafet2000@hotmail.com

### RESUMEN

El crecimiento acelerado de tecnologías IoT y visión artificial ha impulsado su adopción en agricultura y horticultura, automatizando procesos y facilitando el trabajo de productores. Determinar el estado vegetativo en plántulas ornamentales en bandejas de cultivo requiere monitorización exhaustiva integrando múltiples tecnologías para respaldar la toma de decisiones. Este artículo presenta el diseño de un sistema ciber-físico con visión artificial y aprendizaje automático para determinar el crecimiento de plántulas ornamentales. El sistema analiza características de color, área, número de hojas y forma mediante procesamiento de imágenes. El diseño de la arquitectura se sustenta en una metodología de investigación tecnológica y un desarrollo en espiral, de los cuales se derivan los artefactos de diseño. El resultado esperado es una arquitectura de referencia escalable que define flujos de captura, transmisión, análisis y consulta, orientada a reducir la inspección manual y a fundamentar decisiones operativas en el proceso de producción.

**Palabras Clave:** Aprendizaje Automático, Horticultura Ornamental, Sistemas ciber-físicos, Visión Artificial..

### ABSTRACT

The rapid growth of Internet of Things (IoT) technologies and computer vision has driven their adoption in agriculture and horticulture, automating processes and easing producers' workloads. Determining the vegetative status of ornamental seedlings in nursery trays requires exhaustive monitoring that integrates multiple technologies to support decision-making. This article presents the design of a cyber-physical system incorporating computer vision and machine learning to assess the growth of ornamental seedlings. The system analyzes color, area, leaf count, and shape features through image processing. The architecture design is grounded in a technology research methodology and a spiral development model, from which the design artifacts are derived. The expected outcome is a scalable reference architecture that defines capture, transmission, analytics, and query pipelines, aimed at reducing manual inspection and underpinning operational decisions in the production process.

**Keywords:** Machine Learning; Ornamental Horticulture; Cyber-Physical Systems; Computer Vision.

### 1. INTRODUCCIÓN

La agricultura desempeña un papel fundamental en el desarrollo económico global, siendo un pilar para la subsistencia de la población en diversas naciones. Este impacto es particularmente

relevante en regiones como el estado de Colima, donde la actividad agrícola constituye una base importante de la economía y el sustento de muchas familias. Sin embargo, el crecimiento poblacional plantea desafíos a los sectores agrícolas para satisfacer la creciente demanda de alimentos. En este contexto, la tecnología emerge como una herramienta clave para optimizar los procesos agrícolas y aumentar la producción.

La visión artificial y el aprendizaje automático están revolucionando los métodos agrícolas tradicionales. La convergencia de estas tecnologías, junto con la automatización, está transformando la agricultura a nivel mundial, incluyendo a México, donde la agricultura inteligente y de precisión están ganando terreno [1].

En este panorama, el monitoreo preciso del crecimiento de las plántulas se vuelve importante para asegurar la calidad de la producción y disminuir las pérdidas. Investigaciones recientes han explorado la aplicación de la visión artificial y el aprendizaje automático en diversos contextos agrícolas.

Yu y Qin [2] investigaron la gestión de nutrientes en plantas de contenedor utilizando aprendizaje automático y un sistema de imágenes RGB. Su trabajo demostró la viabilidad de utilizar estas tecnologías para determinar el estado de fertilización de las plantas, lo que puede llevar a un uso más eficiente de los nutrientes. Sin embargo, los autores señalan limitaciones relacionadas con el tamaño de la muestra y la precisión en las primeras etapas del crecimiento, lo que indica la necesidad de seguir investigando para mejorar la robustez de los modelos.

Abebe et al. [3] realizaron una revisión exhaustiva de los métodos de fenotipado de alto rendimiento basados en imágenes aplicados a cultivos hortícolas. Este estudio nos proporciona una visión general de las diferentes técnicas de imagen y sus aplicaciones en la agricultura, destacando tanto las ventajas como las limitaciones de cada método. Se subraya también la importancia de considerar factores como el costo, la accesibilidad y los desafíos en el manejo

y análisis de grandes conjuntos de datos al seleccionar la técnica de imagen adecuada.

Tan et al. [4] se centraron en la detección de las etapas de crecimiento de plántulas de arroz utilizando imágenes capturadas por UAV y algoritmos de aprendizaje automático. Su investigación demostró la eficacia de estos métodos para clasificar las plántulas en diferentes etapas de desarrollo, lo que puede ser útil para la toma de decisiones en la gestión de cultivos. No obstante, los autores reconocen limitaciones relacionadas con las condiciones de adquisición de las imágenes y la posible disminución de la precisión debido al solapamiento de las plantas.

Tong et al. [5] presentaron una revisión del aprendizaje profundo para el monitoreo del crecimiento de plantas basado en imágenes. Este estudio analizó diversos modelos de aprendizaje profundo y sus aplicaciones en la agricultura, identificando tendencias y desafíos en este campo. Se destaca la necesidad de abordar problemas como la anotación de datos, la cantidad de datos requeridos para el entrenamiento de los modelos y las dificultades en el análisis de imágenes debido a factores como la iluminación y el fondo.

Cieslak et al. [6] propusieron la generación de datos agrícolas sintéticos para aplicaciones de visión artificial. Su trabajo exploró el uso de modelos procedimentales para crear escenas agrícolas virtuales, lo que puede ayudar a aumentar los datos de entrenamiento disponibles para los modelos de aprendizaje automático. Los resultados nos mostraron que los datos sintéticos pueden ser beneficiosos en ciertos casos, pero también se identificaron limitaciones relacionadas con la generalización a diferentes tipos de cultivos y malezas.

Estos estudios demuestran el potencial de la visión artificial y el aprendizaje automático para mejorar la eficiencia y la precisión en la agricultura. Sin embargo, existen desafíos específicos en el contexto de la producción de plantas ornamentales, donde la calidad estética y el desarrollo uniforme son de gran importancia. Además, la integración de estas tecnologías en un sistema ciberfísico que permita el análisis automatizado del desarrollo vegetativo y la evaluación objetiva de parámetros morfológicos presenta oportunidades para desarrollar soluciones más completas y precisas.

En este artículo, se presenta el diseño de un sistema ciberfísico que integra visión artificial y aprendizaje automático para el monitoreo del crecimiento vegetativo de plántulas de ornato. El objetivo es desarrollar una herramienta que permita a los productores obtener información precisa sobre el desarrollo de las plantas, detectar problemas tempranamente y mejorar así a largo plazo la calidad de la producción en la horticultura ornamental.

## 2. DESARROLLO

En esta sección, se detallan las herramientas de desarrollo y métodos empleados para el diseño y futura implementación del sistema ciberfísico de monitoreo del crecimiento vegetativo de plántulas ornamentales, abarcando hardware, software, configuración técnica y entorno de desarrollo.

### 2.1 Herramientas de Desarrollo

En la fase actual de diseño, se emplea AutoCAD para la definición arquitectónica del sistema, especificando dimensiones, ángulos de cámara y la distribución de componentes [7]. El prototipado de la interfaz en Figma como parte del diseño. Por su parte, el resto de las herramientas se reservan para la etapa de construcción e implementación del prototipo; la cual, está planeada como trabajo futuro y fuera del alcance de este artículo, no obstante, su mención aquí deja establecida la base técnica de la arquitectura propuesta. En conjunto, habilitan la codificación y depuración del firmware en nodos ESP32 (MicroPython/Thonny), la orquestación del flujo de datos mediante MQTT, la persistencia y consulta de datos en Supabase, el procesamiento de imágenes para visión artificial y el desarrollo del cliente (Visual Studio Code/Deno.js). A continuación, se describen y justifican estas herramientas.

- **Visual Studio Code:** Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) multiplataforma con integración de Git (sistema distribuido de control de versiones), utilidades de depuración y pruebas, y soporte multilenguaje que acelera el ciclo de trabajo [8].
- **Deno.js:** Entorno de ejecución de código abierto para JavaScript (JS), TypeScript (TS) y WebAssembly (WASM), el cual, integra seguridad por defecto y un sistema de módulos descentralizado, haciéndolo ideal para un cliente web escalable y mantenible [9].
- **MicroPython:** Implementación compacta de Python 3 para ESP32 que permite la captura de imágenes y la gestión del protocolo MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) [10].
- **Thonny:** Entorno de desarrollo integrado para Python con interfaz clara y ejecución paso a paso; facilita la programación y depuración del firmware en MicroPython sobre microcontroladores [11].
- **Supabase:** Plataforma BaaS (*Backend-as-a-Service*) basada en PostgreSQL que proporciona almacenamiento en buckets (sistema de archivos tipo object storage), capacidades en tiempo real, APIs REST generadas automáticamente y operaciones CRUD (Create, Read, Update, Delete) útiles para trazabilidad y consulta desde el cliente web [12].
- **Figma:** Herramienta colaborativa en la nube para diseño y prototipado de interfaces de usuario que permite iterar rápidamente sobre paneles de monitoreo, vistas de datos y configuraciones [13].

## 2.2 Componentes Físicos

De igual manera, como parte del diseño se especifican los componentes físicos, cuya incorporación se prevé en la construcción e implementación prototipo como parte del trabajo futuro. Su inclusión en la fase de diseño es importante ya que sustenta la viabilidad técnica de la arquitectura propuesta.

- **Diseño de infraestructura (cama de plántulas):** El diseño de la cama de plántulas seleccionada para este sistema ciber-físico se basa en el uso de bandejas de alvéolos hechas principalmente de poliestireno, polipropileno o materiales biodegradables, diseñadas para optimizar el manejo y desarrollo uniforme de las plantas en la etapa de semillero. Estas bandejas, ampliamente utilizadas en viveros hortícolas y urbanos, cuentan con compartimentos individuales que permiten el crecimiento saludable de cada plántula y facilitan trasplantes eficientes. Para este proyecto, se eligió una bandeja con dimensiones estándar de 54 × 28 cm y 72 celdas cuadradas de 4 × 4 cm, lo que ofrece una buena relación entre cantidad, manejo y volumen de sustrato por planta. Estas dimensiones y configuración se alinean con las recomendaciones técnicas actuales para la propagación hortícola eficiente y estandarizada, incluso promoviendo el uso de materiales resistentes y buenas prácticas de drenaje y aireación en el desarrollo inicial de plántulas [14] [15][16].
- **Tarjeta ESP32:** El módulo ESP32 constituye el corazón del nodo de publicación de los datos en el sistema ciber-físico. Se trata de un System-on-Chip (Soc) para adquisición y preprocesamiento local, más publicación de datos hacia el bróker MQTT; sus periféricos (SPI, I<sup>2</sup>C, UART) facilitan la integración con sensores ambientales [17].
- **ESP32-CAM:** Módulo basado en ESP32-S con cámara OV2640 (hasta 1600 × 1200 px) y Wi-Fi; dimensiones aprox. 40 × 25 × 10 mm. Proveerá capturas periódicas para análisis de crecimiento vía visión artificial [18].
- **Raspberry Pi 5:** Unidad de procesamiento central y suscriptor MQTT para visión artificial y aprendizaje automático; CPU de cuatro núcleos, GPU avanzada y hasta 8 GB de RAM. Además, orquesta almacenamiento/consulta de datos y puede gobernar actuadores a través de GPIO [19].
- **Sensor DHT22:** Medición digital de temperatura y humedad relativa con resolución de 0.1 °C y 0.1 %HR, insumo clave para caracterizar el microclima del semillero [20].
- **Sensor FC-28:** Higrómetro de sustrato con salida analógica (0–5 V) y digital (TTL 3.3/5 V ajustable) para umbrales; insumo clave para caracterizar la humedad del sustrato del semillero [21].
- **Interfaz Humano-Máquina (HMI):** Panel de supervisión y control para visualización en tiempo real,

confirmaciones y anulación manual segura durante operación y pruebas [22].

- **Celdas fotovoltaicas:** Generación eléctrica autónoma para continuidad operativa; integradas con regulador de carga y baterías, reducen dependencia de red y favorecen sostenibilidad del sistema [23].
- **Electroválvulas:** Válvulas de solenoide para apertura/cierre del flujo en riego; permiten dosificación precisa y conmutación confiable bajo control del sistema [24].

## 2.3 Métodos

Esta sección presenta la metodología de investigación utilizada en el desarrollo del sistema ciber-físico, así como una descripción general de su arquitectura funcional.

**Caso de estudio:** En Colima, el sector de plantas de ornato, liderado por COEPPLANTS y ORNACOL, busca innovar para mejorar la producción y calidad. Sin embargo, el manejo manual de plántulas, especialmente en etapas tempranas, es vulnerable al error humano, como la evaluación subjetiva de parámetros de desarrollo y sanidad. Estas imprecisiones pueden derivar en una alta mortalidad y un crecimiento irregular. Minimizar este factor es crucial para la viabilidad de las cosechas y para alcanzar los objetivos de calidad y volumen del sector [25].

**Tipo de Investigación:** El trabajo se enmarca en investigación tecnológica orientada al diseño de soluciones y mejora de procesos mediante integración de tecnologías [26]. Continúa esfuerzos previos e impulsa un CPS que profundiza visión artificial y aprendizaje automático para automatizar el monitoreo y mitigar errores humanos en etapas tempranas y reducir la mortalidad de las plántulas.

**Arquitectura:** La solución adopta una arquitectura orientada a eventos (EDA): la captura, el análisis y la notificación se activan por eventos y fluyen de forma asíncrona y desacoplada [28]. MQTT actúa como columna vertebral *publish-subscribe*: productores publican mediciones/imágenes al bróker y múltiples suscriptores las consumen sin dependencia directa, favoreciendo escalabilidad y respuesta en tiempo real. Este esquema refleja los principios del patrón Observador (notificación a múltiples interesados con bajo acoplamiento) sin implementarlo explícitamente, pues el bróker media dichas relaciones [27].

**Filtro de Kalman:** Estimador predictor–corrector que filtra y predice estados a partir de mediciones ruidosas, combinando el modelo del sistema con la estadística del ruido [29]. Se usará como capa temporal para estabilizar sensores (temperatura, HR, humedad del sustrato) y dar continuidad a las salidas de visión (p. ej., área, conteo de hojas), reduciendo ruido, cubriendo huecos entre capturas y aportando tendencias/predicciones de corto plazo del crecimiento.

**Visión Artificial:** Mediante técnicas de detección/segmentación y reconocimiento de patrones [30], el sistema extrae rasgos (color, área, número de hojas y forma) de imágenes para caracterizar el desarrollo de plántulas con mayor consistencia que la evaluación manual.

**Aprendizaje Automático:** El aprendizaje automático emplea algoritmos que, a partir de grandes volúmenes de datos, identifican patrones y generan predicciones sin programar reglas específicas para cada tarea [31]; así, permite clasificar/estimar el estado vegetativo y apoyar decisiones operativas, mejorando su desempeño con más datos.

**Tabla 1.** Algoritmos de aprendizaje automático

Algoritmo	Descripción	Aplicaciones en análisis de plántulas
<b>Random Forest</b>	Ensambla múltiples árboles de decisión entrenados sobre subconjuntos aleatorios de datos y características, combinando sus votos para reducir el sobreajuste y mejorar la precisión [32].	Clasificación de estados de salud, determinación de etapas de crecimiento, detección de anomalías morfológicas
<b>Support Vector Machine</b>	Encuentra el hiperplano óptimo que separa clases maximizando el margen entre ellas; utiliza <i>kernels</i> para manejar separaciones no lineales [33].	Detección binaria de plántulas saludables vs. enfermas, clasificación de colores foliares
<b>Convolutional Neural Network</b>	Red neuronal profunda especializada en procesar datos en forma de rejilla (imágenes), aplicando filtros convolucionales para extraer características jerárquicas y segmentar o clasificar objetos [34].	Segmentación de área foliar, conteo de hojas, estimación de color y textura de hojas

En sistemas de visión para plántulas, la elección del algoritmo debe equilibrar precisión, eficiencia y facilidad de implementación, según volumen de datos, exigencia de exactitud y capacidad de cómputo. En términos prácticos: Random Forest ofrece implementación rápida y explicabilidad razonable; SVM es adecuada con conjuntos medianos y tareas de clasificación; CNN extrae rasgos complejos directamente de imágenes y resulta más

robusta cuando se dispone de suficientes muestras etiquetadas. La Tabla 1 compara estos tres métodos.

**Técnicas de Visión Artificial:** En la visión artificial aplicada a la agricultura, técnicas basadas en aprendizaje automático permiten analizar imágenes para inferir el estado y desarrollo de las plantas, desde clasificación hasta segmentación de detalle. La elección de la técnica dependerá del objetivo de salida el cual está por definirse (etiqueta por plántula vs métricas como área/hojas vs localización), la disponibilidad y costo de anotación (imagen vs píxel), los requisitos de cómputo y latencia (borde vs servidor), la robustez requerida ante iluminación/oclusiones y la consistencia temporal deseada. La Tabla 2 compara tres métodos representativos:

**Tabla 2.** Técnicas de visión artificial

Técnica	Descripción	Aplicaciones principales
<b>Detección de objetos</b>	Localiza y clasifica instancias de objetos dentro de una imagen usando modelos entrenados [30].	Vigilancia, conteo de plantas, seguimiento de plagas
<b>Segmentación semántica</b>	Asigna una etiqueta de clase a cada píxel para delinear regiones de interés en la imagen [35].	Análisis de área foliar, medición de cobertura vegetal
<b>Clasificación de imágenes</b>	Asigna una etiqueta global a toda la imagen según su contenido dominante [36].	Detección de enfermedades, clasificación de cultivos

**Fase de crecimiento de las plántulas:** Para determinar la fase de crecimiento se emplearán dos indicadores: el número de hojas verdaderas según la escala BBCH 10–19 (de la primera hoja desplegada a nueve o más) [37], y el color foliar estimado con índices de vegetación en imágenes RGB, como el Índice de Verde Normalizado (NGI), que relaciona el canal verde con rojo y azul para aproximar clorofila y estado sanitario [38].

Con base en estos parámetros se utilizará una CNN para segmentar el follaje y contar hojas, y un Random Forest para clasificar la etapa de desarrollo a partir de las métricas obtenidas, integrando visión artificial y aprendizaje automático en un flujo de análisis automatizado.

**ESP32CAM – Campo de Visión:** El FOV (área capturable por la cámara en una imagen) depende de la óptica y determina la cobertura de la cama de plántulas. Para cubrir el ancho  $w = 54$  cm, se usa la relación estándar [39]:

$$FOV = 2 * \arctan \left( \frac{w}{2d} \right)$$

Donde  $w = 54$  cm (ancho de la cama) y  $d$  es la altura propuesta de la cámara del sistema ciber físico. Por ejemplo, para  $d = 50$  cm:

$$FOV = 2 * \arctan \left( \frac{54}{2 * 50} \right) = 2 * \arctan (0.54) \approx 56.74^\circ$$

Por tanto, se requiere un campo de visión horizontal mínimo de aproximadamente  $57^\circ$ . Los módulos ESP32-CAM (OV2640) ofrecen lentes con FOV entre  $65^\circ$  y  $170^\circ$  (p. ej., Arducam), permitiendo seleccionar una óptica que garantice la cobertura requerida con margen de seguridad sobre el mínimo teórico [40].

### 3. RESULTADOS

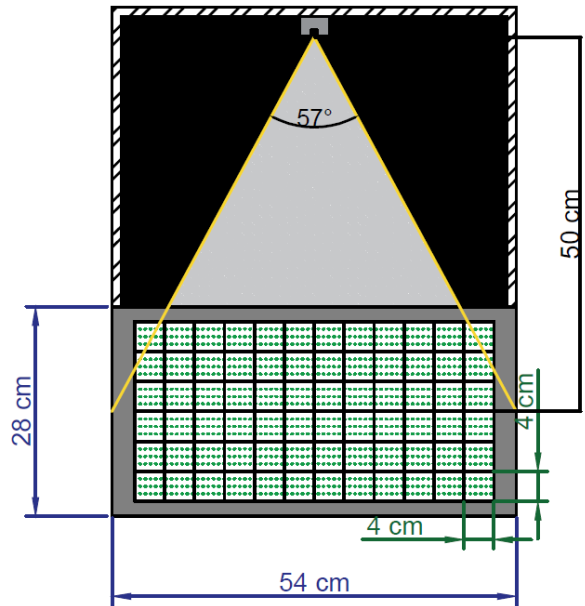
El diseño de este sistema ciber-físico nos proporciona una herramienta eficaz para el monitoreo automatizado del crecimiento de plántulas de ornato. Se prevé que el sistema permita la detección temprana de posibles problemas en el desarrollo de las plántulas, así como la reducción de la dependencia de la inspección manual. En última instancia, se espera que el sistema contribuya a mejorar la eficiencia y la sostenibilidad de la producción en la horticultura ornamental.

#### 3.1 Diseño Arquitectónico del Sistema Ciber-físico

La disposición física de los componentes es clave para un CPS de monitoreo de plántulas. El diseño arquitectónico incluye un análisis geométrico del campo de visión (FOV) para cubrir el área de interés y asegurar imágenes útiles para el análisis morfológico.

La Figura 1 esquematiza el cálculo para una cama de 54 cm de ancho con la cámara a 50 cm de altura. Aplicando la relación trigonométrica analizada anteriormente, donde  $w$  es el ancho de la cama y  $d$  es la distancia vertical desde la cámara, se obtiene que el ángulo de apertura requerido es de  $57^\circ$ , tal como se ve en la figura.

En el presente montaje esquemático no se incluyeron los demás elementos que conforman el sistema ciber-físico, esto con el fin de mantener la simplicidad y el minimalismo en la representación. Sin embargo, es importante considerar que tanto la estructura como el montaje de los componentes deben ser robustos, proponiéndose el uso de materiales como PVC, aluminio o plástico para asegurar la estabilidad y durabilidad del sistema en condiciones reales de operación.



**Figura 1. Prototipo de cama de plántulas con montaje de cámara.**

El modelo conceptual del sistema ciber-físico, que se muestra en la Figura 2, se estructura en torno a la interacción de tres componentes principales; un Publicista, un bróker y un Suscriptor, todos ellos operando bajo el protocolo MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), un protocolo de mensajería ligero. Su eficiencia y simplicidad lo hacen ideal para aplicaciones de Internet de las Cosas (IoT), donde la transmisión de datos debe ser prioritaria.

El flujo de comunicación inicia con el cliente web que actúa como cliente suscriptor MQTT (1). Este se suscribe a través del bróker MQTT al tópico que nos da el publicista, implementado en una Raspberry Pi con un módulo de aprendizaje automático incorporado, para procesar las imágenes recolectadas por la cámara de visión artificial. Este suscriptor se conecta al Bróker MQTT alojado en un servidor, y se suscribe a tópicos definidos previamente para recibir datos provenientes de la red de sensores

Posteriormente, el microcontrolador ESP32, operando como el nodo Publicador MQTT, asume el rol principal en la adquisición y transmisión de datos visuales dentro del sistema ciber-físico. En este diseño, el nodo se encarga únicamente de capturar imágenes de las plántulas mediante una cámara de visión artificial y enviarlas a través del protocolo MQTT, para que el análisis morfológico (como color, forma y número de hojas) se realice posteriormente en un nodo suscriptor más avanzado.

La cámara OV2640 captura imágenes de las plántulas a intervalos regulares y las envía al módulo ESP32 (2a), que se encarga de su posterior publicación a través del protocolo MQTT.

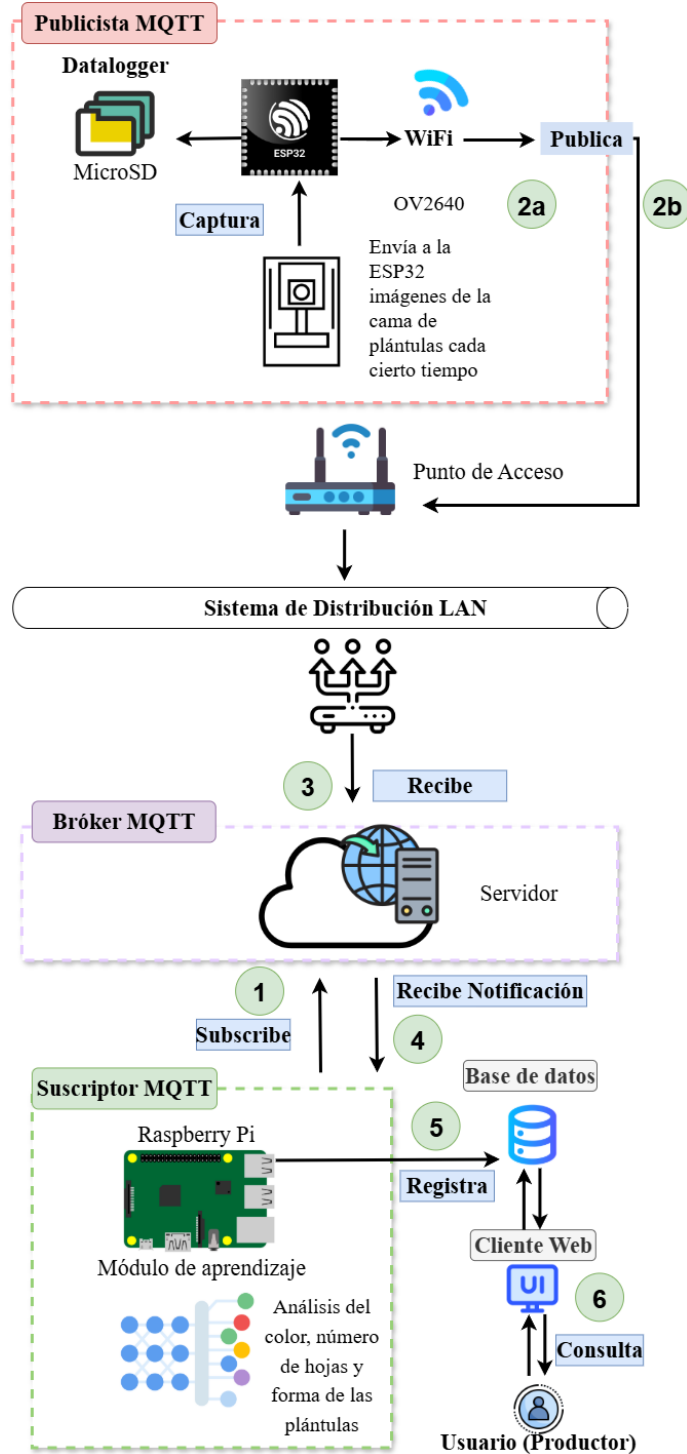


Figura 2. Diseño arquitectónico del CPS.

Estas imágenes, junto con sus metadatos asociados (como fecha y hora de captura), se publican con el objetivo de facilitar el registro histórico y el análisis del comportamiento de las variables morfológicas a lo largo del tiempo. Así, se genera un acervo documental que permite monitorear el desarrollo de las plántulas y detectar tendencias o eventos relevantes en su crecimiento.

Finalmente, dichos datos (las imágenes) procesados por el ESP32 son publicados (2b) a través de conectividad Wi-Fi hacia un Punto de Acceso, desde donde se transmiten al Bróker MQTT.

Los datos recopilados por el nodo ESP32 son publicados al Bróker MQTT (3). Es fundamental destacar que los datos estructurados, como mediciones numéricas o metadatos, se transmiten en formato JSON (JavaScript Object Notation), un estándar ligero y ampliamente interoperable para el intercambio de información. En el caso de las imágenes capturadas, estas se envían a través de MQTT como archivos binarios o cadenas codificadas (por ejemplo, en base64), permitiendo así su posterior análisis en los nodos suscriptores. El Bróker MQTT actúa como servidor centralizado que gestiona la comunicación entre todos los nodos del sistema bajo el patrón de publicación/suscripción.

El servidor notifica a la Raspberry Pi suscriptora (4), la cual procesa la información utilizando un módulo de aprendizaje automático. Esta etapa permite identificar patrones de crecimiento y detectar anomalías morfológicas en las plántulas mediante el análisis automatizado de imágenes.

Los datos analizados y preprocesados se registran en una base de datos (5), lo que permite su persistencia y posterior análisis histórico. Este almacenamiento es fundamental para la trazabilidad del crecimiento vegetal.

Finalmente, un cliente web se conecta a la base de datos mediante una interfaz de usuario (UI). Este cliente permite al usuario (productor) consultar en tiempo real el estado de las plántulas y los resultados del análisis inteligente de imágenes (6), facilitando la visualización histórica y el seguimiento del crecimiento vegetal.

Con este modelo conceptual, basado en la arquitectura MQTT, podemos permitir la integración de los diferentes componentes del sistema de manera eficiente y flexible. La comunicación mediante el bróker MQTT facilita el intercambio de información en tiempo cuasi-real, lo que resulta fundamental para el monitoreo continuo del crecimiento de las plántulas..

### 3.3 Diseño de Interfaz de Usuario

La fase de diseño de la interfaz de usuario (UI) es vital para asegurar una interacción eficiente entre el usuario y el sistema. Para ello, se utilizó Figma como herramienta principal en la creación de los *mockups* del cliente web, permitiendo visualizar y refinar la disposición de los elementos, la presentación de los datos

y las funcionalidades de control antes de la implementación final del sistema.



Figura 3. Login de usuario.

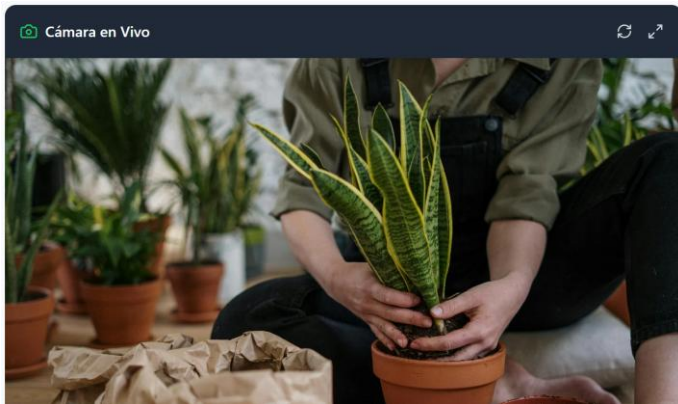


Figura 4. Visualización en tiempo cuasi-real de la cámara.

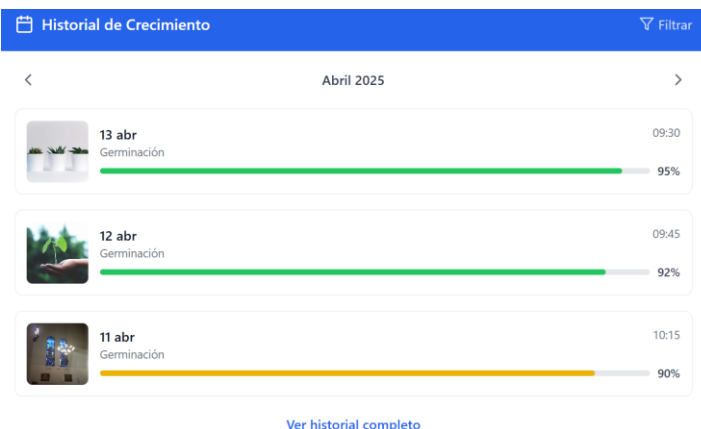


Figura 5. Eventos de crecimiento importantes.

En la Figura 3 se muestra la pantalla de inicio de sesión, donde se solicita al usuario ingresar su nombre de usuario y contraseña. Esta pantalla incluye un botón prominente para acceder al sistema, así

como un enlace para recuperar la contraseña en caso de olvido.

La Figura 4 muestra la transmisión en tiempo real de la cámara, y en la Figura 5 se observan eventos significativos de crecimiento captados por dicha cámara, después de ser procesados por el modelo de aprendizaje automático.

### 3.4 Diagrama de Despliegue

Para complementar la descripción del modelo conceptual y la arquitectura lógica del sistema, se presenta a continuación el diagrama de despliegue.

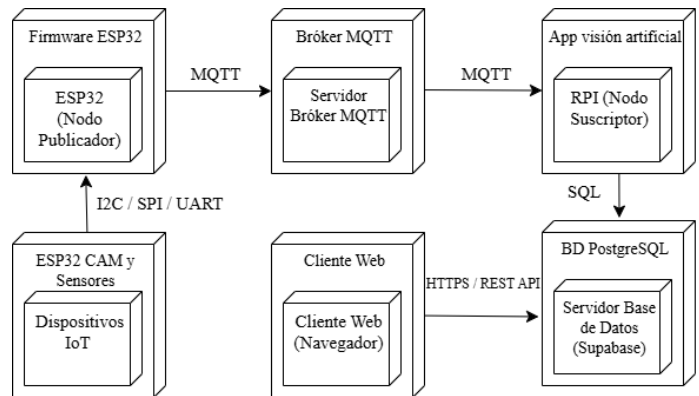


Figura 6. Diagrama de Despliegue del sistema Ciber-Físico.

En la Figura 6 el Diagrama de Despliegue ilustra la infraestructura física y lógica del sistema ciber-físico, mostrando cómo los componentes de software son desplegados en los distintos nodos de hardware, así como las interacciones y protocolos de comunicación entre ellos.

Se pueden observar nodos clave como el ESP32 (Nodo Publicador), donde reside el firmware que interactúa con los Dispositivos IoT (ESP32 CAM y Sensores) a través de protocolos como I2C, SPI o UART. La información procesada se envía mediante MQTT al Bróker MQTT, que a su vez la distribuye, también por MQTT, a la Raspberry Pi (Nodo Suscriptor), donde se ejecuta la aplicación de visión artificial. La Raspberry Pi se conecta a la Base de Datos PostgreSQL (Supabase) utilizando SQL. Finalmente, el Cliente Web (Navegador) interactúa con la base de datos a través de una API RESTful sobre HTTPS, permitiendo la visualización y gestión del sistema.

### 3.5 Discusión de Resultados

La presente investigación se alinea con la aplicación de visión artificial y aprendizaje automático en la agricultura, distinguiéndose por su enfoque específico en plántulas de ornato y la integración de un sistema ciber-físico completo. A diferencia de otros trabajos centrados únicamente en el monitoreo o la predicción, este proyecto abarca desde la adquisición automatizada de imágenes y datos hasta el análisis inteligente de parámetros morfológicos clave. De este modo, se ofrece una

solución integral orientada a eliminar el error humano en la evaluación temprana del crecimiento, proporcionando herramientas precisas para el registro, seguimiento y diagnóstico oportuno del desarrollo de las plántulas.

#### 4. CONCLUSIONES

En resumen, la forma en que se planea y diseña este sistema ciberfísico, juntando la visión artificial y el aprendizaje automático con una arquitectura MQTT robusta, no solo nos da una base tecnológica sólida, sino que promete beneficios grandes para el sector de plantas de ornato. En específico para el Consejo Estatal de Productores de Plantas de Ornato (COEPPLANTS) y ORNACOL, esto significa una gran ventaja. Al automatizar el monitoreo del crecimiento vegetativo de las plántulas de ornato se busca eliminar o reducir mucho los errores humanos que suceden al evaluar el desarrollo y la sanidad de las plántulas en sus primeras etapas. Esto busca reducir la cantidad de plantas que se pierden y el desperdicio de recursos, lo cual es bueno para la rentabilidad de la producción, permitiendo tomar decisiones estratégicas con base en la información del crecimiento. Como el sistema es escalable y se puede adaptar a muchas más áreas de cultivo, todos estos beneficios pueden extrapolarse a otros sistemas productos.

Como trabajo futuro, se realizará la construcción e implementación del CPS, considerando las especificaciones abordadas en el diseño y descritas en el presente artículo. Además, la evaluación experimental del mismo en campo operativo.

#### 5. REFERENCIAS

- [1] A. Rosales, & R. Arechavala, "Agricultura inteligente en México: Analítica de datos como herramienta de competitividad," Latindex.
- [2] P. Yu, & K. Qin, "Exploring a cost-effective way for nutrient management with machine learning for container plants," ResearchGate.
- [3] A. M. Abebe, Y. Kim, J. Kim, S. L. Kim, & J. Baek, "Review of Image-Based High-Throughput Phenotyping Methods Applied to Horticultural Crops," Horticulturae, vol. 9, no. 6, p. 669, 2023.
- [4] S. Tan, J. Liu, H. Lu, M. Lan, J. Yu, G. Liao, Y. Wang, Z. Li, Q. Long, & X. Ma, "Rice Seedling Growth Stages Detection Based on UAV Images and Machine Learning," Agriculture, vol. 12, no. 5, p. 648, 2022.
- [5] Y.-S. Tong, T.-H. Lee, & K.-S. Yen, "Deep Learning for Image-Based Plant Growth Monitoring: A Review," International Journal of Engineering and Technology Innovation, vol. 12, no. 3, pp. 225-246, 2022.
- [6] M. Cieslak, U. Govindarajan, A. Garcia, A. Chandrashekar, T. Hädrich, A. Mendoza-Drosik, D. L. Michels, S. Pirk, C.-C. Fu, & W. Pabubicki, "Generating Diverse Agricultural Data for Vision-Based Farming Applications," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, 2024.
- [7] Autodesk, "What is CAD? Understand CAD: A Comprehensive Guide for Design", Autodesk [en línea], disponible: <https://www.autodesk.com/blogs/autocad/what-is-cad/>, sitio visitado: 13-sept-2025.
- [8] Microsoft, "Documentación de Visual Studio Code", Microsoft [en línea], disponible: <https://code.visualstudio.com/docs>, sitio visitado: 19-jun-2025.
- [9] Deno Authors, "Getting Started", Deno [en línea], disponible: <https://docs.deno.com/runtime/>, sitio visitado: 19-jun-2025.
- [10] Raspberry Pi Foundation, "MicroPython – Raspberry Pi Documentation", Raspberry Pi [en línea], disponible: <https://www.raspberrypi.com/documentation/microcontrollers/micropython.html>, sitio visitado: 19-jun-2025.
- [11] A. Annamaa, "Introducing Thonny, a Python IDE for learning programming", en Proc. 15th Koli Calling Conf. on Computing Education Research (Koli Calling '15), ACM, New York, USA, 2015, pp. 117–121. Disponible en: <https://doi.org/10.1145/2828959.2828969>
- [12] M. Fabricio, "Supabase: Una alternativa a Firebase con el poder de SQL", Medium [en línea], disponible: <https://fabricioism.medium.com/supabase-una-alternativa-a-firebase-con-el-poder-de-sql-d94f9e804ec3>, sitio visitado: 20-jun-2025.
- [13] Figma Learn, "¿Qué es Figma?", Figma [en línea], disponible: <https://help.figma.com/hc/es-419/articles/14563969806359--Qu%C3%A9-es-Figma>, sitio visitado: 20-jun-2025.
- [14] Trinog Greenhouse, "How to choose a suitable seedling tray for your plants?", LinkedIn [en línea], disponible: <https://www.linkedin.com/pulse/how-choose-suitable-seedling-tray-your-plants-trinog-greenhouse/>, sitio visitado: 13-sept-2025.
- [15] Maruplast Internacional, "Bandeja Hortícola - Uso Pesado", Maruplast [en línea], disponible: <https://maruplast.com/producto/bandeja-horticola-uso-pesado>, sitio visitado: 13-sept-2025.
- [16] El Huerto Urbano, "Bandejas de alvéolos para semilleros y esquejes", [en línea], disponible: <https://www.elhuertourbano.net/bandejas-de-alveolos-para-semilleros-y-esquejes/>, sitio visitado: 13-sept-2025.
- [17] J. Beningo, "Cómo seleccionar y usar el módulo ESP32 con Wi-Fi/Bluetooth adecuado para una aplicación de IoT industrial", Digi-Key [en línea], disponible: <https://www.digikey.com.mx/es/articles/how-to-select-and-use-the-right-esp32-wi-fi-bluetooth-module>, sitio visitado: 20-jun-2025.
- [18] Unit Electronics, "ESP32-CAM OV2640 con CH340 WiFi Bluetooth", Unit Electronics [en línea], disponible: <https://uelectronics.com/producto/esp32-cam-ov2640-con-ch340-wifi-bluetooth/>, sitio visitado: 21-jun-2025.
- [19] E. Upton, "Introducing: Raspberry Pi 5!", Raspberry Pi [en línea], disponible: <https://www.raspberrypi.com/news/introducing-raspberry-pi-5/>, sitio visitado: 21-jun-2025.
- [20] Waveshare, "DHT22 Temperature-Humidity Sensor", Waveshare [en línea], disponible: [https://www.waveshare.com/wiki/DHT22\\_Temperature-Humidity\\_Sensor](https://www.waveshare.com/wiki/DHT22_Temperature-Humidity_Sensor), sitio visitado: 21-jun-2025.
- [21] Unit Electronics, "Sensor de Humedad del Suelo FC-28 Higrometro", Unit Electronics [en línea], disponible: <https://uelectronics.com/producto/sensor-de-humedad-del-suelo-higrometro/>, sitio visitado: 21-jun-2025.
- [22] Inductive Automation, "HMI: Interfaz hombre-máquina", Inductive Automation [en línea], disponible: <https://inductiveautomation.com/resources/article/what-is-hmi>, sitio visitado: 21-jun-2025.
- [23] UNAM, "Capítulo 1: Celdas Fotovoltaicas", UNAM [en línea], disponible: <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/jspui/bitstream/132.248.52.100/624/4/A-4.pdf>, sitio visitado: 22-jun-2025.
- [24] Gobierno de España, "Elecontrol – Electroválvulas", Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación [en línea], disponible: [https://www.mapa.gob.es/images/es/ponencia\\_8\\_tcm30-561846.pdf](https://www.mapa.gob.es/images/es/ponencia_8_tcm30-561846.pdf), sitio visitado: 22-jun-2025.
- [25] Tecnológico Nacional de México, "Apoyan desarrollo tecnológico de ORNACOL tesistas de posgrado en Sistemas", TecNM [en línea], disponible: <https://www.colima.tecnm.mx/noticia/view/1217>, sitio visitado: 22-jun-2025.
- [26] C. Casaña, "Metodología de investigación tecnológica en ingeniería", Academia.edu [en línea], disponible: <https://www.academia.edu/94930372/Metodologia%20de%20la%20investigacion%20tecnologica%20en%20ingenieria>, sitio visitado: 22-jun-2025.
- [27] A. Nakayama, "Guía práctica de estudio 13: Patrones de diseño", UNAM [en línea], disponible: [http://profesores.fi-b.unam.mx/annkym/LAB/poo\\_p13.pdf](http://profesores.fi-b.unam.mx/annkym/LAB/poo_p13.pdf), sitio visitado: 23-jun-2025.
- [28] Red Hat, "¿Qué es la arquitectura basada en eventos?", Red Hat [en línea], disponible: <https://www.redhat.com/es/topics/integration/what-is-event-driven-architecture>, sitio visitado: 23-jun-2025.
- [29] Biblus, "El Filtro de Kalman", Biblus [en línea], disponible: <https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/11611/fichero/Memoria%252FAp%20de%20dise%C3%B1o%20de%20un%20filtro%20de%20Kalman.pdf>, sitio visitado: 23-jun-2025.
- [30] Microsoft, "What is Azure AI Vision? - Azure AI services", Microsoft Docs [en línea], disponible: <https://docs.azure.cn/en-us/ai-services/computer-vision/overview>, sitio visitado: 13-sept-2025.

- [31] Microsoft, "¿Qué es Azure Machine Learning?", Microsoft Learn [en línea], disponible: <https://learn.microsoft.com/es-es/azure/machine-learning/overview-what-is-azure-machine-learning?view=azureml-api-2>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [32] GeeksforGeeks, "Random Forest Algorithm in Machine Learning," GeeksforGeeks [en línea], disponible: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/random-forest-algorithm-in-machine-learning/>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [33] Coursera, "What Are Support Vector Machine (SVM) Algorithms?," Coursera [en línea], disponible: <https://www.coursera.org/articles/svm>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [34] IBM, "What Is a Neural Network? | IBM," IBM Think [en línea], disponible: <https://www.ibm.com/think/topics/neural-networks>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [35] IBM, "What is computer vision?" IBM [en línea], disponible: <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [36] Google Cloud, "Image classification with TensorFlow", Google Cloud Docs [en línea], disponible: <https://cloud.google.com/vision/automl/docs/beginners-guide>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [37] Yates New Zealand, "Seed Raising – The 4 Elements for Success", Yates [en línea], disponible: <https://www.yates.co.nz/ideas-plans/project-guides-articles/all/successful-seed-raising/>, sitio visitado: 14-sept-2025.
- [38] J. Zhang et al., "Automatic Monitoring of Maize Seedling Growth Using Unmanned Aerial Vehicle-Based RGB Imagery," Remote Sens., vol. 15, no. 14, p. 3671, Jul. 2023.
- [39] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed., Pearson, 2018.
- [40] Arducam, "ESP32 Machine Vision Learning Guide", Arducam [en línea], disponible: <https://blog.arducam.com/esp32-machine-vision-learning-guide/>, sitio visitado: 14-sept-2025.