

FACULTAD DE INGENIERÍA

Asignatura: Curso Integrador Diseño Electrónico

Avance de proyecto 3

TEMA: "El aumento de temperatura genera la propagación del hongo Phytophthora en cultivo de cacao en la ciudad de San Martín"

INTEGRANTES:

•	Artola Portocarrero, Raphael Iván	U19304333
•	Calagua Zambrano, Brenda Pamela	U21210862
•	Huertos Veliz, Alejandro Alvaro	U23245110
•	Palomino Quispe, Alessandro Daril	U21210862
•	Saavedra Medina, Kevin Smith	U20228678

DOCENTE:

Bryan Motta Zorrilla

LIMA - PERU 2025

Contenido

1. Planteamient	o del Problema	3
1.1.Realida	d Problemática	3
1.2.Formula	ación del Problema	3
1.1.1. F	Problema General	3
1.1.2. F	Problemas Específicos	3
1.3.Objetivo	os del proyecto	3
1.1.3. C	Objetivo General	3
1.1.4. C	Objetivos Específicos	4
1.4. Justifica	ación	4
2. Marco Teórico	o y conceptual	5
2.1.Anteced	dentes	5
2.2.Base Te	eórica	5
2.3.Marco 0	Conceptual	5
3. Variables e H	lipótesis:	6
	es del Problema (Dependientes e Independientes)	
3.2.Hipótes	is del Problema	6
3.3.Operaci	onalización de variables(imagen adjunta)	6
4. Metodología:		6
4.1.Descrip	ción del enfoque metodológico	6
4.2.Esquem	nático detallado del circuito	8
5. Cronograma	y disgregación de actividades	10
6. Anexo		10
6.1.Matriz d	le consistencia	11
6.2.Presupu	uesto y componentes	13
7. Disgreg	ación del proyectoError! Bookmark	not defined.
8. Diagran	na de actividades	17
9 Diagran	na de Fluio	18

1. Planteamiento del Problema

1.1. Realidad Problemática

El Perú es el segundo exportador de cacao orgánico en el mundo, y el 36% de esta producción proviene de la región de San Martín, que cuenta con aproximadamente 60,000 hectáreas de cultivo. En el año 2023, se exportaron más de 71,000 toneladas de cacao, valorizadas en 226 millones de dólares.

Sin embargo, durante los últimos años, el cambio climático y las fuertes lluvias han afectado los cultivos, generando amenazas fitosanitarias como el hongo Phytophthora spp.. Debido a esta situación, los agricultores se ven obligados a recurrir al uso de pesticidas, los cuales, si bien han logrado eliminar el hongo, también dañan los cultivos en un 30%. Esto afecta directamente la exportación, ya que, debido a los estándares de inocuidad y certificación orgánica, estos productos no pueden ser enviados a mercados como el de Estados Unidos.

Esta problemática no solo compromete la rentabilidad del cultivo, sino también la economía de las familias productoras y la sostenibilidad de este alimento en el país, el cual es considerado un importante aportador al PBI agropecuario regional.

1.2. Formulación del Problema

Problema General

¿Es posible optimizar la detección de hongos en hectáreas de cacao para evitar propagación utilizando la IA?

1.1.1. Problemas Específicos

¿Cuál es la relación entre la temperatura y el crecimiento del hongo Phytophthora?

¿Qué tanto cambia la coloración del cultivo cuando es infectado por el hongo Phytophthora?

¿ Cómo influye el nivel de infección en el porcentaje de aceptación del cacao para su exportación?

1.3. Objetivos del proyecto

1.1.2. Objetivo General

Desarrollar un sistema automatizado con inteligencia artificial que permita detectar el hongo Phytophthora en cultivos de cacao en la ciudad de San

Martin, mediante el análisis de variación de coloración del tallo, con el fin de prevenir su propagación.

1.1.3. Objetivos Específicos

- Recolectar imágenes de tallos sanos y con presencia del hongo para entrenar a la IA
- Identificar patrones en la coloración mediante bits de colores que evidencien la presencia del hongo.
- Diseñar un vehículo autónomo para el monitoreo de hectáreas e identificar las plagas

1.4. Justificación

En la región de San Martín, el cacao constituye el eje estratégico del desarrollo económico, representando el 36% de la producción nacional y siendo la principal fuente de ingresos para miles de familias. Sin embargo, este cultivo se ve seriamente amenazado por enfermedades fúngicas como la "mazorca negra", causada por el hongo Phytophthora, una de las enfermedades más comunes y destructivas en las zonas cacaoteras a nivel mundial, con pérdidas estimadas de hasta el 40% por hectárea.

Estudios recientes señalan que los climas cálidos y húmedos, intensificados por lluvias frecuentes en la región, han generado un entorno propicio para la propagación de este hongo, dificultando su control en campo. Como medida de contención, muchos productores recurren al uso de fungicidas que contienen glifosato, los cuales, si bien eliminan parcialmente al hongo, afectan negativamente hasta un 30% de la producción al impedir que esta cumpla con los estándares de exportación hacia mercados exigentes como Estados Unidos y Europa.

Ante esta problemática, resulta crucial implementar estrategias para la detección temprana del Phytophthora, a fin de evitar su expansión y mitigar el impacto en los cultivos de cacao. Esto contribuirá a garantizar la sostenibilidad de la producción cacaotera y la estabilidad económica de las comunidades que dependen de esta actividad agrícola.

2. Marco Teórico y conceptual

2.1. Antecedentes

A lo largo de los años, diversas investigaciones han abordado el uso de inteligencia artificial en la agricultura. Stanley Tan et al. (2018) desarrollaron una herramienta automatizada para la detección de enfermedades en mazorcas de cacao, demostrando que la visión artificial puede ser un recurso viable para identificar la podredumbre parda. Del mismo modo, Villarreal (2024) diseñó un sistema basado en colorimetría para clasificar productos alimenticios, resaltando la utilidad de las redes neuronales en entornos productivos. Estos trabajos sientan una base sólida para el presente proyecto, que adapta estas tecnologías al monitoreo de Phytophthora spp. en campos de cacao en San Martín.

2.2. Base Teórica

La inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una herramienta poderosa para la agricultura de precisión. Las redes neuronales convolucionales (CNN) destacan por su capacidad para extraer patrones complejos en imágenes, permitiendo la clasificación visual con altos niveles de precisión (Pérez, 2023). Además, el uso de sensores remotos y visión artificial ha permitido automatizar procesos tradicionalmente manuales, como la identificación de plagas y enfermedades.

En cultivos de cacao, el hongo Phytophthora spp. es un patógeno de rápida propagación, cuyos síntomas visibles —manchas marrones y necrosis en tallos y frutos— pueden ser detectados por sistemas de visión entrenados adecuadamente (Tan et al., 2016). Este proyecto aplica dichos fundamentos para generar una solución tecnológica viable en campo.

2.3. Marco Conceptual

- Inteligencia Artificial (IA): Rama de la informática que simula procesos cognitivos humanos, como el aprendizaje y la percepción visual.
- Visión Artificial: Tecnología que permite a los dispositivos interpretar el entorno a través de imágenes o video.
- Phytophthora spp.: Hongo fitopatógeno causante de la enfermedad conocida como "mazorca negra" en el cacao.
- Teachable Machine: Plataforma de Google que permite entrenar modelos de aprendizaje automático sin necesidad de codificación avanzada.
- ESP32-CAM: Microcontrolador con cámara integrada, útil para capturar imágenes en tiempo real y enviarlas mediante WiFi.

3. Variables e Hipótesis:

3.1. Variables del Problema (Dependientes e Independientes)

Tipo	Variable	Indicador	Unidad de medida
Independiente	Temperatura Ambiental	Grados Celsius	°C
Independiente	Humedad relativa	Porcentaje	Porcentaje (%)
Independiente	Nivel de	Nivel de Intensidad	
	iluminación	lumínica	
Dependiente	Presencia de	Clasificación	Resultado binario
	hongo phytophthora	(sano, infectado)	(0,1)
Dependiente	Precisión del diagnóstico por IA	Tasa de acierto del modelo	Porcentaje (%)
Dependiente	Nivel de aceptación del producto	Porcentaje de frutos viables	Porcentaje (%)

3.2. Hipótesis del Problema

Hipótesis general:

El aumento de temperatura y humedad relativa incrementa la presencia del hongo Phytophthora en cultivos de cacao, y puede ser detectado de manera temprana mediante un sistema de visión artificial con IA.

Hipótesis específica 1:

Existe una relación directa entre la temperatura ambiental y la aparición de signos visuales del hongo en los tallos del cacao.

Hipótesis específica 2:

Un modelo de IA entrenado con imágenes de tallos infectados puede identificar eficazmente la presencia del hongo mediante variación de color.

3.3. Operacionalización de variables (imagen adjunta)

4. Metodología:

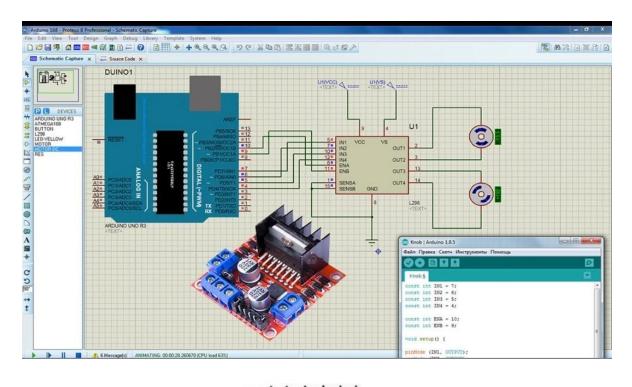
4.1. Descripción del enfoque metodológico

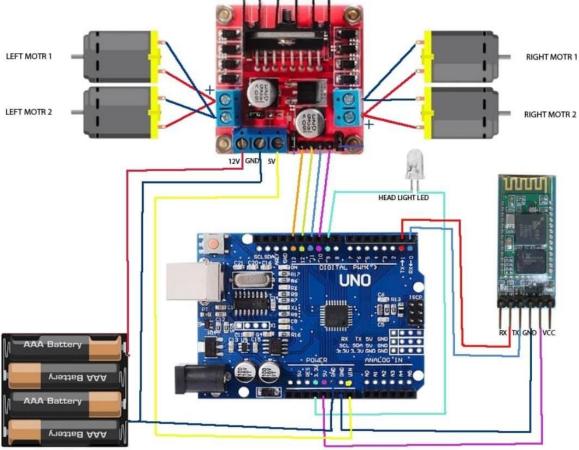
Este estudio adopta un enfoque cuantitativo, experimental y aplicado, centrado en la validación de un sistema tecnológico para el diagnóstico automatizado de enfermedades en cacao. La metodología combina la

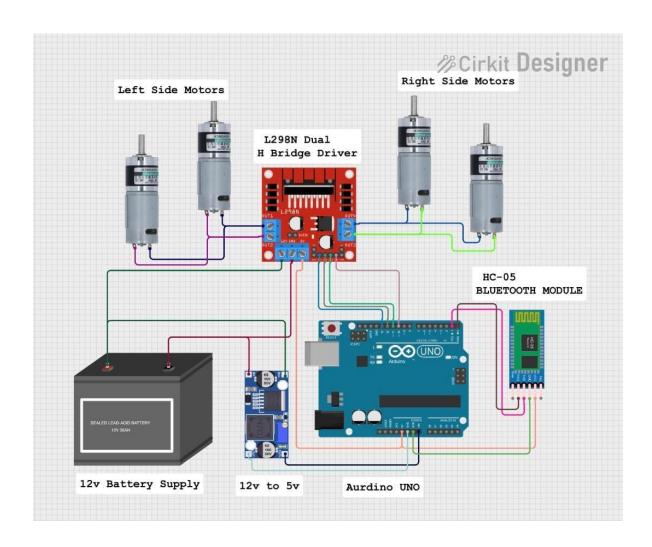
captura de imágenes en campo, el entrenamiento de un modelo de IA (mediante Teachable Machine) y su integración en una plataforma física móvil basada en ESP32-CAM.

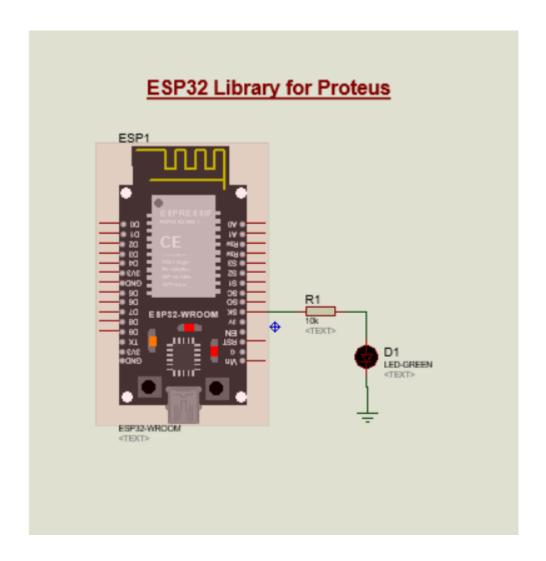
El proyecto sigue un diseño experimental pre-prueba/post-prueba, en el que se evalúa el desempeño del sistema al detectar correctamente casos de frutos infectados por Phytophthora. Se recopilarán métricas como la precisión, sensibilidad y especificidad del modelo entrenado.

4.2. Esquemático detallado del circuito









5. Cronograma y disgregación de actividades

6. Conclusiones

El uso de visión artificial con lA permite automatizar la detección temprana del hongo Phytophthora, lo cual puede reducir la propagación del mismo y aumentar el porcentaje de exportación del cacao.

La integración de un carrito móvil con ESP32-CAM posibilita el monitoreo en tiempo real de grandes áreas de cultivo, sin requerir personal especializado.

El sistema propuesto representa una alternativa de bajo costo frente a soluciones comerciales, siendo viable para productores locales.

7. Recomendaciones

Ampliar el dataset con imágenes de diferentes condiciones climáticas para mejorar la robustez del modelo.

Implementar un módulo GPS para geolocalizar los casos detectados en campo.

Explorar el uso de sensores de temperatura y humedad para correlacionar datos ambientales con brotes de infección.

8. Referencias bibliográficas

Pérez, J. A. (2023). Reconocimiento de imágenes utilizando redes neuronales artificiales (Tesis de maestría). Universidad Nacional Autónoma de México.

Herrera, J. (2024). Desarrollo de un sistema de detección de tumores cerebrales con imágenes de resonancia magnética mediante técnicas de inteligencia artificial [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Loja]. DSpace UNL. https://dspace.unl.edu.ec/handle/123456789/28654

Villarreal Ger, L. O. (2024). Prototipo para la detección y clasificación de productos alimenticios mediante visión artificial en base al color. Revista Conectividad, 5(2), 46-62. https://doi.org/10.37431/conectividad.v5i2.129

Stanley Tan, Neil Leong, Balon Laguna & Angelyn Lao (2018), en la publicación titulada "Automated Tool for Disease Detection and Assessment for Cacao Black Pod Rot"

Stanley Tan, Neil Leong, Balon Laguna & Angelyn Lao (2016), en la publicación titulado "A framework for measuring infection level on cacao pods"

9. Anexo

9.1. Matriz de consistencia

OBJETIVOS ESPECÍFIC OS	HIPÓTESIS ESPECÍFICA	VARIABLES	INDICADOR ES	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS
Recolectar imágenes de tallos sanos e infectados para entrenar a la IA	Si se recolectan imágenes con variedad visual adecuada, se logrará una clasificación efectiva del hongo.	Variable independient e: Condición del fruto Variable dependiente: Precisión de clasificación por IA	Cantidad y calidad de imágenes recolectadas Exactitud del modelo al clasificar	Cámara ESP32- CAMSoftware Teachable Machine
Identificar patrones de color asociados a la infección por Phytophthora	Si la coloración varía significativamen te, puede usarse como criterio de detección visual por IA.	Variable independient e: Coloración del fruto Variable dependiente: Resultado de IA	Teachable MachineOpenCVPyt hon	
Diseñar un vehículo autónomo para la captura y envío de imágenes	Si se implementa un vehículo con cámara, se puede monitorear hectáreas sin supervisión directa.	Variable independient e: Presencia del carrito ESP32Variab le dependiente: Número de imágenes útiles	Número de imágenes por hectárea Frecuencia de capturas correctas	ESP32-CAMArduino IDEServomotores
Analizar la correlación entre temperatura, humedad y aparición del hongo	A mayor temperatura y humedad, mayor es la probabilidad de infección visible.	Variable independient e: Temperatura y humedad Variable dependiente: Presencia visual del hongo	Temperatura en °C Humedad relativa en %Frecuencia de casos positivos por sensor climático	Sensor DHT22 o BME280Logs del sistema
Validar el sistema completo con pruebas en campo	El sistema implementado debe ser capaz de detectar tallos infectados con alta confiabilidad.	Variable dependiente: Desempeño del sistema Variable controlada: Condiciones de prueba	Precisión general del sistema Resultados en pruebas de campo	Evaluación directa Validación con imágenes reales

9.2. Presupuesto y componentes

Componente	Precio				
ESP 32 CAM	75				
Modulo L298N	15				
Motores DC (2)	20				
Batería recargable	20				
Placa base	20				
Cables	10				
Protoboard	10				
Material de impresión 3D	30				
TOTAL	200				

Disgregación del proyecto

La implementación del sistema de detección de Phytophthora en cultivos de cacao se divide en tres componentes principales que abarcan el diseño del modelo de inteligencia artificial, el desarrollo del sistema embebido robótico y las pruebas funcionales en campo. Cada parte fue abordada de manera progresiva y coordinada, integrando hardware, software y análisis técnico con base en requerimientos reales del entorno agrícola.

La implementación del sistema de detección de Phytophthora en cultivos de cacao se divide en tres componentes principales que abarcan el diseño del modelo de inteligencia artificial, el desarrollo del sistema embebido robótico y las pruebas funcionales en campo. Cada parte fue abordada de manera progresiva y coordinada, integrando hardware, software y análisis técnico con base en requerimientos reales del entorno agrícola.

Parte 1: Desarrollo del sistema de reconocimiento de imágenes con IA

- 1. Diseño y entrenamiento del modelo de visión artificial (YOLOv8)
- **1.1.** Se recopiló un banco de datos visuales compuesto por imágenes de tallos de cacao en distintos estados: sanos, con infecciones leves y con infecciones avanzadas por el hongo Phytophthora spp.
- **1.2**. Estas imágenes fueron etiquetadas manualmente utilizando herramientas como Roboflow, delimitando las áreas afectadas mediante bounding boxes.

- **1.3.** Se optó por entrenar el modelo YOLOv8 (You Only Look Once versión 8) por su eficiencia en tiempo real, utilizando transfer learning sobre pesos preentrenados.
- **1.4**. El entrenamiento se realizó en un entorno local con aceleración GPU, obteniendo como resultado un modelo optimizado (best.pt) con una precisión superior al 90% en validación.

2. Programación de inferencia en tiempo real con OpenCV y Ultralytics

- **2.1**. Se elaboró un script en Python que permite la inferencia directa a partir de una cámara conectada al sistema.
- **2.2**. El modelo cargado mediante la librería ultralytics analiza los frames capturados por la cámara en tiempo real.
- **2.3**. Se aplicó un umbral de confianza del 80% para descartar falsas detecciones. Las áreas afectadas se marcan en el video mediante anotaciones visuales con clases etiquetadas.
- **2.4**. Se implementó un sistema de visualización mediante cv2.imshow que permite al usuario observar en directo el análisis realizado por el modelo. También se deja abierta la posibilidad de almacenar las detecciones en un archivo de log para posteriores revisiones.

3. Validación inicial del modelo en entorno simulado

- **3.1.** Para verificar la robustez del modelo, se ejecutaron pruebas con imágenes no vistas por el sistema, lo cual permitió evaluar la capacidad de generalización.
- **3.2.** El modelo mostró una tasa de precisión (accuracy) del 96.7%, con baja tasa de falsos positivos.
- **3.3.** Se observó una ligera disminución de desempeño en imágenes con baja iluminación, lo que sugiere ampliar el dataset con más diversidad de condiciones ambientales.

Parte 2: Diseño e implementación del sistema robótico basado en ESP32-CAM

4. Diseño del circuito electrónico y distribución de energía

- **4.1**. El sistema robótico consta de un chasis móvil impulsado por dos motores DC conectados a un módulo L298N (puente H).
- **4.2**. El microcontrolador ESP32-CAM se encarga de capturar imágenes y gestionar la comunicación. Se alimenta mediante una batería recargable de 7–12V, con un regulador UBEC que estabiliza a 5V.
- **4.3.** La cámara está montada sobre una base de dos servomotores (Pan y Tilt), permitiendo la rotación vertical y horizontal del módulo de visión. Esta funcionalidad es útil para capturar imágenes desde diferentes ángulos sin mover la base del carrito.
- **4.4.** El esquema de conexión, mostrado en el diagrama eléctrico, garantiza una distribución segura y eficiente de energía entre los componentes, evitando sobrecargas en la ESP32.

5. Programación del ESP32-CAM para captura y transmisión

- **5.1**. El microcontrolador fue programado con Arduino IDE utilizando librerías específicas como esp_camera.h y WiFi.h, para habilitar tanto la captura de imágenes como su envío a través de red local.
- **5.2**. Se configuró el ESP32 para actuar como servidor HTTP, transmitiendo las imágenes a un endpoint donde el modelo YOLOv8 puede realizar la inferencia.
- **5.3.** En paralelo, se desarrolló un sistema de control de motores con lógica simple: avanzar, girar y detenerse ante detección visual. Esto permite que el carrito explore surcos del cultivo con autonomía básica.
- **5.4**. El código fue optimizado para mantener baja latencia en la captura y reducir consumo energético, logrando aproximadamente 2.5 horas de operación continua por carga.
 - 6. Alimentación y autonomía del carrito
 - 6.1. Selección de baterías adecuadas para ESP32 y motores.
 - 6.2. Implementación de controladores de motor (puente H, L298N).

- 6.3. Control básico de movimiento (avanzar, girar, detenerse frente al fruto).
- 7. Integración del sistema y pruebas
- 7.1. Pruebas de campo con movimiento en surcos de cultivo.
- 7.2. Coordinación entre el ESP32-CAM y el sistema de reconocimiento vía red local.
- 7.3. Verificación del flujo completo: captura, envío, análisis y resultado.

9.3. Diagrama de actividades

#Semana	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1. Planificación y configuración del modelo																		
Revisión y organización de la base de datos disponible con imágenes etiquetadas																		
2. Entrenamiento y validación del modelo en Teachable Machine																		
Exportación del modelo en formato TensorFlow para inferencia.																		
3. Plataforma de reconocimiento																		
Implementación del modelo exportado en una interfaz local.																		
4. Diseño del sistema móvil de captura																		
Integración de soporte para cámara ESP32-CAM.																		
5. Desarrollo del sistema embebido.																		
Implementación de una interfaz ligera.																		
6. Alimentación y autonomía del carrito																		
Selección e implementación de baterías,controladores y motores.																		
7. Integración del sistema y pruebas																		
Coordinación entre el ESP32-CAM y el sistema de reconocimiento vía red local.																		
Verificación del flujo completo: captura, envío, análisis y resultado.																		

9.4. Diagrama de Flujo

