

# **Sistema de Riego Inteligente mediante Visión Artificial**

Juan Elías Lozano Corredor

Universidad EAN

Facultad de Ingeniería

Lina María Chacón Rivera

Bogotá, Colombia

Febrero de 2025

## Resumen Ejecutivo

Este documento se desarrolla en el marco del proyecto de grado, el cual se titula: Sistema de Riego Inteligente Mediante Visión Artificial. Se propone el desarrollo de un sistema de riego inteligente que optimiza el uso del agua. Para este efecto, se hace uso del análisis de imágenes, las cuales se integran con algoritmos de visión artificial. El objetivo final de este desarrollo es reducir el desperdicio del recurso hídrico empleado en los cultivos agrícolas. A través del documento, se plantean los objetivos a alcanzar, así como la contextualización del problema que se quiere resolver y su justificación. Posteriormente, se fijan los requerimientos que el desarrollo de un Sistema de Riego Inteligente conlleva, desde los de carácter técnico hasta los que involucran los usuarios finales. Así mismo, se mencionan los costos de desarrollar un sistema de este tipo. Además, se soporta por un marco de referencia de carácter contextual, conceptual y legal. También se exponen las rutas de diseño que puede tomar el proyecto, tomando una decisión basada en las restricciones de este, para complementar con la muestra de algunas de las variables cuantitativas involucradas, todo desde un foco del impacto ambiental. Como resultado, se lograron dos modelos que alcanzaron métricas de precisión y pérdida aceptables. El mejor modelo tuvo un 0.8 pérdida, mientras que la precisión subió hasta 77%. Por otro lado, la variable de caudal, bajo las condiciones configuradas, entrega 1 ml/min de agua a la planta.

Finalmente, se exponen los resultados esperados y las conclusiones, dándole el foco al impacto del proyecto en la sostenibilidad agrícola y la gestión eficiente de los recursos hídricos.

Palabras clave: visión artificial, riego, cultivos, sostenibilidad.



## Introducción

Actualmente, la gestión eficiente del agua como recurso primordial para la vida ha emergido como un desafío de alcances globales que tiene repercusión directa sobre la sostenibilidad de los ecosistemas y la seguridad alimentaria a futuro. Según la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO, 2024a), más del 70 % de las extracciones de agua dulce a nivel mundial disponible se destinan a la agricultura, sin embargo, no todo el volumen hídrico contribuye al desarrollo de los cultivos, sino que se desperdicia a causa de sistemas de riego poco eficientes y el uso de tecnologías obsoletas que no representan los pilares sostenibles. Aunado a todo ello, problemáticas de alto impacto como el cambio climático, el crecimiento poblacional y la falta de fuente hídricas para el consumo humano hacen que el desarrollo e implementación de soluciones innovadoras enfocadas a brindar un manejo preciso y racional del agua en cultivos agrícolas sean necesarias.

El presente proyecto de grado, titulado "**Sistema de Riego Inteligente Mediante Visión Artificial**", propone el desarrollo de un sistema automatizado con la capacidad de generar una optimización al riego basado en las necesidades hídricas reales de los cultivos. El sistema tiene como función principal el análisis de imágenes de plantas en tiempo real con el objetivo de generar respuestas en base al estrés hídrico detectado. Esta característica se construye con variables como el color de las hojas y su textura y, a partir de lo hallado, se calibra el suministro de agua de manera automática. De este modo, el sistema toma un enfoque visiblemente sostenible en temas de regadío que, como menciona la UNESCO, ejerce “un papel fundamental en la transición de la agricultura de subsistencia a la agricultura comercial [...] y el crecimiento económico” (2024a, p. 23).

Desde una perspectiva de ingeniería aplicada a la creación de soluciones útiles, este proyecto integra inteligencia artificial, procesamiento de imágenes y automatización para abordar una problemática presente en la actualidad de una manera innovadora y propositiva. Dicha solución, como se mostrará a lo largo del documento, tiene etapas de diseño, implementación y evaluación que buscan brindar sustento a la optimización del riego y su potencial aplicación en diversas áreas agrícolas.

Finalmente, en este documento se contextualiza la problemática del desperdicio de agua en la agricultura y la necesidad de soluciones tecnológicas eficientes. Luego, en los objetivos, se plantean la meta principal del proyecto y los objetivos específicos que guían su implementación. La definición del problema expone los desafíos actuales del riego y cómo la visión artificial puede contribuir a su solución. Por último, en la sección de la justificación, se exponen los argumentos principales que hacen que este trabajo represente una alternativa viable a las formas de riego contemporáneas.

## **Objetivos**

### **Objetivo General**

Desarrollar un sistema de riego automatizado basado en visión artificial que optimice el uso del agua en cultivos mediante la detección del estado hídrico de las plantas, mejorando la eficiencia en el consumo de recursos y la productividad agrícola.

### **Objetivos Específicos**

1. Implementar un modelo de visión artificial capaz de analizar imágenes de las plantas para identificar su nivel de humedad y detectar signos de estrés hídrico.
2. Diseñar un sistema de control de riego que, basado en la información procesada por la visión artificial, active y regule el suministro de agua de manera automática.
3. Integrar el sistema de control con su homólogo de visión artificial con el fin de generar un diseño eficiente y retroalimentado.
4. Validar el funcionamiento del sistema mediante la observación de la cantidad de agua suministrada a las plantas según su necesidad, asegurando su viabilidad en distintos entornos agrícolas.

## Definición del Problema

El uso ineficiente del agua en la agricultura representa una de las principales causas de desperdicio del recurso hídrico a nivel mundial. Actualmente, la agricultura consume aproximadamente el 70% del agua extraída, pero la eficiencia del riego sigue siendo baja, ya que solo el 55% del agua utilizada beneficia directamente a los cultivos (Chartzoulakis & Bertaki, 2015). Este desperdicio se debe, en gran parte, a que una cantidad considerable de los sistemas de riego aún operan de forma manual o con programaciones estáticas que no consideran las necesidades hídricas reales de las plantas. Como resultado, se genera un consumo excesivo de agua que no solo reduce su disponibilidad para otros sectores, sino que también contribuye a la degradación ambiental y afecta la sostenibilidad de la producción agrícola.

En este contexto, surge la necesidad de desarrollar un sistema de riego inteligente basado en visión artificial que optimice el uso del agua en la agricultura. La implementación de soluciones automatizadas es clave para mejorar la eficiencia en la gestión del recurso hídrico, ya que la falta de tecnologías que analicen en tiempo real el estado hídrico de las plantas impide la adopción de estrategias efectivas de riego. Esta problemática es aún más crítica en países de ingresos bajos y medianos, donde menos de un tercio de los agricultores tiene acceso a sistemas de riego tecnificados, lo que limita su crecimiento y acentúa la brecha tecnológica con respecto a las naciones más desarrolladas (Koo-Oshima, 2023). La falta de acceso a tecnología no solo afecta la productividad de los agricultores, sino que también perpetúa el uso de métodos tradicionales de riego, que tienden a ser ineficientes y altamente demandantes de agua.

Además, el desarrollo de tecnologías inteligentes en la agricultura se alinea con la tendencia global hacia el uso de datos y la digitalización de los procesos agrícolas para maximizar la eficiencia de los recursos. La aplicación de inteligencia artificial y procesamiento de imágenes

en el monitoreo de cultivos permite una toma de decisiones más precisa y fundamentada en evidencia, lo que facilita la implementación de estrategias de riego adaptativas. En este sentido, la integración de herramientas digitales no solo responde a la crisis hídrica, sino también a las crecientes demandas del sector alimentario, que exige soluciones más sostenibles y resilientes ante los efectos del cambio climático. Como señala la UNESCO, “los datos y la información en tiempo real que abarcan escalas de tiempo relativamente cortas [...] son especialmente útiles para la toma de decisiones operativas” (UNESCO, 2024b, p. 13), lo que refuerza la importancia de implementar sistemas automatizados de monitoreo y control del riego.

Dado lo anterior, el problema radica en la falta de sistemas de riego automatizados que ajusten el suministro de agua según el estado hídrico real de los cultivos. Actualmente, la toma de decisiones en riego se basa en métodos que no consideran la variabilidad de las necesidades hídricas de las plantas, lo que conduce a una distribución ineficiente del recurso. Esta deficiencia genera un impacto tanto en la productividad agrícola como en la disponibilidad de agua a nivel global, lo que hace necesario el desarrollo de un enfoque basado en visión artificial para optimizar la gestión del riego y reducir el desperdicio de agua.

## Justificación

La elaboración de un sistema de riego inteligente que incorpore el tratamiento por visión artificial está motivado por la necesidad de optimizar el uso del agua en agricultura bajo el concepto de minimizar el mal uso (el desperdicio) y mejorar la eficiencia en la distribución del agua (Bennett, 2017). A parte de mejorar la productividad del cultivo, la incorporación de nuevas tecnologías en la gestión del agua a través de la mejora del riego contribuye a conseguir una mayor sostenibilidad ecológica del sistema en el sentido de disminuir el consumo de agua y de energía.

Una vez desde la perspectiva agronómica, el riego se considera un medio determinante para asegurar el crecimiento de la vegetación, puesto que compensa la escasez de lluvias y regula la distribución del agua en el suelo. La adecuada implementación de riego productivo favorece la adaptación de las especies al medio y contribuye a la competitividad de los cultivos en el ecosistema (Yanping & Zhanqi, 2024).

En este sentido Corominas (2010) indica que es importante “incorporar los balances energéticos del riego, la huella hídrica y energética, los conceptos de agua y energía virtual, como maneras de acercarnos a las tendencias que deberán marcar los cambios necesarios para adaptar los riegos a la sostenibilidad” (p. 219).

El uso de la inteligencia artificial y sistemas de logística de la información ha mostrado ser una solución de éxito para las Resoluciones para resolver problemas diferenciados en cada uno de los niveles del, de los sistemas de riego convencionales, tras la ejecución de incidencias que podemos realizar a partir de las repercusiones negativas que permite dar en el trabajo agrícola sobre los cultivos. Además, la tecnología facilita la cooperación entre organizaciones encargadas

de la gestión del agua, promoviendo un entorno de gobernanza más eficiente y basado en datos (Zhao et al., 2024).

Asimismo, la implementación de tecnologías digitales en la vigilancia ambiental facilita la recopilación y análisis de información sobre el estado de los recursos naturales, permitiendo una toma de decisiones más precisa y coordinada. Esto es fundamental para garantizar la seguridad ambiental y optimizar el uso de los recursos hídricos dentro del marco del desarrollo sostenible (Arefiev et al., 2024).

Este proyecto, por lo tanto, representa una alternativa innovadora y necesaria para la gestión eficiente del recurso hídrico que contribuirá al desarrollo de estrategias innovadoras que permitan un manejo más preciso del agua, alineándose con los esfuerzos globales para la conservación de este recurso esencial. en la agricultura, y combinado con los sistemas de visión artificial y automatización mejorarán la eficiencia del riego y contribuirán a la sostenibilidad del sector.

## **Análisis de Requerimientos**

### **Intención Del Producto**

#### **Descripción**

El método de riego inteligente es una respuesta automatizada que utiliza visión artificial y bombas peristálticas, manteniendo y mejorando la provisión de agua en espacios verdes metropolitanos. Aprovechando un dispositivo de captura visual y un algoritmo de análisis de imágenes, el mecanismo evalúa la saturación y el tono de la flora para determinar las reservas de líquidos y suministrar humedad únicamente cuando es indispensable.

Este modelo está destinado a áreas compactas (como contenedores, jardines verticales o modestas parcelas de 50 cm de alto x 32 cm de ancho) y opera con una Raspberry Pi que administra el mecanismo de riego. Además, la reducción del consumo de agua superfluo respalda las técnicas de riego efectivas y ecológicas, las cuales coinciden con los méritos de los espacios verdes urbanos, mejoran la utilización de recursos y fomentan la interacción verde en las áreas de la ciudad, enriqueciendo así la vida diaria y la sostenibilidad ecológica (Gil & Ricardo, 2019).

Las áreas verdes urbanas mejoran la habitabilidad y la calidad del aire en las ciudades, reduciendo la contaminación a través del aire limpio y de métodos de cultivo amigables con el medio ambiente (Giraldo, 2022).

La próxima fase puede implicar ampliar el alcance del sistema para un uso agrícola más extenso, incorporando sensores adicionales, óptica de mayor distancia y mecánica de riego que dependa de solenoides o sistemas de goteo. Este desarrollo facilitaría impactos más amplios no solo dentro de los paisajes urbanos, sino también en la horticultura tradicional, mejorando

el empleo del recurso hídrico y fomentando la difusión de técnicas sostenibles a una escala mayor.

### **Usuarios Finales**

- Usuarios apasionados de huertas urbanas: personas que cultivan alimentos en casa, terrazas o balcones y buscan un sistema de riego eficiente y autónomo.
- Pequeños agricultores urbanos: productores que cultivan en invernaderos o pequeños terrenos dentro de la ciudad y requieren optimizar el uso del agua.
- Personas con poco tiempo para cuidar sus cultivos: quienes desean mantener sus plantas sin necesidad de riego manual constante.

### **Objetivos Del Producto**

- Automatizar el riego en huertas urbanas mediante un sistema basado en visión artificial.
- Reducir el desperdicio de agua optimizando su uso según las necesidades de la planta.
- Ofrecer una solución de fácil implementación para usuarios sin conocimientos técnicos avanzados.
- Fomentar la sostenibilidad urbana promoviendo el uso eficiente del agua en la agricultura casera.

## Parámetros De Diseño

### Restricciones Técnicas

- **Procesamiento de imagen.** Se debe emplear una cámara con suficiente resolución para capturar detalles de las hojas (5 MP o superior), como la Raspberry Pi Camera Module 3, que ofrece una definición de hasta 12 MP.
- **Plataforma de cálculo.** Se utiliza una Raspberry Pi 4 Modelo B versión 4GB, capaz de procesar los datos de forma local.
- **Sistema de riego.** Válvulas solenoides de bajo voltaje (12V o 24V) y bombas peristálticas permiten un control preciso del flujo de agua.
- **Conectividad.** Posible integración con Wi-Fi para monitoreo remoto en tiempo real.
- **Energía.** Uso de baterías recargables o fuente de alimentación estable.
- **Sensores adicionales.** Incluyen sensores de humedad del suelo para complementar el análisis visual.
- **Estructura.** Estructura de madera de balsa de 50 de alto x 32 de ancho cm diseñada para integrar todos los componentes y facilitar el mantenimiento.

### Factibilidad Técnica

- **Hardware accesible.** Existen módulos asequibles como OpenCV y TensorFlow Lite.
- **Software.** Uso de modelos de redes neuronales preentrenados adquiridos, por ejemplo, desde HuggingFace.

- **Implementación.** Desarrollo de un prototipo funcional con componentes comerciales y escalabilidad futura.

### **Normativas Y Estándares**

- **Seguridad eléctrica.** Uso de componentes certificados.
- **Compatibilidad.** Sensores que cumplan con estándares como I2C, SPI y UART.
- **Protección ambiental.** Recomendación de componentes con clasificación IP65 para uso exterior.

### **Estimación De Características De Diseño**

#### **Potencia**

- Raspberry Pi: 5V, 3A
- Válvulas solenoides: 12V–24V, 500 mA
- Bomba peristáltica: 5V–12V, 1A

#### **Desempeño**

- Procesamiento de imagen en tiempo real (latencia menor a 10 segundos).
- Control de riego preciso con ajuste según el estado de la planta.

#### **Durabilidad**

- Vida útil de sensores: 1–3 años.
- Cámara y procesador: más de 5 años con mantenimiento adecuado.
- Bombas y válvulas: reemplazo estimado cada 2 años.

## **Costos Estimados**

- Raspberry Pi 4 1GB: \$200.000
- Cámara de visión: \$100.000
- Sensores de humedad del suelo: \$10.000 (opcional)
- Válvulas o bombas: \$50.000 c/u
- Fuente de alimentación: \$10.000
- Materiales adicionales: \$50.000
- **Costo total estimado:** \$420.000 (según configuración elegida)

## **Alcance De La Solución**

### **Definición De Alcance**

- Identificación del estado de la planta mediante color y textura foliar.
- Activación de válvulas o bombas según las necesidades detectadas.
- Prototipo enfocado en 1–2 plantas en condiciones controladas.

### **Recursos Necesarios**

- **Hardware.** Cámara, procesador, válvulas/bombas, sensores.
- **Software.** Algoritmo de clasificación y sistema de control.
- **Infraestructura.** Espacio de prueba, acceso a agua y energía eléctrica.

## **Validación Y Verificación**

### **Pruebas Iniciales**

- Verificación de color y textura en hojas de plantas en distintos estados.
- Pruebas de funcionamiento de válvulas y bombas.
- Integración de componentes y validación del software.

### **Revisión De Diseño**

- Evaluación de la precisión del modelo de visión artificial.
- Ajuste del sistema de riego con base en resultados.

### **Pruebas Finales**

- Evaluación del impacto en la salud de la planta.
- Ajustes finales al algoritmo y calibración del sistema.

## Marco de Referencia

### Aspectos Legales

El marco normativo en el uso del agua en la agricultura es fundamental para garantizar una gestión eficiente y sostenible del recurso hídrico. Diversas legislaciones nacionales e internacionales regulan el acceso, distribución y uso del agua, asegurando que su aprovechamiento se realice de manera equitativa y sustentable, las cuales se mencionan en los siguientes párrafos.

A nivel internacional, la Organización de las Naciones Unidas (ONU) ha desarrollado tratados y acuerdos orientados a la gestión del agua, destacándose la "Convención sobre el Derecho de los Usos de los Cursos de Agua Internacionales para Fines Distintos de la Navegación" (ONU, 1997), la cual establece principios fundamentales para el uso equitativo y razonable del agua en distintos sectores, incluyendo la agricultura. Asimismo, el Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS) número 6 de la Agenda 2030 promueve la gestión sostenible del agua y el saneamiento, incentivando la adopción de tecnologías avanzadas para reducir el desperdicio del recurso (ONU, 2015).

En el ámbito nacional, Colombia cuenta con regulaciones específicas que regulan el acceso y uso del agua en la agricultura. Por ejemplo, en Colombia, la Ley 373 de 1997 establece el Programa para el Uso Eficiente y Ahorro del Agua (PUEAA), el cual obliga a los sectores agrícola e industrial a implementar estrategias de reducción del consumo hídrico (Congreso de Colombia, 1997). Así mismo, el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible (2015) ha declarado toda la legislación ambiental colombiana en el Decreto 1076 de 2015, que compila las regulaciones del Sector Ambiente y Desarrollo Sostenible en Colombia, y establece en su Artículo 2.2.3.3.1.4 que el ordenamiento del recurso hídrico es un proceso de planificación destinado a fijar la destinación y usos de los cuerpos de agua continentales y marinos.

Para el desarrollo de un sistema de riego inteligente en huertas urbanas, es esencial considerar las prioridades de uso del agua establecidas en el decreto, que incluyen, entre muchas otras:

1. Consumo humano
2. Preservación de ecosistemas
3. Producción agropecuaria.

Dado que las huertas urbanas se enmarcan en la producción agropecuaria a pequeña escala, es fundamental garantizar que el uso del agua para riego sea eficiente y sostenible, respetando las prioridades mencionadas. Implementar tecnologías que optimicen el consumo hídrico y cumplan con las regulaciones ambientales contribuye a una gestión responsable del recurso hídrico en entornos urbanos.

### **Aspectos Contextuales**

La escasez de agua en la agricultura está aumentando debido a la mayor demanda y al impacto de las variaciones climáticas. La UNESCO (2024) destaca que las tres cuartas partes del agua líquida bombeada a nivel mundial se asignan a la agricultura, sin embargo, mucho se desperdicia debido a los malos métodos de riego. La eficiencia del riego global empeora en aproximadamente el 35%, con una mejora anual estimada de solo 0.3% (Caldera y Breyer, 2022).

Con la disminución de las fuentes de agua dulce accesibles, la adopción de innovaciones de riego que mejoran la gestión de residuos de agua en la agricultura es crucial. Se proyecta que, con técnicas mejoradas de gestión del agua, las necesidades globales del agua pueden caer en un 10% y dispararse menos en un 30% para 2050 en comparación con una situación que carece de

tales medidas. Alterar y procesar el agua de mar se convierte en una opción efectiva para la provisión de agua, abarcar ciudades, empresas y agricultura (Caldera y Breyer, 2022).

En este entorno, el crecimiento de las tecnologías de riego inteligente, que emplean la vista robótica y el mando automático, significa una táctica crucial para reforzar la economía del agua y contrarrestar la influencia de la escasez de agua en la agricultura.

En América Latina, la circunstancia es particularmente preocupante debido a la confianza agrícola en la hidrología. Las naciones como Brasil, Argentina y México enfrentan obstáculos en las mejoras de distribución de agua, ya que numerosos cultivos dependen de las prácticas convencionales, lo que lleva a un considerable agotamiento de las reservas de agua. En Colombia, IDEAM (2023) revela que el 60% del agua agrícola se desperdicia debido a fugas, evaporación y técnicas de riego deficientes.

La creación de estructuras de riego controladas por máquina, similares a las recomendadas aquí, está en sintonía con la necesidad de aumentar la efectividad de la gestión del agua en la agricultura. Los avances innovadores como la percepción de la máquina y el cálculo cognitivo pueden mejorar notablemente la administración de recursos hídricos, reducir el desperdicio y aumentar el rendimiento agronómico.

### **Aspectos Conceptuales**

El presente proyecto se fundamenta en varios conceptos clave que sustentan la implementación de un sistema de riego inteligente mediante visión artificial:

## **Visión artificial**

Se trata de un conjunto de técnicas y algoritmos que permiten a un sistema interpretar imágenes y extraer información de ellas mediante un procesamiento que, al mismo tiempo, puede ser útil para el almacenamiento y la transmisión de información pictórica. En el ámbito del desarrollo e implementación de un sistema de riego, la visión artificial, como lo mencionan González & Woods (2018), tiene una gran ventaja, dado que permite analizar el estado hídrico de las plantas a partir de cambios en el color y textura de las hojas. Una de las redes más efectivas y que, por su arquitectura permite un entrenamiento eficiente, es EfficientNet. Esta usa un componente compuesto que escala todas las dimensiones como profundidad, ancho y resolución para ajustarlas a coeficientes predefinidos.

## **Inteligencia artificial**

Este concepto, que ha tomado un gran auge debido a las tecnologías recientes, abarca la capacidad de las máquinas de ‘pensar’. Esto se define como racionalidad y tiene como fin la toma de decisiones y realización de tareas que requieren inteligencia humana, como el reconocimiento de patrones y el muestreo de situaciones del entorno. En este proyecto, la inteligencia artificial se utiliza para procesar imágenes y determinar la cantidad de agua necesaria para los cultivos (Russell & Norvig, 2020).

## **Automatización**

Se puede definir como la aplicación de tecnologías para operar sistemas con un reducido nivel de participación humana en comparación con el correspondiente proceso manual (Groover, 2016). En el contexto del riego inteligente y preciso, la automatización permite ajustar el suministro de agua

de una manera dinámica tomando en cuenta las necesidades detectadas por el sistema de visión artificial.

### **Gestión sostenible del agua**

Este concepto hace referencia al uso eficiente del recurso hídrico con el fin de garantizar su disponibilidad y acceso a largo plazo. Implementar tecnologías como visión artificial para manejar de mejor manera el riego puede ayudar a reducir el desperdicio de agua y mejorar su distribución (UNESCO, 2024).

Por otro lado, salen a relucir conceptos como el manejo del recurso del agua, el regadío de precisión y la sostenibilidad agrícola, los cuales son clave para entender las implicaciones que tendría el desarrollo de un sistema que optimice el uso del agua para cultivos.

El uso eficiente del agua en la agricultura es clave para asegurar su disponibilidad a largo plazo y enfrentar la escasez que afecta a muchas regiones del mundo. Para lograr que dicha disponibilidad sea lograda, una estrategia eficiente que se puede emplear es Riego de Precisión, conocido también como RP. Esta tecnología se basa en avances que ya se encuentran desarrollado para proporcionar una distribución efectiva que reduce los desperdicios hídricos y facilita el aprovechamiento. Este enfoque es muy interesante ya que, de acuerdo con lo planteado recientemente por Roy et al. (2024), se puede lograr un ahorro de hasta el 25% de agua al compararse con métodos convencionales. Esta premisa toma una gran relevancia, pues significa que no solo ayuda a conservar este recurso, sino que también beneficia a los agricultores al reducir costos y minimizar el impacto en zonas secas.

Añadiendo un grado de granularidad mayor, el riego de precisión funciona con fundamento en las necesidades específicas de cada tipo de cultivo, las cuales se describen mediante indicadores

como el Riego de Tasa Variables (VRI, por sus siglas en inglés) y sistemas en tiempo real que los monitorean. Esto trae una mayor eficiencia hídrica y, además, aporta a la preservación de la fertilidad del suelo, especialmente en condiciones de salinidad y alcalinidad. También es importante resaltar que los beneficios ya mencionados no son los únicos que impulsan las tecnologías de riego avanzado. En regiones áridas, se ha visto una mayor rentabilidad y beneficios económicos, producto del aumento en la producción agrícola y la reducción de costos de agua. Además, en el aspecto ambiental, favorece la resiliencia del suelo ante el cambio climático y reduce la presión sobre las fuentes de agua dulce (Xing & Wang, 2024).

Desde una perspectiva enfocada hacia la sostenibilidad agrícola, lograr una correcta integración de riego de precisión junto con estrategias productivas de manejo de agua garantiza tanto el uso responsable de los recursos, como la seguridad alimentaria y una viabilidad económica del sector del agro a largo plazo. Se estima que estrategias y herramientas como el riego por goteo puede llegar a reducir el consumo del recurso hídrico hasta un 95%, lo que puede maximizar el rendimiento de los cultivos al implementar prácticas más resilientes y productivas. Además, esta innovación tiene un impacto en la mejoría de una crisis hídrica global y el aseguramiento del desarrollo agrícola de manera equitativa y ambientalmente responsable (Torres-Cobo, 2024).

En cuanto al aspecto meramente técnico y de reconocimiento de imágenes, emerge la visión artificial como una herramienta muy útil en cuanto a la inspección de escenarios que requieren un alto grado de monitoreo por intervalos prolongados de tiempo. Por ello, toma relevancia lo mencionado por Islam et al. (2024) en cuanto a que la inteligencia artificial enfocada en el procesamiento de imágenes ha tomado la delantera como una práctica muy capaz y de carácter no invasivo para clasificar el estrés de crecimiento de las plantas, logrando encaminar la tecnología hacia un mejor sistema de suministro hídrico. También se menciona que hay una amplia

variedad de tecnologías aplicables a entornos de control y supervisión de cultivos y plantas en entornos supervisados. Entre estas se encuentran las cámaras RGB tradicionales, los sensores hiperespectrales y multiespectrales y las imágenes termales. Todas estas pueden ser empleadas para captar distintas señales de estrés hídrico en las plantas, pero su acople con enfoque de inteligencia artificial ampliamente desarrollados como lo pueden ser el Deep Learning y las Redes Neuronales para el reconocimiento de patrones es lo que puede mejorar la precisión de estos sistemas.

## **Integración Ingeniería y Desarrollo Sostenible**

La solución alternativa seleccionada, un sistema de riego en el que se da apoyo adecuado al tratamiento de imágenes, da lugar a una sinergia adecuada entre la ingeniería y la sostenibilidad, ajustándose a los principios que definen el diseño mecatrónico y la automatización correspondiente. Desde la perspectiva ingenieril, la construcción del sistema tiene su origen en los conocimientos obtenidos en asignaturas como Análisis y Simulación de Mecanismos, en las cuales se han estudiado las bases del movimiento y del comportamiento de estructuras mecánicas, a partir de los cuales se pueden desarrollar mecanismos idóneos que permitan el control del flujo del agua. El curso correspondiente en Automatización también ha aportado bases para la implementación de sensores y actuadores que permitan el uso adecuado del recurso hídrico con base en un control automático idóneo y autónomo, ajustándose directamente al Objetivo de Desarrollo Sostenible ODS6: Agua limpia y saneamiento, visibilizando el hecho de llevar a cabo una gestión adecuada de los recursos hídricos para la agricultura.

La asignatura de diseño mecatrónico juega un rol importante al generar las bases para la realización de sistemas que integren componentes electrónicos, mecánico y de programación. Estos, direccionados para trabajar en conjunto de manera armónica, logran asegurar una funcionalidad y eficiencia energética, ajustándose a un ODS 9: Industria, innovación e infraestructura, que promueve el uso de tecnología avanzada en el sector agrícola. Pasando hacia programación y sistemas embebidos, la adecuada optimización del código y lograr embeberlo dentro de los componentes de hardware que no generen un gasto energético irresponsable son un aprendizaje directo de la asignatura. De esta forma, también los principios de los sistemas automáticos de control han permitido construir estrategias para ajustar dinámicamente el riego dependiendo de las condiciones ambientales, evitando el despilfarro de agua y garantizando su uso

óptimo. Esto se alinea con el ODS 12 que propende por una producción y consumo responsables de los recursos. En el contexto de la sostenibilidad, el sistema incorpora diferentes estrategias para minimizar la huella ambiental. Por un lado, el uso de hardware de bajo consumo energético disminuye la demanda eléctrica del propio sistema, estando en concordancia con el ODS 7 sobre el uso de energías asequibles y no contaminantes.

Otro punto importante es el uso de componentes que sean reutilizables en diversos ámbitos y que tengan como característica la modularidad, es decir, que puedan ser integrados en otros sistemas. Esto se hace con el objetivo de aumentar la vida útil del sistema y reducir los desechos. Por el lado computacional, si bien se hace uso de algoritmos como redes CNN para el procesamiento de imágenes, éstas se optimizan para que las iteraciones que se hagan no sean redundantes, sino que contribuyan a lograr un mejor modelo.

Por consiguiente, el sistema de riego inteligente a través de visión artificial no únicamente expone una solución innovadora desde el punto de vista de la innovación tecnológica, sino que también dan respuesta a las exigencias contemporáneas en la sostenibilidad de la gestión del agua. Y todo ello por una construcción a partir de un diseño integral, partiendo de una base de conocimiento multidisciplinar y de principios de eficiencia energética que permiten aprovechar el sistema como una alternativa viable para mejorar la productividad agrícola sin comprometer el equilibrio ecosistémico, cumpliendo así los objetivos globales de sostenibilidad del desarrollo.

## **Rutas de diseño**

A continuación, se proponen dos enfoques distintos, es decir, rutas de diseño, para la consecución del objetivo de crear un sistema de riego automatizado con visión artificial. Ambos caminos lograrían llegar a un prototipo funcional, sin embargo, varían en el enfoque algorítmico, la estructura física y los protocolos de comunicación. También cabe mencionar que se tienen diferentes niveles de presupuesto, complejidad tecnológica y sostenibilidad ambiental.

### **Sistema eficiente con bajo impacto ambiental**

#### *Algoritmo*

Red neuronal convolucional liviana como MobileNetV2 o EfficientNet, adaptada para la clasificación del estado hídrico en lechugas mediante aprendizaje transferido. Esta red funciona ya que las limitaciones de conseguir un dataset muy robusto son claras, por lo que funciona con cantidades de datos no muy numerosas.

#### *Estructura*

Diseño modular en madera de balsa que hace parte de materiales biodegradables y reciclables.

#### *Hardware*

- Procesador principal: Raspberry Pi 4.
- Sensor de humedad y cámara para adquisición de datos.
- Sistema de riego con bombas peristálticas controladas vía GPIO.
- Protocolo de comunicación: I2C o UART, evitando componentes innecesarios.

### *Ventajas ambientales*

- Al haber solo una placa de control, una cámara y un sensor de humedad, se evitan RAEE (Residuos de Aparatos Eléctricos y Electrónicos) que no contribuyan al desarrollo del modelo.
- Componentes reutilizables o con ciclos de vida largos.
- Sistema energéticamente eficiente.

### **Sistema que conlleva mayores elementos tecnológicos**

#### *Algoritmo*

**Red neuronal profunda como BEiT o Vision Transformer, el cual es pertinente para tareas complejas y escenarios de cultivos más amplios, pero requiere mayor capacidad de cómputo y dataset más robusto.**

#### *Estructura*

Chasis impreso en 3D con PLA, diseño compacto con compartimentos para sensores y batería.

#### *Hardware*

- Jetson Nano o similar para procesamiento de IA.
- Múltiples sensores y actuadores que puedan transferir datos a través de Wifi.
- Envío de datos a la nube para análisis remoto.

#### *Impacto ambiental*

- Mayor generación de RAEE por uso de múltiples dispositivos electrónicos.
- Mayor consumo energético y complejidad para reciclaje de componentes.

- Producción de piezas plásticas que, aunque reciclables, generan huella de carbono.

## **Análisis de restricciones**

### **Información técnica**

- Limitación computacional: la Raspberry Pi, dependiendo de su capacidad de GB, soporta mejor los modelos livianos, esto va de acuerdo con la primera ruta.
- Datos: base de imágenes limitada, se adapta mejor a CNN pequeñas.
- Los componentes presentes en la ruta 1, al tener componentes que no suponen un grado muy alto de complejidad, puede tener un mantenimiento de manera más sencilla.
- La red convolucional supone un manejo preciso para lograr una clasificación adecuada de las plantas y una precisión alta. Así mismo, los sensores como elemento de retroalimentación en un sistema cerrado deben ser programados eficientemente para obtener datos confiables.

### **Información económica**

- La primera ruta de diseño es más asequible, ya que combina el uso de materiales accesibles y componentes de bajo consumo. Esta asequibilidad significa que los dispositivos empleados representan un esfuerzo económico menor y pueden ser comprados directamente en tiendas de electrónica convencionales o por encargo.
- La segunda ruta tiene implícita una mayor inversión en temas de hardware, impresión 3D y sistemas de comunicación avanzados.

## Información ambiental

- RAEE: los residuos electrónicos son un problema creciente. Según la ONU (2024), en 2022 se generaron más de 60 millones de toneladas de RAEE a nivel mundial. La ruta 1 minimiza esta generación al usar una arquitectura simple con pocos componentes electrónicos. Esto puede aportar a que las previsiones de esta misma entidad para el año 2030 sobre el porcentaje productos reciclados reduzca, pues actualmente, se estima que se pasará de un 22,5% de dispositivos electrónicos reciclados a un 20%.
- Por otro lado, la ruta de diseño 2 introduce más placas, baterías, sensores y dispositivos conectados, incrementando los residuos y dificultando su disposición o reciclaje adecuado.
- Normativa: el diseño debe contemplar la correcta disposición de RAEE conforme a la legislación ambiental vigente (como el Decreto 1076 de 2015 en Colombia mencionado anteriormente).
- Los sistemas de almacenamiento de información y de desarrollo de software, presentes en ambas rutas, son soportados en data centers físicos que generan un consumo eléctrico importante.

Por los factores mencionados anteriormente y la comparativa entre las rutas de diseño y las restricciones que cada una presenta, se puede concluir que la ruta 1 es la más viable para el desarrollo del proyecto, tanto por al aspecto técnico y económico, sino también por los residuos que puede llegar a generar. Al minimizar el uso de componentes electrónicos y materiales contaminantes se puede desarrollar un sistema funcional responsable con el entorno.

## Discusión de los resultados

### Variables estudiadas

Para el desarrollo de este proyecto, las variables monitoreadas fueron de tipo cuantitativo. Se dividen en dos categorías primordiales: la primera está relacionada con el desempeño del modelo de visión artificial basado en Transfer Learning y Redes Neuronales Convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés). Este desempeño se evalúa mediante dos métricas clave: la precisión (accuracy) y la pérdida (loss) registradas durante el entrenamiento y la validación en un amplio número de épocas hasta lograr un modelo aceptable.

Dichas variables cuantitativas permiten analizar la capacidad del modelo para generalizar correctamente frente a datos a los que el modelo aún no se ha enfrentado y son esenciales para la identificación eficaz del estrés hídrico en la planta de lechuga. Para su análisis, fueron aplicados procedimientos estadísticos descriptivos como el cálculo de medias, rangos y tendencias a lo largo de las épocas. Por otro lado, se observó el cómo se desarrollaban y comportaban estas métricas para evaluar la estabilidad del aprendizaje y detectar posibles signos de sobreajuste (overfitting) o subajuste (underfitting).

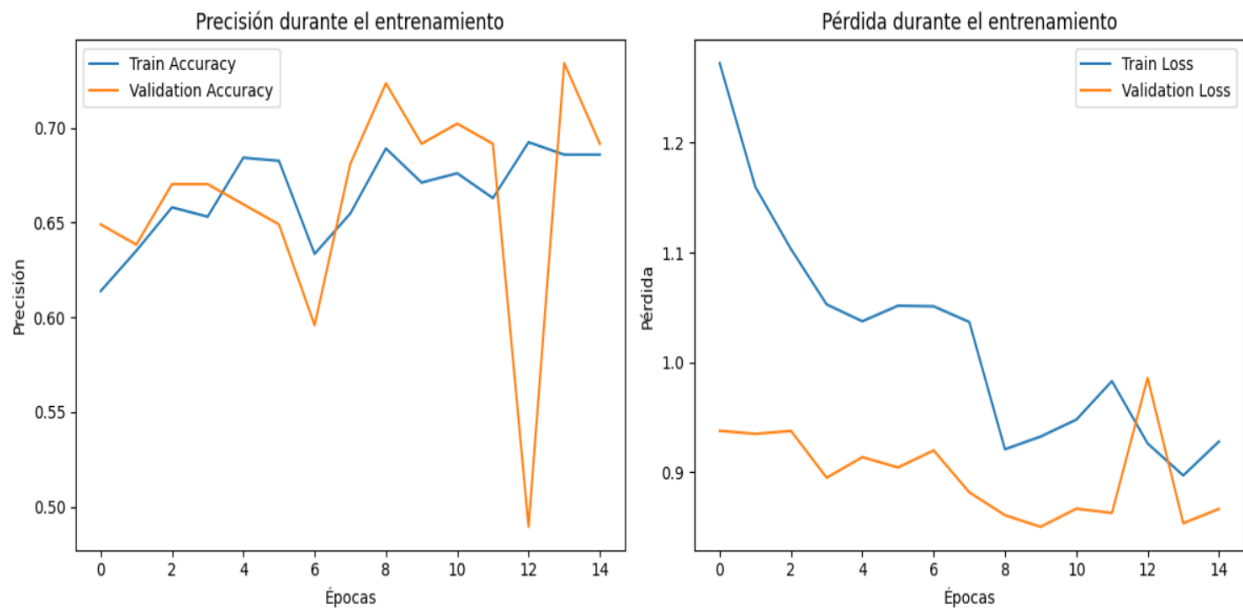
Esto significa que, actuando de manera conjunta, estas métricas, además de reflejar el rendimiento del modelo, sino que también sirven como mecanismo de validación cuantitativa del enfoque propuesto. Gran parte del desarrollo y efectividad del proyecto dependen de estas variables y su correcta capacidad de generalizar.

## Modelo 1

A continuación, se muestran gráficas generadas en el entorno de desarrollo Colab que permiten identificar los valores cuantitativos logrados a través de las épocas en dos modelos. Así mismo, se anexa la tabla con los valores encontrados para la validación, la cual es la métrica más importante.

**Figura 1.**

*Métricas de entrenamiento del modelo 1.*



*Nota.* Gráficas generadas a partir del proceso de programación y entrenamiento del modelo. Elaboración propia.

**Tabla 1.**

*Valores de las métricas de entrenamiento del Modelo 1.*

<b>Época</b>	<b>val_accuracy</b>	<b>val_loss</b>
1	0.6489	0.9378
2	0.6383	0.9350
3	0.6702	0.9377
4	0.6702	0.8951
5	0.6596	0.9138
6	0.6489	0.9044
7	0.5957	0.9200
8	0.6809	0.8818
9	0.7234	0.8610
10	0.6915	0.8504
11	0.7021	0.8669
12	0.6915	0.8630
13	0.4894	0.9859
14	0.7340	0.8537
15	0.6915	0.8667

*Nota.* Valores extraídos del proceso de programación y entrenamiento del modelo. Elaboración propia.

Con estos datos, se genera un análisis estadístico descriptivo del modelo 1, que se muestra a continuación:

Para la precisión en validación se tiene que:

- Media (promedio):  $\approx 0.666$
- Máximo: 0.7340
- Mínimo: 0.4894
- Rango intercuartílico (estimado): entre 0.6489 y 0.7021
- Tendencia: crecimiento moderado con fluctuaciones (durante época 13 cae abruptamente hasta 0.48).

Para la pérdida en validación se tiene que:

- Media:  $\approx 0.89$
- Mínimo: 0.8504 (en la época 10)
- Máximo: 0.9859 (en la época 13)
- Tendencia: descenso gradual con pequeñas subidas

Como se mencionó anteriormente, el rendimiento del modelo se evaluó durante 15 épocas y las métricas de precisión en validación (`val_accuracy`) y pérdida en validación (`val_loss`) fueron los indicadores importantes. En un inicio se configuró para entrenarse durante 20 épocas, pero al no haber mejoría, el parámetro de Early Stopping lo detuvo en 15.

En promedio, la precisión en validación se situó en 0.666, con valores que oscilaron en el rango de 0.4894 y 0.7340. También se pudo observar que, aunque el modelo parecía seguir una tendencia lineal de mejoría, en la época 13 bajó significativamente, hasta su puntaje más bajo.

Por otro lado, la precisión en validación mostró una media de 0.89, con una mínima de 0.8504 y máxima de 0.9859. Lo anterior es una clara evidencia de un comportamiento oscilante, pero con tendencia general al descenso.

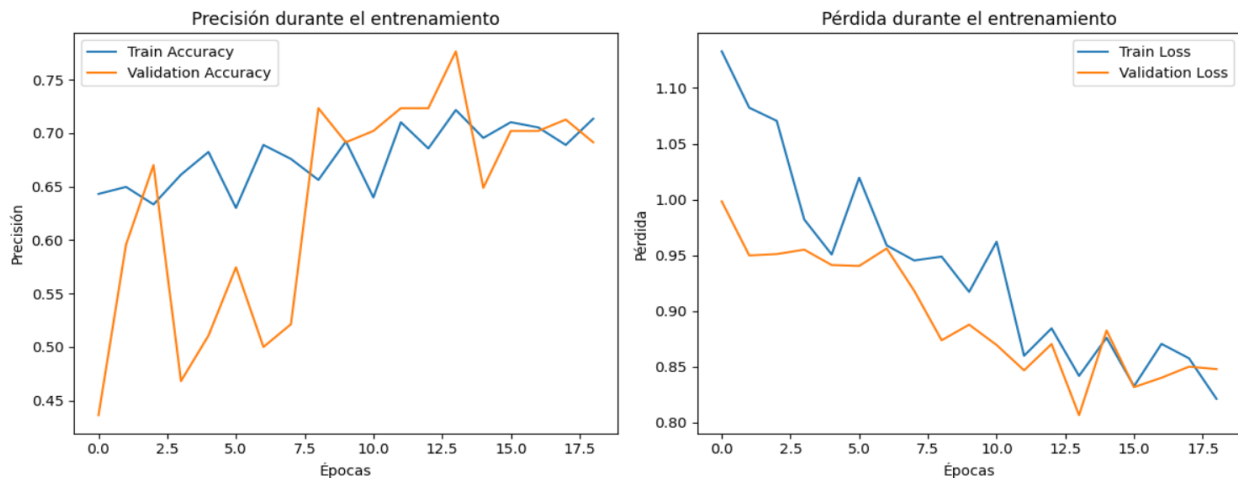
Como conclusión para el modelo 1, este pudo aprender patrones útiles que permitan predecir correctamente con datos nuevos, aunque cabe mencionar que existió inestabilidad a lo largo de las épocas. Todas estas métricas muestran un entendimiento razonable por parte del modelo, pero aún hay margen de mejora, ya sea entrenando con redes neuronales pre entrenadas de mayor envergadura o haciendo cambios sobre la arquitectura actual y aplicando otras técnicas de regularización como L1 y L2.

### Modelo 2

El modelo 2 se configuró con una arquitectura exactamente igual a la del primero, sin embargo, obtuvo mejores resultados. El mejor modelo guardado de entre todos los generados durante las épocas fue el que se dio en la 14, con los siguientes valores: accuracy: 0.6963 - loss: 0.8735 - val\_accuracy: 0.7766 - val\_loss: 0.8064. A continuación, se grafica el desarrollo frente al número de iteraciones:

**Figura 2.**

#### Métricas de entrenamiento del modelo 2.



*Nota.* Gráficas generadas a partir del proceso de programación y entrenamiento del modelo. Elaboración propia.

**Tabla 2.**

*Valores de las métricas de entrenamiento del Modelo 2.*

<b>Época</b>	<b>val_accuracy</b>	<b>val_loss</b>
1	0.4362	0.9983
2	0.5957	0.9498
3	0.6702	0.9510
4	0.4681	0.9550
5	0.5106	0.9412
6	0.5745	0.9403
7	0.5000	0.9560
8	0.5213	0.9182
9	0.7234	0.8736
10	0.6915	0.8877
11	0.7021	0.8694
12	0.7234	0.8467
13	0.7234	0.8703
14	0.7766	0.8064
15	0.6489	0.8825
16	0.7021	0.8316
17	0.7021	0.8400
18	0.7128	0.8500
19	0.6915	0.8478

*Nota.* Valores extraídos del proceso de programación y entrenamiento del modelo. Elaboración propia.

Con estos datos, se genera un análisis estadístico descriptivo del modelo 2, que se muestra a continuación:

Para la precisión en validación se tiene que:

- Media (promedio):  $\approx 0.628$
- Máximo: 0.7766
- Mínimo: 0.4362
- Rango intercuartílico (estimado): entre 0.5745 y 0.7234
- Tendencia: crecimiento moderado con fluctuaciones (durante época 4 cae abruptamente hasta 0.4681).

Para la pérdida en validación se tiene que:

- Media:  $\approx 0.902$
- Mínimo: 0.8064 (en la época 14)
- Máximo: 0.9983 (en la época 1)
- Tendencia: descenso gradual con pequeñas subidas

Como se mencionó anteriormente, el rendimiento del modelo se evaluó durante 19 épocas y las métricas de precisión en validación (`val_accuracy`) y pérdida en validación (`val_loss`) fueron los indicadores importantes. En un inicio se configuró para entrenarse durante 20 épocas, pero al no haber mejoría, el parámetro de Early Stopping lo detuvo en 19

En promedio, la precisión en validación se situó en 0.628, con valores que oscilaron en el rango de 0.4362 y 0.7766. También se pudo observar que, aunque el modelo parecía seguir una tendencia lineal de mejoría, en la época 4 bajó significativamente, hasta su puntaje más bajo.

Por otro lado, la pérdida en validación mostró una media de 0.902, con una mínima de 0.8064 y máxima de 0.9983. Este modelo oscila mucho menos que el primero y parece generalizar de mejor manera.

El segundo modelo fue el seleccionado por sus resultados que superan el 77% de precisión en validación y presentan una pérdida ligeramente mejor.

### *Dosificación de agua*

La bomba peristáltica empleada para el proyecto entrega diferentes cantidades de caudal de agua dependiendo de la manguera que se le adapte, como se muestra a continuación:

**Tabla 3.**

*Caudal de bomba peristáltica por diámetro de manguera.*

<b>Diámetro interno</b>	<b>Caudal medio (aproximado)</b>	<b>Tiempo diario para 1 ml</b>
1.0 mm	8 ml/min	~7.5 segundos
2.0 mm	26 ml/min	~2.3 segundos
3.0 mm	41 ml/min	~1.5 segundos

*Nota.* Valores extraídos de hoja de dato del fabricante. Elaboración propia.

Para una lechuga, se estima que un centímetro cúbico de agua al día es suficiente. La manguera que se utilizó tiene un diámetro interno de 3mm, lo que significa que la bomba se debería activar por 1.5 segundos para lograr la dosificación hídrica requerida.

**Variabilidad.** Sin embargo, con una adecuación de una manguera de 3 mm, el caudal suministrado no es fijo, sino que varía en los rangos que se muestran a continuación:

**Tabla 4.**

*Caudal máximo, mínimo y promedio de bomba peristáltica con manguera 3 mm.*

<b>Caudal (ml/min)</b>	<b>Tiempo para 1 ml</b>
<b>17</b> (mínimo)	3.53 segundos
<b>65</b> (máximo)	0.92 segundos
<b>41</b> (promedio)	1.46 segundos

*Nota.* Valores extraídos de hoja de dato del fabricante. Elaboración propia.

Para efectos del proyecto presente, se elige un tiempo de dosificación ligeramente superior al promedio, es decir, 2 segundos de activación de la bomba.

## Impacto Ambiental

El sistema de riego inteligente tiene, inevitablemente, un impacto ambiental sobre su entorno. La mayor huella se da en lo que respecta al entrenamiento del modelo que se embebe y predice, de acuerdo con lo que aprendió y su cálculo de texturas y colores, si la planta está deshidratada o no. Entrando en detalle, la red neuronal convolucional se desarrolló en una máquina virtual provista por Google Cloud, más específicamente, la TPU v2-8. La ejecución del modelo tuvo una duración de 40 minutos en total, ya que cada una de las 20 épocas duró en promedio 2 minutos.

Esta máquina se estima que tiene un consumo de 0.28 kW en su máximo rendimiento. Dado que los 40 minutos se pueden expresar como 0,667 horas, el consumo energético en kWh es el siguiente:

$$\text{Energía} = 0.28\text{kW} \times 0.667\text{h} = 0.1868 \text{ kWh}$$

Si bien el costo monetario de hacer este consumo no es muy grande, pues ronda los 200\$, el impacto de huella de carbono sí es significativo. En Latinoamérica, un kWh produce alrededor de 0.2 kg de CO<sub>2</sub>. Por ende, el impacto que tendría el entrenamiento de un modelo se formula mediante:

$$0.1868\text{kWh} \times 0.2\text{kg CO}_2/\text{kWh} = 0.0374\text{kg CO}_2 \approx 37.4\text{g CO}_2$$

Dado que se hicieron múltiples pruebas con diferentes tipos de redes pre entrenadas para Transfer Learning, así como arquitecturas modificadas con el fin de lograr mejoras métricas, esta huella de carbono incrementa notablemente. Dado que se entrenaron 5 modelo hasta alcanzar los dos mejores, el impacto real sería de:

$$\text{Huella de carbono} = 37.4\text{g CO}_2 \times 5 \approx 190\text{g CO}_2$$

Además de la huella de carbono computacional, los componentes también tienen un impacto debido a su fabricación. Sin embargo, para el desarrollo de la estructura del prototipo se emplearon materiales reciclados, por lo que se impactó de manera positiva al reutilizar implementos que iban a ser desechados. Por otro lado, un buen manejo de los componentes electrónicos permite que su duración se alargue y no sean reemplazados con mayor asiduidad.

## **Análisis de costos**

Los análisis de costos asociados a la implementación de la solución propuesta y desarrollada a lo largo del presente documento, considerando su posible aplicación en un contexto de mercado real, se encuentran detallados de manera estructurada y desagregada en el archivo Excel que se adjunta a la presente publicación. Dicho documento complementario incluye la estimación de costos directos e indirectos, así como los recursos técnicos y operativos necesarios para la puesta en marcha de la solución, permitiendo una evaluación más precisa de su viabilidad económica y financiera.

## CONCLUSIONES

El sistema de riego inteligente mediante visión artificial demuestra ser una alternativa viable para el monitoreo del estado hídrico de las plantas en cultivos agrícolas. Sin embargo, en línea con el alcance y escalamiento que se le puede dar el producto, una alternativa más viable es enfocarlo, en un inicio, a huertas urbanas con diseños de riego personalizados de acuerdo con el espacio y necesidades del usuario.

Aunque el sistema de visión artificial funciona bajo parámetros aceptables, aún existe un margen de mejora significativo para que la precisión y pérdida del modelo puedan desempeñarse de mejor manera, lo que significaría que la capacidad de generalizar y predecir con nuevos datos también aumentaría.

Se logró la integración del sistema de visión artificial con su homólogo de control, logrando el encendido automático de la bomba peristáltica, de tal manera que se logró suministrar la cantidad de agua adecuada por minuto a la planta.

## Referencias

- Arefiev, S., Zhyhlei, I., Pereguda, Y., Kryvokulska, N., & Lushchyk, M. (2024). The use of digital technologies to ensure environmental safety in the context of the green economy development. *Revista de la Universidad del Zulia*, 15(42), 353-369. <https://doi.org/10.46925//rdluz.42.20>
- Caldera, U., & Breyer, C. (2023). Chapter 3 - Global potential for renewable energy powered desalination in the irrigation sector. In V. G. Gude (Ed.), *Energy Storage for Multigeneration* (pp. 53–92). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821920-1.00010-8>
- Chartzoulakis, K., & Bertaki, M. (2015). Sustainable Water Management in Agriculture under Climate Change. *Agriculture and Agricultural Science Procedia*, 4, 88–98. <https://doi.org.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/https://doi.org/10.1016/j.aaspro.2015.03.011>
- Corominas, J. (2010). Agua y energía en el riego, en la época de la sostenibilidad. *Ingeniería Del Agua*, 17(3), 219–233. <https://doi.org/10.4995/ia.2010.2977>
- Colombia. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2015). *Decreto 1076 de 2015 - Decreto Único Reglamentario del Sector Ambiente y Desarrollo Sostenible*. Diario Oficial No. 49.523. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=78153>
- Giraldo, C. (2022). Huertas urbanas para la seguridad alimentaria modelo de corresponsabilidad con la comunidad de la avenida del río en la ciudad de Pereira Colombia. Universidad Tecnológica de Pereira. Disponible en: <https://hdl.handle.net/11059/14582>
- Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2018) *Digital Image Processing* (4th Edition). Pearson Education. <https://dl.icdst.org/pdfs/files4/01c56e081202b62bd7d3b4f8545775fb.pdf>
- Groover, M. P. (2016). *Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing* (4<sup>th</sup> Edition.). Prentice Hall. <http://industri.fatek.unpatti.ac.id/wp-content/uploads/2019/03/245-Automation-Production-Systems-and-Computer-Integrated-Manufacturing-Mikell-P.-Groover-Edisi-4-2015.pdf>
- Islam, S., Reza, Md. N., Samsuzzaman, S., Ahmed, S., Cho, Y. J., Noh, D. H., Chung, S.-O., & Hong, S. J. (2024). *Machine vision and artificial intelligence for plant growth stress detection and monitoring: A review*. <https://doi.org/10.12972/pastj.20240003>

- Koo, O. S. (2023). International actions in spurring innovation in agriculture water management. *Irrigation & Drainage*, 72(5), 1241–1244. <https://doi-org.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/10.1002/ird.2861>
- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO). (2024a). *Informe mundial de las Naciones Unidas sobre el desarrollo de los recursos hídricos. Agua para la prosperidad y la paz*. <https://www.un-ilibrary.org/content/books/9789233002296/read>
- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO). (2024b). *Informe mundial de las Naciones Unidas sobre el desarrollo de los recursos hídricos. Agua para la prosperidad y la paz. Datos, cifras y planes de acción*. [https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000388952\\_spa/PDF/388952spa.pdf.multi](https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000388952_spa/PDF/388952spa.pdf.multi)
- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura. (20 de marzo de 2024). *La humanidad generó 62 millones de toneladas de desechos electrónicos en 2022*. <https://news.un.org/es/story/2024/03/1528476>
- Ricardo, M. & Gil, M. (2019). *Huertas urbanas como alternativa de desarrollo económico sostenible*. [Monografía]. Repositorio Institucional UNAD. <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/33278>
- Roy, S., Rathour, S. K., Mehta, A., Dwivedi, R. K., Kamal, S., & Pandey, A. (2024). Precision Water Management for Resource Conservation in India's Dryland Agriculture: Strategies and Technologies. *International Journal of Environment and Climate Change*, 14(8), 464–480. <https://doi.org/10.9734/ijecc/2024/v14i84367>
- Russell, S., Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall. <https://people.engr.tamu.edu/guni/csce625/slides/AI.pdf>
- Torres-Cobo, L. E. (2024). Estrategias para el uso sostenible del agua en la agricultura. *Horizon Nexus Journal.*, 2(4), 1–14. <https://doi.org/10.70881/hnj/v2/n4/40>
- Yanping, L., & Zhanqi, L. (2024). Water-Saving Irrigation Technology for Slope Vegetation in the Dumping (Gangue, Slag) Field of Well Mining in Arid Regions. *Journal of Resources & Ecology*, 15(2), 448–454. <https://doi-org.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/10.5814/j.issn.1674-764x.2024.02.019>
- Xing Y, Wang X. Precision Agriculture and Water Conservation Strategies for Sustainable Crop Production in Arid Regions. *Plants (Basel)*. 2024 Nov 13;13(22):3184. doi: 10.3390/plants13223184. PMID: 39599396; PMCID: PMC11598231.
- Zhao, X., Yang, D., & Zhou, Y. (2024). The Impact of Digital Technology on Water Resources Management: Evidence from China. *Water (20734441)*, 16(19), 2867. <https://doi-org.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/10.3390/w16192867>