Agronomía Mesoamericana

UNIVERSIDAD DE COSTA RICA

Nota técnica

Volumen 37: Artículo fme6fc76, 2026
e-ISSN 2215-3608, https://doi.org/10.15517/fme6fc76

Clasificación del déficit hídrico en plantas de arándano mediante termografía de bajo costo e inteligencia artificial*

Classification of water deficit in blueberry plants using low-cost thermography and artificial intelligence

Jaime Andrade Ramirez[1], *Gina Maribel Valenzuela*[1], *Gabriel Martinez Roldan*[1], *Juan Fuentes Rojas*[1]

* Recepción: 29 de abril, 2026. Aceptación: 17 de julio, 2026. Este trabajo hace parte del proyecto de grado elaborado por Juan Fuentes Rojas y Gabriel Martínez Roldán, bajo la dirección de Gina Maribel Valenzuela, con el respaldo de la Universidad de Cundinamarca, Facatativá, Colombia.

[1] Universidad de Cundinamarca. Facatativá, Colombia. jeandrade@ucundinamarca.edu.co (https://orcid.org/0000-0001-6077-2449); gvalenzuela@ucundinamarca.edu.co (https://orcid.org/0000-0002-2833-1579); gabrielemartinez@ucundinamarca.edu.co (autor para correspondencia; https://orcid.org/0009-0004-3453-6193); jefuentes@ucundinamarca.edu.co (https://orcid.org/0009-0008-7084-984X).

Resumen

Introducción. El estrés por déficit hídrico es un factor limitante en la producción de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). La termografía infrarroja detecta este estrés, pero su alto costo limita su adopción. **Objetivo.** Desarrollar y validar un sistema de bajo costo, basado en termografía de baja resolución y una arquitectura de red neuronal multicapa, para la clasificación automática del estado hídrico en plantas de arándano bajo condiciones controladas. **Materiales y métodos.** Se utilizó un diseño longitudinal de caso único, estructurado como prueba de concepto computacional, con una planta 'Biloxi' en un microinvernadero en Cundinamarca, Colombia, durante 53 días, entre junio y agosto de 2025. Un microcontrolador gestionó un sensor térmico matricial (32 × 24 píxeles), sensores ambientales y una cámara RGB, y registró datos cada 20 min. Se generó un conjunto de datos etiquetado ("sana" o "estresada") mediante un índice empírico de estrés hídrico del cultivo. Se entrenó una red neuronal multicapa con arquitectura 768-30-1. **Resultados.** El modelo alcanzó el error cuadrático medio deseado en once épocas. La precisión de validación final fue del 99,34 %. La matriz de confusión mostró cuatro falsos negativos y un falso positivo, lo cual evidenció la capacidad de discriminación. **Conclusiones.** Los patrones térmicos de baja resolución contienen información suficiente para que una red neuronal multicapa clasifique el estado hídrico en plantas de arándano bajo condiciones controladas. Esta metodología constituye una alternativa de bajo costo y accesible para la agricultura de precisión.

Palabras clave: *Vaccinium corymbosum*, fenotipado, imagen infrarroja, aprendizaje automático.

Abstract

Introduction. Water deficit stress is a limiting factor in blueberry (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi') production. Infrared thermography detects this stress, but its high cost limits its adoption. **Objective.** To develop and validate a low-cost system, based on low-resolution thermography and a multilayer perceptron architecture, for the automatic classification of water status in blueberry plants under controlled conditions. **Materials and methods.** A longitudinal single-case design, structured as a computational proof of concept, was used with a 'Biloxi' plant in a micro-greenhouse

Agronomía Mesoamericana es desarrollada en la Universidad de Costa Rica bajo una licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional. Para más información escriba a pccmca@ucr.ac.cr o pccmca@gmail.com

in Cundinamarca, Colombia, for 53 days, between June and August 2025. A microcontroller managed a matrix thermal sensor (32 × 24 pixels), environmental sensors, and an RGB camera, and logged data every 20 min. A labeled dataset ("healthy" or "stressed") was generated using an empirical Crop Water Stress Index. A multilayer perceptron with a 768-30-1 architecture was trained. **Results.** The model reached the target mean squared error in eleven epochs. The final validation accuracy was 99.34 %. The confusion matrix showed four false negatives and one false positive, which evidenced the discrimination capability. **Conclusions.** Low-resolution thermal patterns contain sufficient information for a multilayer perceptron to classify water status in blueberry plants under controlled conditions. This methodology constitutes a low-cost and accessible alternative for precision agriculture.

Keywords: *Vaccinium corymbosum*, phenotyping, infrared imagery, machine learning.

Introducción

El arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi', familia Ericaceae) registró una tendencia de expansión notable dentro del sector agrícola en Colombia. Las exportaciones de frutos de esta especie alcanzaron los 2,2 millones de dólares durante el año 2022 (Asociación Nacional de Comercio Exterior [ANALDEX], 2023). Diversos análisis del sector proyectaron un crecimiento sostenido para los siguientes ciclos productivos (ANALDEX, 2023).

La productividad de este cultivo depende de un manejo hídrico riguroso. El arándano presenta un sistema radical superficial y carece de pelos radiculares, características que lo definen como una especie sensible al déficit hídrico (Balbontín & Reyes, 2023). Esta susceptibilidad reduce el crecimiento vegetativo, compromete la calidad del fruto y disminuye el rendimiento final de la cosecha (Morales, 2017). La detección temprana del estrés, antes de la aparición de síntomas visuales, resulta fundamental para optimizar el riego y asegurar la producción agronómica (Gomes et al., 2021; Pineda et al., 2021).

La termografía infrarroja es una técnica no destructiva que permite monitorear el estado hídrico de las plantas (Gomes et al., 2021; La Fata, 2021). El principio fisiológico indica que el estrés hídrico induce el cierre estomático, proceso que reduce la tasa de transpiración y eleva la temperatura foliar por encima de la temperatura del aire (Pineda et al., 2021; Still et al., 2019). Esta diferencia térmica constituye un indicador robusto del estrés en el cultivo (Still et al., 2019; Vieira & Ferrarezi, 2021).

La adopción masiva de la termografía enfrenta limitaciones debido al alto costo de las cámaras comerciales de alta resolución, cuyos valores en el mercado suelen superar los 6000 dólares estadounidenses (La Fata, 2021; Still et al., 2019). Si bien la literatura reciente reporta el uso de sensores térmicos modulares de resolución media de 120 × 60 píxeles, con costos aproximados de 164 dólares estadounidenses, su funcionamiento óptimo exige unidades de microprocesamiento avanzado que elevan el valor final de la implementación (Dong et al., 2024). Frente a esto, el desarrollo de prototipos que integran sensores matriciales de baja resolución (32 × 24 píxeles) y sensores ambientales (humedad relativa y temperatura ambiente) en un microcontrolador básico ofrece una solución integral y funcional por un costo aproximado de 200 dólares estadounidenses.

El uso de sensores matriciales de baja resolución presenta una limitación metodológica: la reducción del detalle espacial impide el cálculo tradicional de índices de estrés hídrico mediante inspección visual. Este vacío analítico justifica la transición hacia la inteligencia artificial. Las redes neuronales multicapa representan una solución en este escenario, dado que logran compensar la limitación óptica del *hardware* al extraer la firma térmica a partir de la matriz bruta de datos (Erazo-Aux et al., 2022; Gao et al., 2024). En consecuencia, el objetivo de esta investigación fue desarrollar y validar un sistema de bajo costo, basado en termografía de baja resolución y una arquitectura de red neuronal multicapa, para la clasificación automática del estado hídrico en plantas de arándano bajo condiciones controladas.

Materiales y métodos

La investigación aplicó un diseño longitudinal de caso único, estructurado como una prueba de concepto computacional. Este enfoque resulta idóneo en fases iniciales de validación de *hardware*. La evaluación intensiva de un espécimen individual mediante un prototipado explícito permite calibrar el transductor térmico y entrenar los algoritmos aislando el ruido biológico poblacional, planteamiento que sigue los lineamientos de la metodología Design Science Research para artefactos del internet de las cosas (Arz von Straussenburg et al., 2025).

Se seleccionó una planta de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi') de dieciocho meses de edad en etapa fenológica de floración y fructificación temprana. Esta se alojó en un microinvernadero (120 × 50 × 50 cm) ubicado en Madrid, Cundinamarca, Colombia. El confinamiento aisló factores externos como el viento y la precipitación para garantizar un entorno microclimático idóneo para la validación del *hardware*. La temperatura interna, superior a la exterior, facilitó la inducción del estrés hídrico bajo condiciones controladas.

El ciclo experimental incluyó 23 días iniciales de suspensión total de riego para inducir el déficit hídrico. Tras esta etapa, se aplicó una fase de recuperación de 30 días con un riego de 400 mL de agua diarios. En conjunto, el protocolo agronómico abarcó 53 días continuos.

El sistema de monitoreo operó mediante un microcontrolador de 32 bits y doble núcleo con frecuencia de 240 MHz. Esta unidad central integró 16 MB de memoria *flash*, 8 MB de memoria PSRAM y soporte nativo para redes inalámbricas. El dispositivo sincronizó la captura de datos de los sensores periféricos y estructuró los paquetes de información. Los registros se transmitieron mediante el protocolo HTTP hacia un aplicativo web de desarrollo propio. Esta plataforma en la nube, bajo una arquitectura de modelo-vista-controlador (MVC), almacenó los datos en un motor de base de datos relacional.

El componente principal consistió en un sensor de matriz térmica de baja resolución (32 × 24 píxeles) con un campo de visión de 55° × 35°. El dispositivo capturó la radiación infrarroja de onda larga (8-14 μm) emitida por el follaje. El sensor se posicionó con una vista frontal sobre el dosel para asegurar una cobertura térmica completa y no destructiva (Figura 1; Gao et al., 2024; Gomes et al., 2021). Las variables ambientales se registraron mediante un sensor digital perimetral de polímero capacitivo. Este transductor cuantificó la temperatura del aire y la humedad relativa con una resolución de 0,1 °C y 0,1 %, respectivamente, parámetros aptos para entornos agrícolas.



Figura 1. Sistema de monitoreo instalado en un microinvernadero con vista a la planta de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Figure 1. Monitoring system installed in a micro-greenhouse with a view over the blueberry plant (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

La cuantificación de la radiación solar incidente requirió un sensor de iluminancia digital de 16 bits. Este componente evaluó el espectro visible entre 400 y 700 nm con un pico de sensibilidad cercano a los 560 nm. La integración de estas variables ambientales resultó esencial para contextualizar la respuesta fisiológica vegetal (Pineda et al., 2021; Still et al., 2019). El montaje final incorporó una unidad de captura óptica con resolución de 2 megapíxeles. Esta cámara operó en el espectro visible para garantizar el registro fotográfico y facilitar la validación del encuadre de la matriz térmica.

El sistema se programó para registrar el conjunto completo de datos cada 20 min. El microcontrolador operó como nodo central del sistema para adquirir de forma sincrónica las lecturas de los componentes principales y complementarios (Figura 2). La unidad central consolidó la información y estableció la comunicación inalámbrica local para enviar los paquetes de datos hacia la base de datos alojada en la nube.

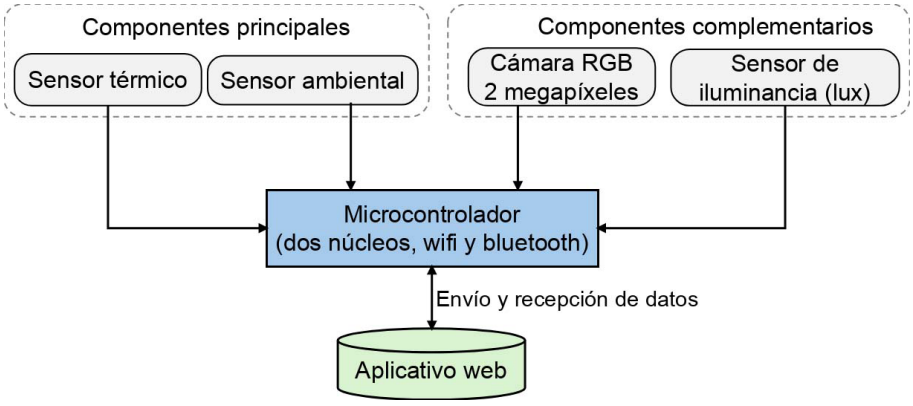

Figura 2. Diagrama de la arquitectura del sistema de monitoreo y flujo de datos hacia la plataforma en la nube para el estudio en arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Figure 2. Diagram of the monitoring system architecture and data flow to the cloud platform for the study on blueberry (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

El proceso de monitoreo abarcó 53 días continuos con capturas automatizadas. Los datos se transmitieron a la nube y se respaldaron de manera simultánea en una tarjeta de memoria de 64 GB. Esta doble vía de almacenamiento consolidó una base de datos de 3600 registros multidimensionales y permitió tolerar interrupciones menores de conectividad. Las variables capturadas y su función dentro del estudio se detallan en el Cuadro 1.

Cuadro 1. Descripción de las variables registradas durante el monitoreo de la planta de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Table 1. Description of the variables recorded during the monitoring of the blueberry plant (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

Tipo de variable	Parámetro	Unidad/formato	Función en el estudio
Térmica (entrada)	Radiación infrarroja	Matriz de 32 × 24 (decimal)	Base de entrenamiento para la red neuronal multicapa.
Ambiental	Temperatura del aire	Grados Celsius (decimal)	Cálculo del diferencial térmico foliar (ΔT) y etiquetado del índice de estrés hídrico.
Ambiental	Humedad relativa	Porcentaje (decimal)	Normalización del índice empírico de estrés hídrico.
Ambiental	Iluminancia	Lux (decimal)	Filtrado y categorización de franjas horarias.
Visual	Imagen RGB	2 megapíxeles (formato de imagen)	Calibración, enfoque y supervisión remota.

El sistema operó bajo un esquema de soporte multimodal. La red neuronal multicapa se entrenó solo con los vectores térmicos aplanados, mientras que los datos ambientales aportaron la información necesaria para la limpieza y el etiquetado del conjunto de datos. El registro visual RGB permitió la supervisión remota del estado fenológico y la calibración del sensor térmico, sin que fuera procesado por el modelo computacional.

El procesamiento de las imágenes térmicas requirió una técnica de segmentación para aislar la temperatura del follaje de elementos de fondo, como el suelo o la maceta. La configuración estática de la cámara y de la planta permitió prescindir de redes neuronales convolucionales complejas para esta tarea. Se aplicó una máscara binaria manual que seleccionó de forma exclusiva los píxeles correspondientes al dosel vegetal. Esta técnica redujo la carga computacional y garantizó que los valores térmicos extraídos provinieran en su totalidad del tejido foliar.

El etiquetado de los datos se fundamentó en un índice de estrés hídrico del cultivo (CWSI-E, por sus siglas en inglés) de carácter empírico. El cálculo exigió la construcción de líneas base dinámicas por medio de la correlación entre el diferencial térmico foliar (ΔT) y el déficit de presión de vapor (VPD). Se determinaron los valores térmicos máximos (hoja seca) y mínimos (hoja húmeda) mediante un análisis de regresión lineal por rangos horarios de 60 min a lo largo del periodo experimental. Las capturas con un índice inferior o igual a 0,3 se clasificaron en la categoría "sana" y correspondieron a la fase de riego regular. Los registros con un valor superior o igual a 0,6 se categorizaron como "estresada" durante la fase de suspensión hídrica.

El volumen final del conjunto de datos abarcó 1519 imágenes térmicas. Esta recopilación presentó un balance del 54,1 % para la clase "estresada" y del 45,9 % para la clase "sana" (Figura 3). Esta distribución balanceada previno sesgos de clasificación en el modelo computacional. Las imágenes térmicas y los datos ambientales crudos generados durante la fase experimental fueron depositados en un repositorio de acceso abierto para su consulta y reproducibilidad (Martinez Roldan et al., 2026).



Figura 3. Comparación visual entre la imagen RGB (izquierda) y la representación de la matriz térmica de 32 × 24 píxeles (derecha) de la planta de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi') monitoreada. Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Figure 3. Visual comparison between the RGB image (left) and the 32 × 24 pixel thermal matrix representation (right) of the monitored blueberry plant (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

Se empleó un *software* de simulación desarrollado en lenguaje de programación Python para implementar una arquitectura de red neuronal multicapa tipo *feedforward* con topología 768-30-1 (Figura 4). La capa de entrada recibió el vector aplanado de la matriz térmica segmentada. La capa oculta constó de treinta neuronas con función de activación sigmoide para capturar patrones no lineales. La capa de salida contó con una única neurona para efectuar la clasificación binaria final.

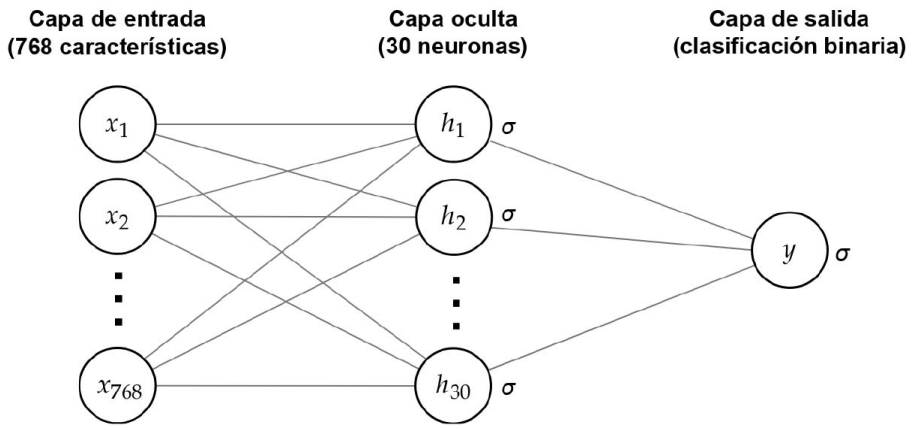

Figura 4. Diagrama esquemático de la arquitectura de la red neuronal multicapa implementada para la clasificación del estrés por déficit hídrico en arándano *(Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Se detalla la topología 768-30-1 indicando el flujo de datos desde el vector térmico de entrada, pasando por la capa oculta con función de activación sigmoide (σ), hasta la neurona de salida para la clasificación "sana" o "estresada".

Figure 4. Schematic diagram of the multilayer perceptron architecture implemented for water deficit stress classification in blueberry (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

The 768-30-1 topology is detailed indicating the data flow from the input thermal vector, through the hidden layer with a sigmoid (σ) activation function, to the output neuron for "healthy" or "stressed" classification.

El entrenamiento del modelo se realizó mediante el algoritmo de retropropagación. Se estableció la función de error cuadrático medio, una tasa de aprendizaje de 0,01 y un *momentum* de 0,9 para ejecutar este proceso. La elección de redes neuronales respondió a las exigencias analíticas particulares de este problema de estudio. Esta técnica computacional posee una alta capacidad para resolver relaciones complejas y no lineales presentes en la interpretación de secuencias de imágenes térmicas (Erazo-Aux et al., 2022; Kalluri & Selvaraj, 2024).

Resultados

El modelo de red neuronal multicapa se entrenó mediante la configuración óptima de hiperparámetros. Esta arquitectura constó de 768 neuronas de entrada, 30 neuronas ocultas y 1 neurona de salida. El entrenamiento alcanzó el objetivo de error cuadrático medio en un periodo de once épocas o ciclos completos de revisión. Las curvas de aprendizaje y validación descendieron de forma uniforme y se mantuvieron cercanas durante el ciclo de procesamiento, comportamiento que indicó un ajuste algorítmico adecuado para el entorno microclimático evaluado. La configuración de hiperparámetros establecida en la metodología permitió una convergencia rápida y estable de la arquitectura topológica (Figura 5).

La exactitud del modelo sobre el conjunto de validación incrementó de forma sostenida tras alcanzar un 96,32 % en la tercera época (Figura 5). De un total de 760 patrones evaluados, la red clasificó de forma correcta 348 imágenes como condición sana y 407 bajo déficit hídrico. El sistema registró cuatro falsos negativos y un falso positivo. Este bajo margen de error consolidó una exactitud final del 99,34 % en la undécima época del entrenamiento.

El modelo se sometió a una prueba de validación adicional con una imagen térmica no utilizada previamente de la misma planta. Al ingresar este nuevo dato, la red neuronal generó un valor de salida de 0,97. El valor objetivo para la clase sana se estableció en 0,9, por lo cual el algoritmo clasificó la captura de forma correcta. Este resultado confirmó la capacidad de inferencia del sistema dentro del dominio temporal estudiado.

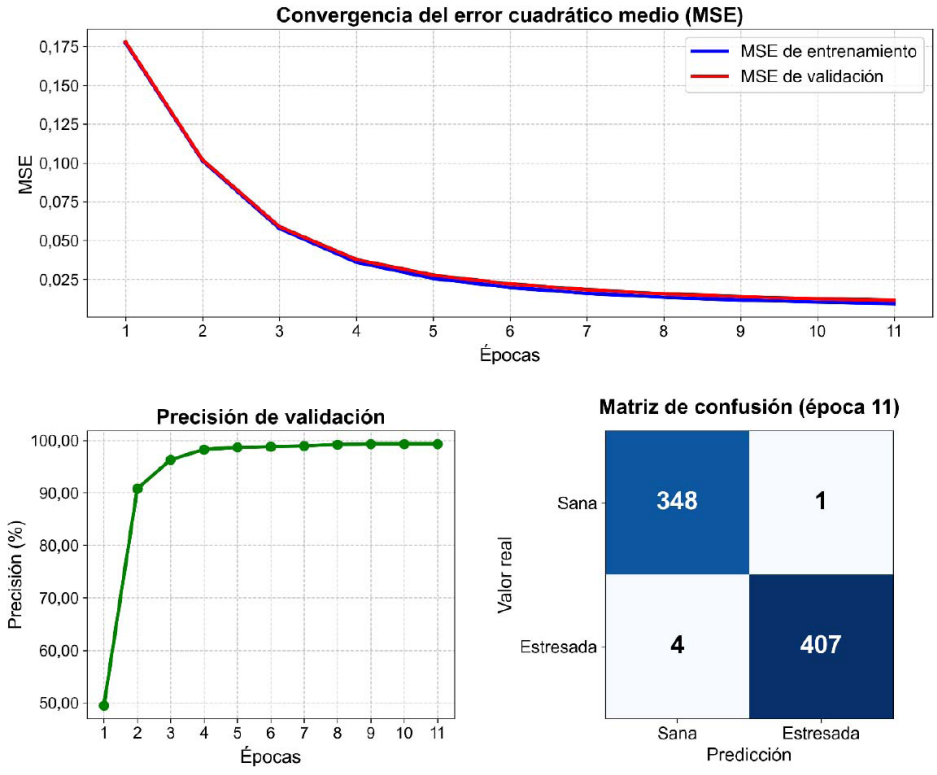

Figura 5. Métricas de entrenamiento y validación del modelo de red neuronal multicapa para la clasificación del estrés por déficit hídrico en plantas de arándano (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, junio-agosto de 2025.

Se observan las curvas de convergencia del error cuadrático medio (MSE), la evolución de la precisión y la matriz de confusión.

Figure 5. Training and validation metrics of the multilayer perceptron model for water deficit stress classification in blueberry plants (*Vaccinium corymbosum* L. 'Biloxi'). Madrid, Cundinamarca, Colombia, June–August 2025.

Mean squared error (MSE) convergence curves, accuracy evolution, and confusion matrix are shown.

Discusión

La capacidad de la matriz térmica para capturar la información térmica del dosel confirmó la viabilidad de utilizar sensores de baja resolución espacial en el fenotipado vegetal. El espectro térmico capturado operó como una firma distintiva robusta frente a la pérdida de detalle visual del follaje. Este hallazgo sugiere que la identificación de gradientes de temperatura mediante algoritmos computacionales no requiere infraestructuras de alta resolución de imagen (Gao et al., 2024). El sistema propuesto logró separar ambas condiciones hídricas al aprovechar la distribución global del calor superficial.

El fundamento fisiológico de esta clasificación reside en el cierre estomático inducido por el déficit hídrico. Este mecanismo de respuesta al estrés hídrico vegetal reduce la transpiración y eleva la temperatura foliar de la planta (Pineda et al., 2021; Still et al., 2019). El monitoreo visual RGB crudo y el control fitosanitario del confinamiento permitieron descartar patógenos o carencias nutricionales severas, lo que vinculó la anomalía térmica con la suspensión del riego. La red neuronal diferenció este patrón calórico al operar como un reconocedor matemático no lineal (Kalluri & Selvaraj, 2024).

La eficiencia de convergencia del modelo computacional subrayó la idoneidad de la arquitectura topológica en relación con el volumen de datos procesados. El entorno controlado del microinvernadero contribuyó de forma directa a minimizar los factores de confusión en el fenotipado (Vieira & Ferrarezi, 2021). La ausencia de corrientes de aire y la radiación solar uniforme limitaron el ruido térmico en las capturas del sensor infrarrojo (Dong et al., 2024; Pineda et al., 2021). Estas variables ambientales estables facilitaron el entrenamiento del algoritmo al generar un conjunto de datos con fronteras de decisión claras. El alto rendimiento predictivo obtenido resulta característico de escenarios experimentales con variabilidad ambiental reducida. La validación de este sistema en nuevas plantas o ciclos de cultivo exigirá estudios futuros para descartar efectos de autocorrelación temporal.

La proyección del prototipo hacia entornos comerciales exige considerar la inespecificidad de la respuesta infrarroja. El aumento de la temperatura foliar constituye un síntoma compartido con la alta densidad de población, las plagas o las deficiencias nutricionales (Gao et al., 2024; Moreno Quintanilla & Sotelo Aldana, 2020). El desempeño predictivo obtenido respondió al protocolo metodológico, en el que la suspensión hídrica actuó como factor de manipulación exclusivo. Esta delimitación conceptual posiciona al prototipo como una prueba de viabilidad tecnológica complementaria para mejorar los sistemas de detección que discriminen y jerarquicen los diferentes factores ambientales que inducen estrés en la planta. El escalamiento hacia la agricultura comercial requerirá entrenar modelos multivariables que distingan el déficit hídrico de otros estresores de campo.

Conclusiones

La integración de un sensor térmico de baja resolución con una arquitectura de red neuronal multicapa mostró potencial tecnológico para clasificar el estado hídrico en plantas de arándano variedad ‘Biloxi’. La capacidad del sistema computacional para extraer patrones térmicos a partir de matrices no nítidas validó el uso de instrumentación de bajo costo en el fenotipado digital. Este desarrollo aporta una base metodológica que podría contribuir a reducir las barreras económicas asociadas con estas tecnologías en la agricultura de precisión.

El sistema propuesto identificó patrones de temperatura foliar asociados con el déficit hídrico inducido mediante la suspensión del riego. Este resultado requiere impulsar trabajos que involucren otros factores importantes, como la densidad de población, el estado nutrimental, las plagas y las enfermedades, que también pueden generar estrés y producir respuestas térmicas similares en condiciones de agricultura comercial.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento al laboratorio de acuaponía LES-TOMA y a la asignatura de Inteligencia Artificial de la Universidad de Cundinamarca, extensión Facatativá, así como a los semilleros SERFAC y LINUDECX, por sus valiosos aportes y colaboración técnica.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses.

Referencias

Arz von Straussenburg, A. F., Aldenhoff, T. T., Nilges, M., & Riehle, D. M. (2025). IoT artifacts in information systems research – a design science problem. *Communications of the Association for Information Systems*, *55*, 1276-1300. https://doi.org/10.17705/1CAIS.05547

Asociación Nacional de Comercio Exterior. (2023). *Informe de las exportaciones colombianas de frutas - 2022*. https://www.analdex.org/wp-content/uploads/2023/04/Informe-de-Exportaciones-de-Fruta-2022.pdf

Balbontín S., C., & Reyes M., M. (2023). *Uso de inductores hormonales para incrementar la tolerancia a sequía y calidad de frutos en arándano* (Boletín INIA n.º 484). Instituto de Investigaciones Agropecuarias. https://hdl.handle.net/20.500.14001/69017

Dong, Y., Sloan, G., & Chappuies, J. (2024). Open-source time-lapse thermal imaging camera for canopy temperature monitoring. *Smart Agricultural Technology*, *7*, Artículo 100430. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100430

Erazo-Aux, J. H., Loaiza-Correa, H., & Restrepo-Girón, A. D. (2022). El ensayo no destructivo usando termografía infrarroja en el mundo y en América Latina: una revisión. *Scientia et Technica, 27*(1), 15-26. https://doi.org/10.22517/23447214.24717

Gao, X., Li, S., He, Y., Yang, Y., & Tian, Y. (2024). Spectrum imaging for phenotypic detection of greenhouse vegetables: A review. *Computers and Electronics in Agriculture, 225*, Artículo 109346. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109346

Gomes, F. F. L., Lima, J. S., & Pinheiro Neto, L. G. (2021). Aplicações da termografia na agricultura. *Agrarian Academy, 8*(16), 91-105. https://doi.org/10.18677/Agrarian_Academy_2021B9

Kalluri, R. D., & Selvaraj, P. (2024). A review on application of various deep learning techniques and filtering approach in plant phenotyping. *Majlesi Journal of Electrical Engineering, 18*(1), 217-240. https://doi.org/10.30486/mjee.2024.1986435.1135

La Fata, A. (2021). *Thermography to assess grapevine status and traits: Opportunities and limitations in crop monitoring and phenotyping – a review* [Tesis de maestría, Universidad de Lisboa]. Repositório Científico de Acesso Aberto da ULisboa. http://hdl.handle.net/10400.5/25449

Martinez Roldan, G. E., Fuentes Rojas, J. E., Valenzuela Sabogal, G. M., Andrade Ramirez, J. E., & Espinosa Garcia, A. (2026). *Dataset of low-resolution thermal images for water stress classification in blueberry (1.0.0)* [Conjunto de datos]. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.18788299

Morales A., C. G. (Ed.). (2017). *Manual de manejo agronómico del arándano* (Boletín INIA N.º 371). Instituto de Investigaciones Agropecuarias. https://hdl.handle.net/20.500.14001/6673

Moreno Quintanilla, C., & Sotelo Aldana, A. K. (2020). *Predicción del crecimiento del hongo Botrytis spp. en fresa (Fragaria ananassa) por medio de termografía infrarroja* [Trabajo de grado, Universidad de La Salle]. Ciencia Unisalle. https://hdl.handle.net/20.500.14625/33631

Pineda, M., Barón, M., & Pérez-Bueno, M.-L. (2021). Thermal imaging for plant stress detection and phenotyping. *Remote Sensing, 13*(1), Artículo 68. https://doi.org/10.3390/rs13010068

Still, C., Powell, R., Aubrecht, D., Kim, Y., Helliker, B., Roberts, D., Richardson, A. D., & Goulden, M. (2019). Thermal imaging in plant and ecosystem ecology: applications and challenges. *Ecosphere, 10*(6), Artículo e02768. https://doi.org/10.1002/ecs2.2768

Vieira, G. H. S., & Ferrarezi, R. S. (2021). *Use of thermal imaging to assess water status in citrus plants in greenhouses*. *Horticulturae, 7*(8), Artículo 249. https://doi.org/10.3390/horticulturae7080249