

Asistente inteligente de riego en tiempo real usando machine learning en un sistema embebido para reducir los costos por consumo de agua

Fecha de entrega: 25 de junio de 2025

Artículo

Hernández Jiménez Erick Yael, Miguel Martínez Ángel Gabriel, Serrano Ramos Josué, Valencia San Roman Joel

Dirigido por: Martínez Acosta Lilian

Instituto Politécnico Nacional

El manejo ineficiente del recurso hídrico, particularmente en el mantenimiento de jardines domésticos, constituye un reto significativo para optimizar el consumo de agua y disminuir los costos asociados. Los métodos de riego convencionales suelen carecer de la flexibilidad requerida para adaptarse a las condiciones ambientales en tiempo real, lo que restringe su eficiencia y potencial de ahorro. En respuesta a esta problemática, se presenta el diseño e implementación de un asistente inteligente de riego en tiempo real, basado en un sistema embebido que incorpora algoritmos de aprendizaje automático. Este sistema, desarrollado durante un periodo de 4 meses, tiene como objetivo optimizar el uso del agua en jardines residenciales. A través del empleo de técnicas de aprendizaje automático, el asistente logra tomar decisiones de riego adaptativo, contribuyendo directamente a la reducción de los costos asociados al consumo hídrico. Los resultados obtenidos subrayan el potencial de los sistemas inteligentes embebidos para enfrentar los desafíos del riego eficiente, ofreciendo un enfoque adaptable para la gestión sostenible del agua en contextos residenciales.

En la actualidad, el mundo enfrenta una problemática crítica que sigue en constante crecimiento, la urgencia de optimizar el uso de los recursos hídricos, especialmente en entornos urbanos de rápido crecimiento como lo son las ciudades, aunque apenas ocupan el 3 % de la superficie terrestre, ejercen una presión considerable sobre los sistemas hídricos, haciendo que la gestión del agua sea una preocupación primordial [1]. En México, esta situación es particularmente apremiante, el director Vega López señala que específicamente en el Valle de México, existen restricciones en la oferta de agua que amenazan la seguridad hídrica de la Región Hidrológico-Administrativa XIII (RHA XIII), comprometiendo gravemente la sustentabilidad[2]. Dentro de este contexto, tenemos diversidad de actividades cotidianas que se responsabilizan de esta problemática porque son fáciles de no

seguir los criterios ambientales adecuados para cumplir una buena optimización del uso de los recursos hídricos, entre ellas destacamos el riego de jardines domésticos.

Diversos estudios han propuesto soluciones para la gestión del agua, incluyendo la modernización de infraestructuras, la consideración de factores socioambientales y enfoques basados en la naturaleza. En el ámbito tecnológico, se han propuesto sistemas de riego con Inteligencia Artificial (IA) que se apoyan con factores del propio entorno, estas propuestas al ser evaluadas y comparadas han demostrando su potencial para reducir el consumo de agua de entre un 30 % hasta un 50 % en comparación con métodos tradicionales [3]. Sin embargo, muchas de estas propuestas presentan limitaciones para contextos domésticos debido a su alto costo, complejidad o dependencia de infraestructura especializada. Esto genera una brecha en la

disponibilidad de soluciones accesibles y eficientes para el ahorro de agua en jardines residenciales.

Para abordar esta brecha y desarrollar una solución práctica y económica que sea aplicable dentro de entornos domésticos, este estudio aborda la problemática específica del alto consumo de agua en el cuidado de jardines domésticos, ejemplificado en el domicilio lote 30, manzana 5, Calle Cerro de la Silla, colonia Sagitario 1, Ecatepec de Morelos, donde se ha contabilizado un promedio de 240 L/mes para un jardín de 49 m². Esta vivienda es considerada como una unidad

doméstica, media y de uso medido, por lo que el costo de consumo de agua, considerando solo al jardín, se estima en \$107.9829/mes y \$1,295.7948/año[4].

Con el objetivo de resolver esta situación, el trabajo se centra en el diseño e implementación de un asistente inteligente de riego en tiempo real, buscando reducir los costos relacionados con el consumo de agua en este jardín doméstico. El enfoque metodológico adoptado es de tipo mixto, combinando métodos cuantitativos para evaluar el impacto técnico del sistema y cualitativos para analizar la percepción y aceptación de los usuarios.

1. Results

1.1. Variación de la temperatura ambiente

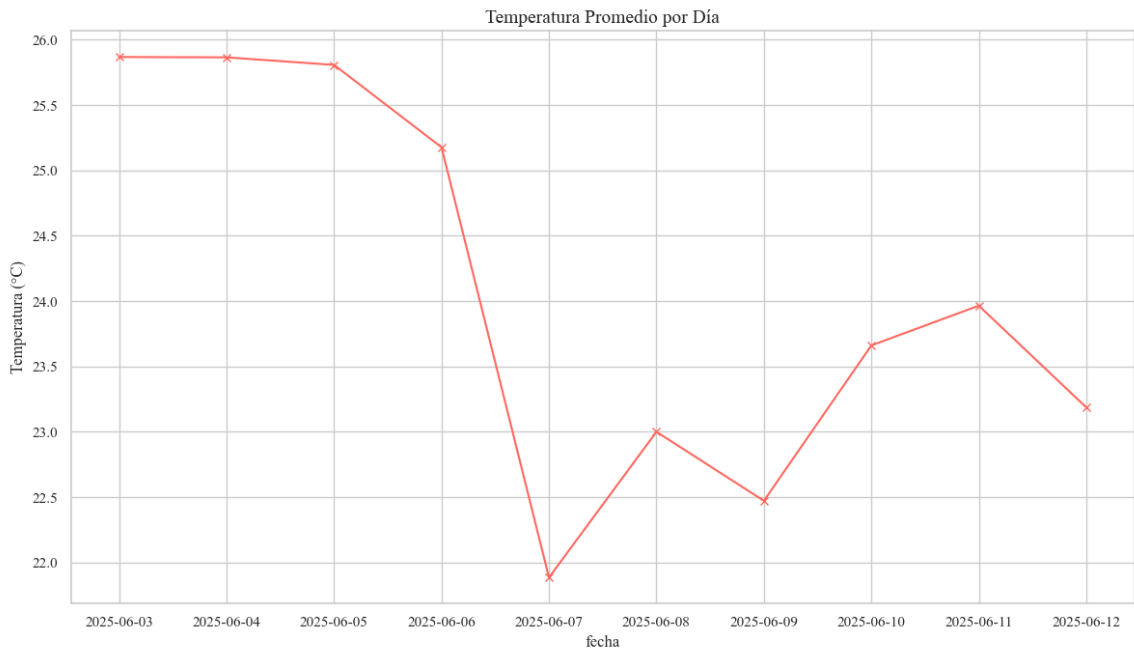


Fig. 1 Temperatura. Este gráfico muestra la evolución promedio de la temperatura registrada por los sensores en el jardín doméstico durante el periodo.

Este gráfico muestra la evolución promedio de la temperatura registrada por los sensores en el jardín doméstico durante el periodo febrero-junio de 2025. Se observan patrones diarios de temperatura, con picos más altos alrededor del mediodía y descensos durante la noche.

Con estos resultados, se detallan las condiciones de temperatura y su correlación con el riego. La siguiente sección explora las variaciones observadas en las lecturas de humedad a lo largo del periodo de estudio.

1.2. Monitoreo de humedad

La humedad promedio del suelo, medida durante el período de estudio de 10 días, oscila entre 707.25 y 802.83 unidades en una escala de 0 (presencia total de humedad) a 4500 (ausencia total de humedad) establecida por el sensor de humedad implementado dentro del sistema de riego según los datos registrados.

Los primeros días del periodo se identifican como una fase de calibración y adaptación inicial del sistema de riego. Durante este periodo inicial se obtienen valores más altos de humedad como se muestra en la gráfica [3].

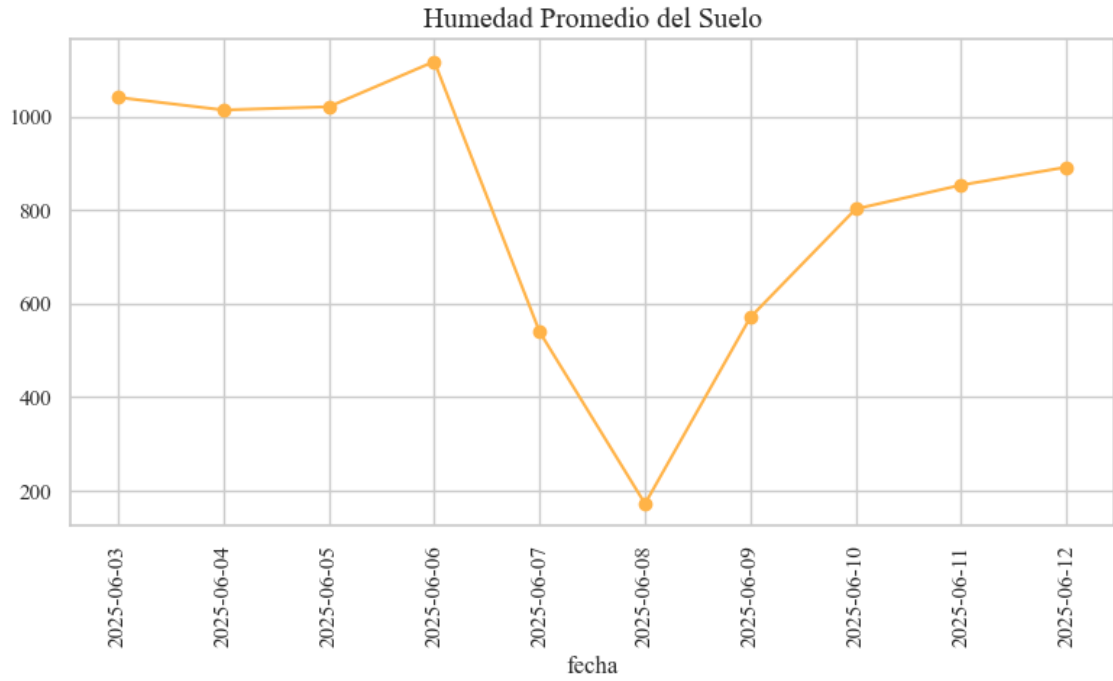


Figura 1 Frecuencia de riego contra humedad ambiente.

Al pasar el cuarto día, los valores se van normalizando hasta lograr una tendencia uniforme por el resto del periodo, siendo reflejado en la frecuencia de riego por día, mostrando la adaptación del sistema a su entorno al reducir la frecuencia.

Si bien un periodo de observación más extenso permitiría identificar esta tendencia, los resultados actuales ya evidencian una mejora significativa en la capacidad del sistema para mantener condiciones de humedad constantes, lo cual es fundamental para la optimización del consumo de agua en entornos domésticos que será explorada a detalle en la siguiente sección.

1.3. Consumo de agua

Durante los 10 días de monitoreo de la fase de implementación del asistente inteligente de riego se registraron 2 días cuya frecuencia de riego fue de dos veces. Posteriormente, cada dos días se regaba una vez. Considerando que, por cada apertura de las válvulas, se daba el paso a 4.93 L; en los primeros dos días se hizo un gasto diario de 9.86 L; luego, el gasto se redujo a 4.93 L por cada dos días.

Por otro lado, se puede describir una frecuencia de riego de 0.8 veces al día y una desviación estándar de 0.789 veces. Estos datos se traducen a un consumo medio de 3.944 L con una desviación estándar de 3.889 L. Así, para analizar la operación del sistema una vez estabilizado, se calcularon las métricas excluyendo los dos primeros días de implementación. La media es de 0.5 veces al día con una desviación estándar de 0.536 veces, implicando un consumo medio de 2.465 L con una desviación de 2.635 L.

En comparación, el sistema de riego tradicional tiene una frecuencia de riego de una vez al día en un horario fijo con el ajuste manual del volumen de riego ante la presencia de lluvia a lo largo del día, consumiendo 78 L para un periodo equivalente. Estos resultados y datos recabados se discuten en la siguiente sección.

2. Discusión

2.1. Reducción en el consumo de agua

El asistente inteligente de riego demostró una reducción significativa en el consumo de agua en un periodo de 10 días, el sistema tradicional consumió un aproximado de 78 L mientras que el sistema propuesto, tuvo un consumo total de aproximadamente 39.44 L en un periodo igual a 10 días. Esto representa una notable reducción del 49.44

La principal limitación es el corto periodo de monitoreo de 10 días, que, aunque muestra buenos resultados, requiere validación a largo plazo para que pueda considerar más cambios de clima como por ejemplo días constantes de lluvia o soleados o fríos y de ese modo tener una identificación de patrones estacionales que

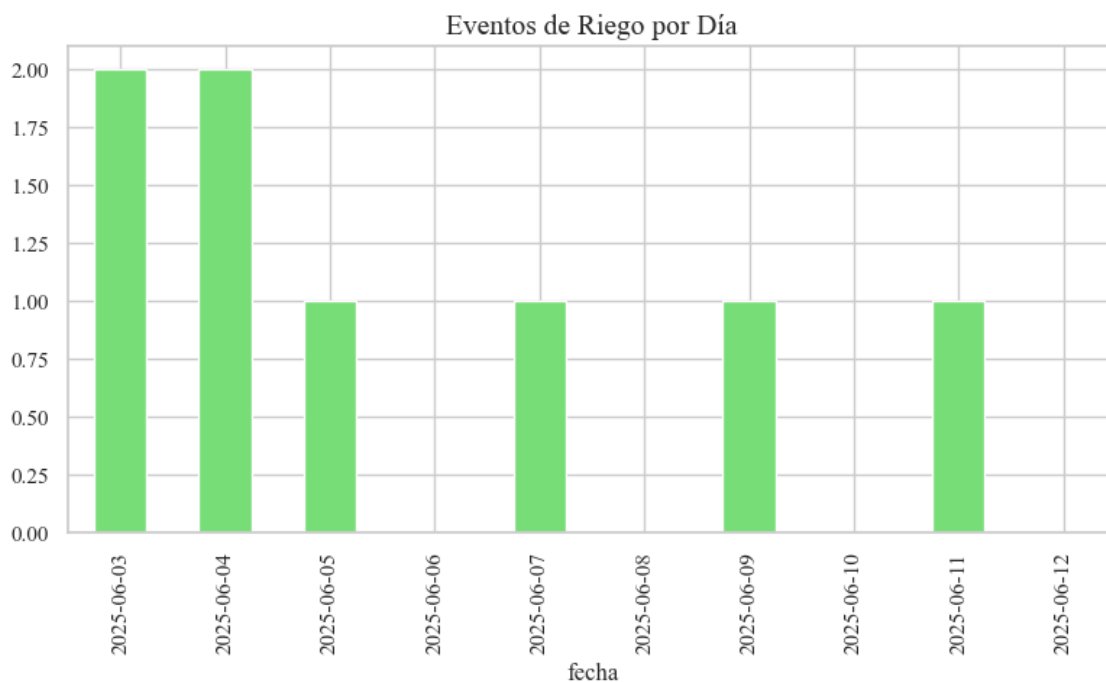


Figura 2 Eventos de riego diarios.

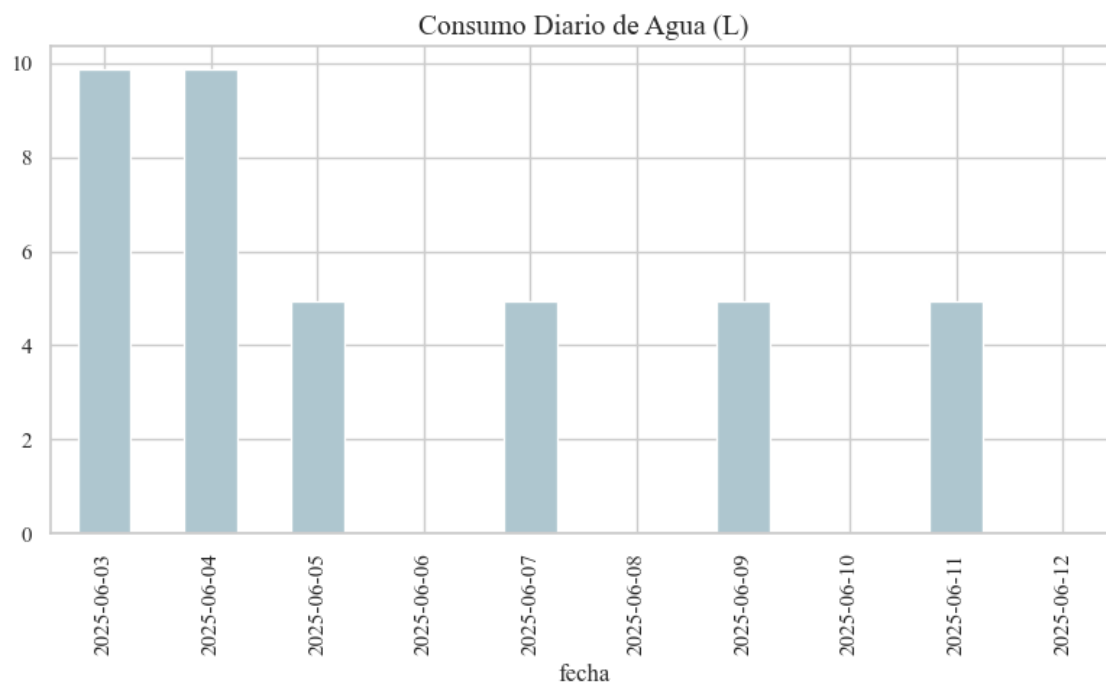


Figura 3 Consumo diario de agua.

podrían influir en el consumo. A pesar de eso, el éxito del sistema resalta muy bien el potencial del machine learning en sistemas embebidos para la optimización de recursos, sin embargo, se tendrá contemplado que para futuras investigaciones se deberá extender el tiempo de monitoreo.

2.2. Variables relevantes

El monitoreo de variables ambientales fue fundamental para el funcionamiento del sistema, se encontró una correlación positiva moderada (coeficiente de Pearson de 0.4602) entre la temperatura ambiente y la frecuencia

de riego, con temperaturas diarias promedio de 23.38°C, se identificaron dos casos atípicos de riego en las temperaturas de 0°C y 26°C. Respecto a la humedad del suelo, los valores oscilaron entre 707.25 y 802.83 unidades. Se observó una fase inicial de calibración con valores de humedad más altos, seguida de una normalización y una tendencia uniforme a partir del cuarto día, lo que se correlacionó con una reducción en la frecuencia de riego. La correlación positiva entre la temperatura y la frecuencia de riego es un indicador crucial de que el sistema responde de manera lógica a las necesidades hídricas del jardín, los casos atípicos nos muestran áreas para la mejora en la robustez del modelo frente a valores extremos o lecturas inusuales y el comportamiento de la humedad del suelo demuestra la capacidad de adaptación y autorregulación del sistema. Esta fase de calibración inicial es esperable en un sistema de machine learning que se adapta al entorno, se ajustó y mantuvo la humedad del suelo en un nivel ideal, lo que automáticamente redujo la frecuencia de riego, eso válida la eficiencia del algoritmo para evitar el sobre-riego y garantizar el suministro adecuado de agua.

Similar al consumo de agua, la limitación principal fue el periodo de monitoreo de solo 10 días, que, aunque suficiente para observar tendencias iniciales y la adaptación del sistema, no permite capturar variaciones estacionales en la temperatura y la humedad, las cuales sí pudieron haber influido en el rendimiento del sistema. La presencia de casos atípicos en la temperatura también nos muestra que el modelo podría beneficiarse de algoritmos más avanzados para el manejo de valores extremos.

El sistema mostró que puede mantener la salud del jardín mientras se minimiza el desperdicio de agua. En futuras investigaciones se podría poner más enfoque en la integración de más variables fuera de los sensores como lo son los pronósticos meteorológicos a corto plazo. También sería valioso explorar la implementación de algoritmos de machine learning más complejos que puedan aprender patrones a largo plazo y manejar de forma más sofisticada los datos atípicos para optimizar aún más la toma de decisiones de riego.

3. Métodos

3.1. Componentes usados

El sistema de riego inteligente fue diseñado con una arquitectura modular basada en el microcontrolador ESP32-WROOM-32 (Expressif Systems), por su conectividad Wi-Fi integrada y soporte para protocolos de comunicación inalámbrica de baja latencia, como ESP-NOW, que permite la interoperabilidad sin conexión constante a internet (Ponce Pérez et al., 2021).

La arquitectura incluye sensores ambientales, una unidad de procesamiento y actuadores, componentes interconectados para monitorear y controlar el riego en tiempo real en un jardín doméstico experimental.

Los siguientes componentes fueron integrados, con especificaciones técnicas para garantizar el rendimiento y la compatibilidad:

- Microcontrolador ESP32-WROOM-32: Placa de desarrollo con ADC (Convertidor Analógico-Digital) de 12 bits, 32 pines GPIO (pins de Entrada y salida de Propósito General) digitales/analógicos y soporte para Micro Python. Se conectó a sensores a través de pines ADC (GPIO 34 para salida analógica, GPIO 32 para salida digital) y GPIO digitales (GPIO 15 para el relé). Su capacidad de procesamiento permite ejecutar algoritmos de decisión en tiempo real.
- Sensor de Humedad YL-69/YL-38: Un sensor resistivo de humedad del suelo (YL-69) acoplado al módulo YL-38, que incluye un comparador LM393 SMD. El módulo YL-38 ofrece salidas analógica (A0, 0-4.2 V) y digital (D0, ajustable por umbral). Especificaciones: voltaje de operación 3.3-5 V, corriente 35 mA. La salida analógica A0 se conectó al pin GPIO 34 del ESP32 para lecturas de contenido volumétrico de agua (VWC). Debido a su diseño resistivo, se reconoce la limitación por corrosión a largo plazo.
- Sensor de Temperatura y Humedad DHT11: Sensor digital que mide temperatura (0-50°C, precisión $\pm 2^\circ\text{C}$, resolución 0.1°C) y humedad del aire (20-90 % RH, precisión ± 4 % RH, resolución 1 % RH). Opera a 3.3-5 V y se conecta al GPIO 32 del ESP32 mediante una interfaz de un solo cable para salida digital.
- Sensor de Lluvia: Módulo basado en el comparador LM393, con una celda de detección. Opera a 3.3-5 V y proporciona una salida analógica (conectada al pin GPIO 35 del ESP32) y digital (D0, ajustable). Detecta precipitaciones para inhibir el riego, con un tiempo de respuesta < 1 s.
- Electroválvula Solenoide: Válvula de 3/4" NPS, normalmente cerrada (NC), fabricada en plástico y latón, con voltaje de actuación de 12 VDC, corriente de 300 mA, presión de trabajo de 0.02-0.8 MPa y vida útil de 50,000 ciclos. Se conectó a través de un relé al pin GPIO 15 del ESP32, permitiendo el control del flujo de agua con tiempos de respuesta de 0.15 s (apertura) y 0.3 s (cierre).
- Relé: Módulo de relé estándar de 12 V, con un canal de control a 5 V, conectado al pin GPIO 15 del ESP32 para activar la electroválvula. Soporta corrientes de hasta 10 A, asegurando una actuación confiable.

- Fuente de Alimentación: Fuente regulada de 5V DC, 2 A, implementada mediante un convertidor reductor (modelo LM2596) para alimentar el ESP32, sensores y relé. La electroválvula se alimentó con una fuente separada de 12 VDC, 1 A, para evitar interferencias.

Los componentes se ensamblan en una carcasa resistente a la intemperie, con cables de sensores expuestos al suelo y la atmósfera. Las conexiones se realizaron mediante una placa de prototipado, con los pines del ESP32 asignados como sigue: GPIO 34 (A0 del YL-38), GPIO 32 (DHT11), GPIO 35 (A0 del sensor de lluvia), GPIO 15 (relé para electroválvula).

El firmware del ESP32 se desarrolló en MicroPython utilizando el IDE Thonny, con las bibliotecas machine para control de pines como dht para el DHT11 y utime para sincronización.

El algoritmo de control implementó una lógica basada en umbrales: el riego se activa si la humedad del suelo (lectura analógica del YL-38) cae por debajo del 40

Los eventos de riego se limitan a 1-2 minutos, con un máximo de 4 eventos diarios. Los datos de sensores se procesan cada 30 minutos, con filtrado de ruido mediante un promedio móvil (ventana de 5 muestras).

3.2. Distribución de asistente inteligente de riego

La arquitectura funcional del sistema se diseñó siguiendo el enfoque de tres capas descrito anteriormente: percepción, procesamiento y actuación. Esta estructura se implementó mediante tres módulos físicos: el módulo de recolección de datos, el módulo de procesamiento y el módulo de válvulas, cada uno con funciones específicas coordinadas a través de comunicación inalámbrica directa.

El módulo de recolección de datos está conformado por sensores encargados de medir la humedad del suelo, temperatura ambiental y la presencia de lluvia, permitiendo capturar en tiempo real las condiciones ambientales del entorno de prueba.

Los datos obtenidos se transmiten al módulo de procesamiento utilizando el protocolo ESP-NOW, que permite la comunicación entre microcontroladores sin necesidad de conexión a internet o infraestructura adicional.

El módulo de procesamiento actúa con los datos recopilados por el anterior módulo. Este módulo ejecuta un modelo de regresión logística, cuyo objetivo es predecir la necesidad de riego en función de las variables ambientales medidas.

La decisión de activar el riego se basa en la probabilidad estimada por el modelo, utilizando un umbral de activación ajustado a un valor de 0.5, si la predicción del modelo sobrepasa el umbral mencionado se regará el jardín en caso contrario no se llevará a cabo el riego.

Finalmente, el módulo de válvulas implementa la capa de activación del sistema. A partir de la señal emitida por el módulo de procesamiento, este módulo opera una electroválvula mediante un circuito de control con relé, permitiendo el paso de agua al jardín cuando las condiciones lo requieren.

Esta estructura modular y distribuida facilita la expansión del sistema a mayor escala mediante la replicación de nodos sensores, manteniendo una lógica de control centralizada.

4. Recopilación de datos

El sistema fue evaluado durante un periodo experimental de diez días comprendido entre el 3 y el 12 de junio de 2025. Durante este intervalo, se registraron de forma continua las siguientes variables: humedad del suelo, temperatura ambiental, ocurrencia de lluvia y activaciones de la electroválvula. Los datos fueron almacenados localmente en formato CSV dentro de la memoria no volátil, con el objetivo de facilitar su posterior análisis fuera de línea.

Para realizar la consulta de los datos almacenados, el proceso de medición se interrumpe en un periodo de 10 minutos lo cual hacía que se perdieran datos del jardín en este tiempo sin embargo no se interrumpe el accionamiento de las válvulas además de que estas interrupciones se realizaban en horarios que no interfirieran en el funcionamiento del módulo de procesamiento.

La frecuencia de muestreo no fue constante, ya que estuvo determinada por la lógica de activación del microcontrolador y el comportamiento dinámico de las condiciones ambientales. A pesar de esta variabilidad, los datos obtenidos resultaron suficientes para construir series temporales que permitieron analizar tendencias de comportamiento del sistema.

El análisis exploratorio de los datos fue realizado externamente mediante herramientas de hoja de cálculo y análisis de datos en Python, lo que permitió identificar patrones de estabilización del sistema, así como inferir su capacidad de adaptación progresiva al entorno específico en el que fue implementado.

Referencias

- [1] Organización de las Naciones Unidas. *Objetivo 11: Lograr que las ciudades sean más inclusivas, seguras, resilientes y sostenibles*. Organización de las Naciones Unidas, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/water-and-sanitation/>. [Último acceso: 21 06 2025].
- [2] E. Vega López. *Agua, crecimiento económico y bienestar social en México*. Revista de Economía Mexicana Anuario UNAM, vol. I, no. 8, pp. 233–294, 2023.
- [3] A. Glória, J. Cardoso y P. Sebastião. *Sustainable Irrigation System for Farming Supported by Machine Learning and Real-Time Sensor Data*. Sensors, 2021.
- [4] Comisión del Agua del Estado de México. *Tarifas de agua potable, drenaje y tratamiento de aguas residuales*. Agencia Digital del Estado de México, 2024. [En línea]. Disponible en: https://caem.edomex.gob.mx/tarifas_agua_potable_drenaje_y_tratamiento_aguas_residuales. [Último acceso: 21 06 2025].