

Bogotá, 14 de noviembre de 2025

Programa
Maestría en Administración – MBA
Facultad Ciencias Económicas – Administrativas

Ref: Aval Parcial Proyecto de Intervención en la Organización

En mi calidad de director del proyecto titulado “**Gestión Sostenible del Agua en el cultivo de Caña de Azúcar: Integración de Sensores IoT y analítica de datos**”, presentado por:

NOMBRE COMPLETO ESTUDIANTE	DOCUMENTO DE IDENTIFICACIÓN
ANGELICA AYA AVALOS	1.143.848.867
DIEGO FERNANDO BURBANO	1.113.525.368

Estudiantes de la Maestría en Administración MBA, me permito informar que la **entrega parcial** de avance del trabajo cumple con los criterios de pertinencia y validez dentro de la disciplina académica e investigativa y las condiciones de forma.

Estamos avanzando según el cronograma para entregar de manera definitiva dentro de los plazos definidos de acuerdo con la programación académica.

Cordialmente,



Camilo Torres

CC 79732016

camilo.torres@utadeo.edu.co

**"Gestión Sostenible del Agua en el cultivo de Caña de Azúcar: Integración de Sensores
IoT y analítica de datos"**

Angelica Aya Avalos

Diego Fernando Burbano Hurtado

Proyecto de Intervención en la Organización III
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano

Bogotá

2025



TABLA DE CONTENIDO

	PAG.
1. INTRODUCCIÓN	6
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	7
3. JUSTIFICACIÓN	10
4. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	12
5. HIPOTESIS.....	12
6. OBJETIVO GENERAL	13
7. OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	13
8. ESTADO DE ARTE	13
9. MARCO CONCEPTUAL.....	21
9.2. ZONIFICACIÓN AGROECOLÓGICA.....	25
10. MARCO TEORICO.....	26
11. METODOLOGÍA	30
11.1. CONTEXTO.....	30
11.2. MODELOS DE ANALÍTICA UTILIZADOS EN EL PROCESAMIENTO Y EVALUACIÓN DE LOS DATOS	31
11.2.1. Modelos de analítica descriptiva	32
11.2.2. Modelos de Analítica Diagnóstica (Diagnostic Analytics)	32
11.2.3. Modelos de Analítica Automatizada	33
11.3. TÉCNICAS Y HERRAMIENTAS	34
11.4. VARIABLES SELECCIONADAS	35
11.5. POBLACIÓN Y MUESTRA	35

11.6.	DEFINICIÓN DE VARIABLES	37
11.7.	SEGUIMIENTO DE LOS DATOS.....	37
11.8.	TRANSFORMACIÓN Y ESTANDARIZACIÓN DE DATOS	38
11.9.	PLAN DE VALIDACIÓN Y CONTRASTE DE RESULTADOS	38
	11.9.1. <i>Agua aplicada por hectárea en el ciclo vs histórico</i>	39
	11.9.2. <i>Costo total del riego con sensores vs histórico</i>	39
	11.9.3. <i>Eventos de riego por ciclo con sensores vs histórico</i>	39
11.10.	LIMITACIONES	39
11.11.	SELECCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO	39
11.12.	INSTALACIÓN DE ESTACIÓN DE MEDICIÓN	41
12.	FASE ANALITICA	43
12.1.	INICIO DE TOMA DE DATOS.....	43
12.2.	SEGUIMIENTO E IDENTIFICACIÓN DE VALORES ATÍPICOS	44
12.3.	PREPARACIÓN DE DATOS	44
12.4.	ESTANDARIZACIÓN DE DATOS	46
13.	ANÁLISIS Y RESULTADOS.....	48
13.1.	EXPLORACIÓN DE DATOS MEDIANTE MÉTODOS ESTADÍSTICOS	48
13.2.	ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA DISTRIBUCIÓN DE LAS VARIABLES	50
13.3.	LIMPIEZA DE DATOS.....	52
	13.3.1. <i>Configuración y descripción general</i>	53
	13.3.2. <i>Filtros</i>	55
	13.3.3. <i>Limpieza y anotación visual</i>	55
13.4.	VISUALIZACIÓN	57

13.1.	IMPACTO DEL USO DE SENSORES DE POTENCIAL MÁTRICO EN EL CONSUMO DE AGUA	58
13.2.	VOLUMEN DE AGUA APLICADA POR HECTÁREA	59
13.3.	INFLUENCIA DE LA IMPLEMENTACIÓN DE ESTACIONES DE POTENCIAL MÁTRICO EN EL COSTO TOTAL POR CICLO	60
13.4.	USO DE SENSORES DE POTENCIAL MÁTRICO AUTOMATIZADO Y SU IMPACTO EN LA PRODUCTIVIDAD POR CICLO	60
14.	CONCLUSIONES	63
15.	BIBLIOGRAFIA	65

INDICE DE TABLAS

	Pág.
<i>Tabla 1 Datos registros de históricos consumos de agua</i>	46
<i>Tabla 2 Estandarización de datos</i>	47
<i>Tabla 3 Históricos consumos de agua</i>	47
<i>Tabla 4 Advertencias y recomendaciones para las variables</i>	49
<i>Tabla 5 Diagnóstico de la lista de variables</i>	50
<i>Tabla 6 Distribución de variables</i>	51

INDICE DE FIGURAS

	Pág.
<i>Figura 1 Estados fenológicos de la caña de azucar</i>	23
<i>Figura 2 Ubicación cartográfica de la hacienda Valparaiso San Mateo</i>	41
<i>Figura 3 Esquema de instalación de la estación</i>	42

Figura 4 <i>Instalación en campo de estación PMS</i>	42
Figura 5 <i>Comportamiento del potencial matrico</i>	43
Figura 6 <i>Datos de los sensores de potencial matrico</i>	44
Figura 7 <i>Estructura de los datos</i>	45
Figura 8 <i>Diagnostico de valores atipicos sensor profundo 6</i>	51
Figura 9 <i>Estructura general de los datos estadísticos</i>	53
Figura 10 <i>selección de filtros</i>	55
Figura 11 <i>grafico serie temporal Sensor superficial 6</i>	55
Figura 12 <i>grafico serie temporal sensor superficial 6 tratados</i>	56
Figura 13 <i>Dashboard de resultados</i>	56

1. INTRODUCCIÓN

La caña de azúcar es uno de los cultivos más relevantes del Valle del Cauca, tanto por su contribución económica como por las condiciones agroecológicas que favorecen su desarrollo. Sin embargo, su elevada demanda hídrica y la dependencia de sistemas de riego suplementarios representan desafíos significativos para su sostenibilidad. Aunque la región presenta un régimen de lluvias bimodal, este aporte natural no garantiza un suministro suficiente durante todo el ciclo del cultivo, lo que obliga a implementar prácticas de riego que aseguren una adecuada disponibilidad de agua. Tradicionalmente, estas decisiones se han realizado mediante criterios empíricos basados en la experiencia del agricultor, una práctica que, si bien responde a la tradición productiva, genera incertidumbre, incrementa los costos operativos y puede comprometer el uso eficiente del recurso hídrico.

De acuerdo con esta problemática, surge la necesidad de avanzar hacia modelos de producción agrícola más sostenibles. En respuesta a este contexto, el presente proyecto de intervención se orienta a evaluar el impacto de la digitalización del riego mediante tecnologías IoT, específicamente a través de sensores de potencial mátrico del suelo (PMS) integrados con herramientas de analítica de datos. El propósito central consiste en determinar si la medición continua del estado hídrico del suelo contribuye a optimizar la programación del riego, reducir costos y mejorar la eficiencia hídrica y productiva del cultivo.

La investigación se desarrolló bajo un enfoque aplicado, cuantitativo y experimental. Se implementó un sistema de monitoreo basado en sensores instalados en una unidad productiva representativa del sector cañero, cuya información fue analizada mediante técnicas estadísticas y de minería de datos para identificar patrones, valores atípicos y relaciones entre variables como el consumo de agua, la frecuencia de riegos y la productividad. Esta aproximación

permitió contrastar el desempeño del cultivo en tres ciclos sucesivos: dos gestionados mediante prácticas tradicionales y uno intervenido con la tecnología PMS.

Los resultados obtenidos revelan diferencias sustanciales en la gestión del riego entre los ciclos comparados. En particular, el ciclo que incorporó sensores mostró una reducción en el número de eventos de riego, una aplicación de agua más ajustada a las necesidades reales del cultivo y una disminución significativa en los costos asociados. Asimismo, se observó un comportamiento positivo en la productividad, lo que sugiere que un manejo hídrico más preciso contribuye a mejorar las condiciones fisiológicas del cultivo durante sus etapas críticas. Estos hallazgos evidencian que la integración de tecnologías IoT y analítica de datos en sistemas de riego no solo representa una innovación metodológica, sino que constituye una estrategia efectiva para fortalecer la sostenibilidad y competitividad del sector cañero mediante la toma de decisiones fundamentada en información objetiva y en tiempo real.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La productividad del cultivo de caña de azúcar depende en gran proporción de la disponibilidad hídrica del suelo. En el valle del Cauca las precipitaciones fluctúan entre 800 y 2.600 mm con un régimen bimodal de lluvias comprendidos entre los meses de marzo a mayo y de septiembre a noviembre (Cenicaña, 2004). En el Valle del río Cauca un suelo típico tiene la capacidad de almacenar aproximadamente 400 mm de agua en los primeros 100 cm de profundidad; de los cuales un 50% pueden ser aprovechados por las plantas, permitiendo que el suelo actúe como un reservorio de agua para las plantas. Sin embargo, esta cantidad no es suficiente para suplir la necesidad del cultivo.

Teniendo en cuenta lo expuesto anteriormente, el riego en la caña de azúcar se convierte en una práctica fundamental para garantizar un óptimo desarrollo. Sin embargo, el alto costo y el elevado consumo de agua derivados de la labor de riego, ha llevado al sector azucarero a la implementación de prácticas que tengan como resultado una mayor eficiencia en el uso del agua tales como el balance hídrico para la programación de riegos, variedades de caña con mayor adaptabilidad a ambientes secos y tecnologías de riego más eficientes (Cenicaña, 2004).

De acuerdo con Anjum et al. (2023), los agricultores en la actualidad toman decisiones para la implementación del riego basándose en métodos empíricos derivados de la experiencia, dando como resultado a una mala administración del agua. La implementación de herramientas para la toma de estas decisiones, garantizan a los agricultores el uso eficaz de los sistemas de riego.

En Colombia, las redes de estaciones meteorológicas recopilan información clave para el monitoreo de fenómenos naturales. Sin embargo, la diversidad topográfica de las regiones requiere una mayor densidad de estaciones, lo que dificulta una cobertura adecuada. Por ello, se ha optado por utilizar datos provenientes de diversas bases. No obstante, el empleo de estas fuentes en estudios climáticos es viable únicamente si las estimaciones de precipitación reflejan con precisión la variabilidad espacial y temporal observada en cada región a través de mediciones pluviométricas. Rivera et. al., (2018).

Entre los limitantes que se encuentran para obtener un eficiente uso del riego es la falta de sistemas de monitoreo de datos confiables y rentables. Dada la variabilidad espacial de los sistemas agrícolas, la disponibilidad de medios de recolección de datos autónomos es de gran importancia (Abdelmoneim et al 2024). En este contexto, Macías (2024) demostró que prácticas

de riego ajustadas a las etapas fenológicas y características del suelo optimizan el desarrollo del cultivo, logrando rendimientos de hasta 164,17 TCH y mayores beneficios económicos. Estas estrategias, complementadas con tecnologías como sensores de humedad e IoT, permiten monitorear y gestionar datos en tiempo real, mejorando la precisión del riego y reduciendo el desperdicio de recursos hídricos.

De acuerdo con lo citado por Abdelmoneim et al (2024) el uso de tecnologías como sensores de humedad del suelo, datos meteorológicos y sistemas de riego automatizados, permite a los agricultores suministrar agua de manera precisa, conforme con los requerimientos específicos del cultivo. Además, el riego de precisión permite optimizar el aporte de nutrientes, reduciendo el exceso de escorrentía y minimizando el riesgo de contaminación del agua. Rosales y Arechavala (2020) demuestran que la implementación de tecnologías avanzadas, como sensores y sistemas de riego localizado, impulsan significativamente la productividad agrícola. Un ejemplo notable es el aumento del 394% en la producción de aguacate Hass en Jalisco en un periodo de seis años, acompañado de un uso más eficiente del agua. Asimismo, en cultivos como jitomate y berries, la adopción de herramientas de agricultura protegida y análisis de datos ha maximizado los rendimientos, reducido pérdidas por plagas y variaciones climáticas, consolidado a México como líder global en la exportación de estos productos, generando ingresos superiores a 6,000 millones de dólares en 2019.

El internet de las cosas (IoT), ha facilitado las tareas agrícolas mediante la implementación de sensores que permiten medir desde humedad, hasta el reconocimiento de plagas (Laverde & Laverde, 2021 y Gómez, 2018 citados en Monteros, 2023).

La adopción de tecnologías de largo alcance como IoT para registro y transmisión de datos, es una alternativa para obtener la información climatológica en tiempo real; al no requerir

de lecturas manuales en campo, se garantiza la calidad de la información Velazco, V.D. (2015) y a su vez, permite obtener datos relevantes para la generación de proyecciones por medio de la analítica.

Aunque los datos recopilados de los sensores ya son una gran fuente de información, el análisis de estos datos es primordial para parametrizar el sistema de riego IoT según el cultivo y las condiciones climáticas. (García et al. 2020). Sin embargo, es posible que se presenten datos atípicos, que pueden afectar negativamente la precisión de la gestión del riego. La obtención de estos debe ser dinámica y automática para que los usuarios logren mayores beneficios. Campos et al. (2020).

A través de la minería de datos se pueden reconocer patrones de consumo de agua en el sistema radicular de un cultivo, Figueroa & Pope, (2017) citado en Campos et al. (2020), así como a partir de las técnicas de detección de valores atípicos, basada en el análisis de series temporales de la humedad del suelo recolectada a varias profundidades, antes, durante y después del riego, esto hace posible identificar sensores con un funcionamiento deficiente, lo que indica la necesidad de calibración o cambio.

3. JUSTIFICACIÓN

El cultivo de caña de azúcar tiene una gran demanda hídrica, y su necesidad varía según la etapa de desarrollo del cultivo y la distribución de las lluvias. De acuerdo con Cenicaña, (2004) “El proceso vegetativo se divide en tres etapas: a) germinación y macollamiento (0 a 4 meses), b) rápido crecimiento (4 a 10 meses) y c) maduración (10 a 13 meses). Durante la fase de rápido crecimiento, los requerimientos hídricos son significativamente mayores, y su adecuada gestión resulta crucial para maximizar la productividad del cultivo. Dado que la cantidad de agua aportada por las lluvias en el Valle del Cauca no es suficiente, se hace

necesario complementar los requerimientos hídricos mediante la aplicación de riego”. Sin embargo, existe un detrimento en este recurso, ya que los estudios realizados muestran que la cuenca del río Cauca, junto con los humedales cercanos y las comunidades que dependen de este río como su principal fuente de agua, han sido profundamente impactados por las actividades de los ingenios productores de caña de azúcar (Mondragón Arcila, 2023).

La correcta gestión del riego es fundamental para garantizar tanto la productividad como la rentabilidad de la caña de azúcar, mientras se minimiza su impacto ambiental. Una estimación precisa de las necesidades hídricas del cultivo es clave para aplicar el riego de manera eficaz (Ribas Hernández, 2022). Un manejo adecuado del riego optimiza la eficiencia del agua, manteniendo la calidad y el rendimiento del cultivo en niveles económicamente viables. En las regiones tropicales, donde el riego suplementario se ha sumado a las precipitaciones naturales, se han logrado incrementos significativos en los rendimientos, estrechamente vinculados al consumo de agua. (Ribas Hernández, 2022).

La Agricultura Digital ha revolucionado la gestión del riego al integrar metodologías como las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) y el Internet de las Cosas (IoT) (Soto 2022). A través del uso de redes inalámbricas de sensores, como los sensores de humedad y potencial hídrico, se permite un monitoreo continuo y eficiente del agua en la zona de las raíces, optimizando el riego y garantizando la disponibilidad de agua para los cultivos. (Mzezewa et al., 2011 citado en Moreno, 2023). Estas plataformas sostenibles y de bajo consumo energético, mejoran la eficiencia agrícola al proporcionar datos en tiempo real para una toma de decisiones más precisa.

La programación científica del riego surgió casi simultáneamente con el desarrollo de los primeros sensores de potencial mátrico del agua en el suelo, hace más de 50 años. Esto se

debe a la atractiva idea de contar con un "detector" que indique de manera precisa el momento óptimo para regar, reemplazando la valoración subjetiva del regador. Por ello, los sensores de estado hídrico del suelo empezaron a utilizarse rápidamente en la gestión del riego, tras su invención, para investigaciones sobre la física del agua en el suelo. Las ventajas de obtener datos continuos y en tiempo real de la humedad del suelo son numerosas, ya que permiten monitorear un punto específico y tomar decisiones basadas en los cambios observados. Los registros también ayudan a evaluar las tasas de infiltración y extracción, así como los niveles de humedad en diferentes estratos del suelo. (Castiel & Goldhamer, 2000).

No obstante, los sensores IoT enfrentan desafíos significativos, ya que el elevado volumen de datos que generan exige un preprocesamiento adecuado para identificar patrones relevantes. En este contexto, se destacan diversos enfoques, como los métodos de filtrado de datos en redes de sensores inalámbricos, el análisis de series temporales y la detección de sesgos en datos no uniformes. Estos métodos son fundamentales para asegurar la calidad y la fiabilidad de los datos recopilados. (Luzuriaga, 2023)

4. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Cómo la implementación de tecnologías IoT, mediante sensores de potencial mátrico integrados con sistemas de analítica de datos, transforma la gestión del riego para mejorar la eficiencia hídrica, optimizar el consumo de agua y fortalecer la productividad del cultivo de caña de azúcar en el Valle del Cauca?

5. HIPOTESIS

La implementación de tecnologías IoT, mediante sensores de potencial mátrico integrados con sistemas de analítica de datos en tiempo real, mejora de manera significativa la

precisión y eficiencia de la programación del riego, permitiendo reducir el consumo de agua y los costos asociados, favoreciendo así un incremento en la productividad.

6. OBJETIVO GENERAL

Implementar y evaluar el uso de sensores de potencial mátrico automatizados y su impacto en la productividad del cultivo de caña de azúcar en el valle del Cauca.

7. OBJETIVOS ESPECIFICOS

Aplicar modelos de minería de datos para la preparación y transformación de la información obtenida por los tensiómetros IoT y la información histórica de la suerte.

Cuantificar la influencia de la implementación de estaciones de potencial mátrico en el costo total por ciclo, antes y después de la instalación de los sensores en campo

Determinar el impacto del uso de sensores de potencial mátrico en el consumo de agua en el cultivo de caña de azúcar.

8. ESTADO DE ARTE

La implementación de sistemas de monitoreo eficiente en agricultura es esencial para optimizar el desarrollo de las plantas y la gestión del riego, especialmente en cultivos que requieren grandes cantidades de agua, como la caña de azúcar. Según el artículo “An Overview of Smart Irrigation Systems Using IoT” de Siva Sathyanarayana Movva y Roopak Ingole (2020), el uso de tecnologías de Internet de las Cosas (IoT) y redes de sensores inalámbricos (WSN) permite la recolección de datos en tiempo real sobre la humedad del suelo,

lo cual es fundamental para el progreso agrícola. Una gestión adecuada del riego no solo asegura que los cultivos reciban la cantidad óptima de agua, sino que también reduce costos y aumenta la producción, resultando crucial en un contexto de escasez global del recurso. Los autores reconocen que la adopción no siempre garantiza eficiencia si no viene acompañada de una adecuada infraestructura de captura, transmisión y análisis de datos. Para cultivos como la caña, toma relevancia debido a la variabilidad espacial y temporal del agua en el suelo lo cual puede limitar la efectividad de sistemas automáticos no calibrados.

Según el artículo “Characterization of low cost capacitive soil moist” de Gasperini et. Al (2020). Los sensores pueden monitorear continuamente la humedad del suelo y enviar datos a una plataforma centralizada. Esta información se puede utilizar para activar automáticamente los sistemas de riego cuando sea necesario, asegurando que los cultivos reciban la cantidad adecuada de agua en el momento oportuno, sin embargo, la automatización por sí sola no asegura la eficiencia, sin la comprensión del comportamiento hidrológico del suelo y la validación adecuada de los sensores. El riego oportuno no solo promueve el crecimiento saludable de los cultivos, sino que también ayuda a conservar el agua, un recurso cada vez más escaso.

Por su parte, Medina-Puente et al. (2018) investigaron la calibración de sensores para medir el potencial matricial del suelo (PMS) y su aplicación en la programación del riego. El estudio realizado en Taumalipas México, resaltó la importancia del monitoreo preciso del potencial matricial del suelo para un riego eficiente, especialmente en sistemas de alta frecuencia como el riego por goteo. Los investigadores evaluaron los sensores utilizando el método gravimétrico en condiciones de invernadero, comparando sus lecturas con las de manómetros de medición directa. Las ecuaciones de calibración obtenidas fueron altamente significativas, con el mejor coeficiente de determinación (R^2) de 0.9772, evidenciando que, sin

calibración específica para cada condición edáfica, las decisiones de riego pueden resultar imprecisas. es indispensable adaptar las mediciones al tipo de suelo, sistema de riego y fase fenológica del cultivo, lo que representa un vacío técnico frecuente en implementaciones poco rigurosas.

Otros estudios, como los de Niño et al. (2013), enriquecen esta perspectiva al analizar cómo diferentes rangos de tensión del agua afectan la fisiología y productividad de los cultivos. Aunque su trabajo se centró en estevia, aporta un elemento crítico: el potencial mátrico no solo define cuándo regar, sino cómo varían los procesos fisiológicos relevantes para la productividad. Esto valida el enfoque del uso de PMS en caña como herramienta para mejorar tanto la eficiencia hídrica como los resultados productivos.

Jehangir (2022), en su artículo "Implementation of a LoRaWAN Based Smart Agriculture Decision Support System for Optimum Crop Yield", presenta la integración de sensores IoT con tecnologías de comunicación de largo alcance como LoRaWAN, como un sistema de soporte a las decisiones agrícolas basado en la recolección y procesamiento remoto de los datos. Su estudio destaca un punto clave para este proyecto; la digitalización no solo mejora el seguimiento de variables del cultivo, sino que habilita un nuevo modelo de gestión basado en alertas predictivas, lo cual es especialmente útil para zonas con dificultades de conectividad rural, como ocurre en varias regiones cañeras.

El estudio de Cordero Vázquez (2025) busca evaluar el impacto del uso eficiente del agua en la productividad agrícola, especialmente en zonas áridas y semiáridas. La investigación realizada en San Felipe, Guanajuato, con cultivos de alfalfa, sorgo y maíz, y en Villa de Arriaga, con cultivos de frijol y cebada incluye tecnología desarrollada la cual integra métodos geofísicos y tecnologías de la información para determinar la lámina de riego pre-siembra (LPS) con precisión, optimizando el uso del agua y asegurando que los cultivos tengan

acceso a la cantidad necesaria para su desarrollo, lo cual se traduce en una mayor productividad. El estudio muestra que la determinación precisa de la lámina de riego pre-siembra, representa un ahorro potencial de agua de riego de 5.313 m³. Este ahorro, a su vez, contribuye a la sostenibilidad del recurso hídrico y a la eficiencia en la producción agrícola, demostrando que la integración de IoT, a través de sensores de humedad, permite la adquisición de datos precisos sobre las condiciones del suelo, lo que facilita el cálculo de la lámina y la optimización del riego.

En el artículo "Utilización de sensores IoT para la automatización de sistemas de riego" de Viera y Guilcaso (2023), los autores exploran alternativas de bajo costo para implementar soluciones de riego automatizado utilizando sensores IoT. La investigación se centra en la optimización del uso de agua en la agricultura, específicamente en cultivos como la caña de azúcar, mediante el monitoreo de la humedad del suelo. Los sensores, conectados a plataformas como Arduino y Raspberry Pi, permiten la toma de decisiones en tiempo real, lo que contribuye a una gestión más eficiente del recurso hídrico. Además, se destacan tecnologías de comunicación como Bluetooth, Zigbee y LORA, que mejoran la conectividad en áreas rurales. Los resultados de la investigación evidencian que la implementación de estos sensores puede reducir el consumo de agua en hasta un 45%, siendo más común su adopción en regiones como Asia y Europa, aunque persisten desafíos de conectividad en zonas rurales de países en desarrollo. Sin embargo, el estudio advierte que las limitaciones de conectividad y el bajo conocimiento técnico de agricultores en países en desarrollo siguen siendo barreras críticas para una adopción eficaz.

En el estudio realizado por Cuadrado Coronel (2022), se instalaron sensores de humedad del suelo WATERMARK-200SS en parcelas de cultivo de lechuga y remolacha para monitorear la humedad del suelo en tiempo real y optimizar el riego. Los resultados mostraron

que el uso de estos sensores, junto con la tecnología IoT para la transmisión y visualización de datos, permitió un riego más eficiente y un ahorro significativo de agua. En el caso del cultivo de lechuga, se logró un ahorro de agua de 7.9 mm o 7.9 L/m², mientras que en el cultivo de remolacha el ahorro fue de 17.6 mm o 17.6 L/m². En total, el ahorro de agua en riego durante todo el periodo de cultivo fue de 361.4 L para la lechuga y 805.2 L para la remolacha. Estos resultados demuestran la importancia de la implementación de la tecnología IoT en la agricultura para la optimización del uso del agua y la reducción de costos.

Lakshmi et al. (2023), en su artículo “An intelligent IOT sensor coupled precision irrigation model for agriculture” describen un modelo de riego inteligente basado en sensores IoT y redes neuronales recurrentes, cuyo valor principal radica en integrar monitoreo del suelo, estaciones meteorológicas y almacenamiento en la nube en un sistema de bajo costo y largo alcance. Su investigación demuestra que la simple medición de la humedad del suelo no es suficiente, la combinación de datos climáticos, procesamiento inteligente y predicción del comportamiento hídrico permite anticipar las necesidades de riego con alta fiabilidad. Sin embargo, los autores reconocen limitaciones importantes, ya que el desempeño del modelo podría mejorar significativamente al incorporar variables meteorológicas adicionales como nubosidad, viento y precipitación. Esto evidencia una crítica recurrente en la literatura, los sistemas IoT muestran alto potencial, pero su capacidad predictiva depende de la integración de datos multivariados y de la robustez del modelo analítico, lo que aún representa un desafío en muchas aplicaciones agrícolas.

Por su parte, Jiménez et al. (2023) ofrecen un aporte complementario y más especializado al centrarse en el monitoreo del potencial mátrico del suelo (PMS), una variable directamente relacionada con la disponibilidad real de agua para las plantas. Su implementación de nodos inalámbricos a múltiples profundidades y la integración con un

sistema de inferencia respaldado por el modelo AquaCrop permiten generar prescripciones de riego con base en la fenología del cultivo y las características del suelo. A diferencia de Lakshmi et al., quienes destacan la capacidad predictiva general del IoT, Jiménez et al. profundizan en la precisión fisiológica y agronómica del riego, demostrando que los sensores de PMS pueden evitar tanto el estrés hídrico como el riego excesivo mediante decisiones basadas en datos integrales. Su estudio aporta una mirada crítica: la eficiencia en el riego no depende únicamente de predecir humedad o clima, sino de comprender cómo el suelo y la planta interactúan, resaltando la importancia del potencial mátrico como indicador superior para la toma de decisiones en cultivos de alto consumo hídrico como la caña de azúcar.

Diversos estudios han intentado modelar la dinámica de la humedad del suelo con el fin de mejorar la programación del riego, pero no todos lo han abordado con la misma rigurosidad conceptual. Saleem et al. (2013) y Lozoya et al. (2014) desarrollaron modelos de riego de circuito cerrado basados en la dinámica del balance hídrico, empleando un controlador predictivo que ajusta la aplicación de agua según el déficit de humedad del suelo. Aunque sus avances son relevantes, ambos trabajos presentan supuestos críticos, como considerar la precipitación como insignificante y omitir el coeficiente del cultivo en la estimación de la evapotranspiración, lo cual limita la aplicabilidad de sus modelos en escenarios agrícolas reales, especialmente aquellos con alta variabilidad climática o fuertes interacciones entre el suelo-planta. Aun así, la formulación en espacio de estados y el uso de restricciones en entradas y salidas evidencian un avance metodológico hacia sistemas más robustos, capaces de imitar el comportamiento del suelo bajo diferentes condiciones. Los resultados muestran que el controlador sigue adecuadamente el punto de ajuste del déficit hídrico, pero también revelan un vacío recurrente en la literatura, cuando los modelos no incorporan información proveniente de sensores ni variables climáticas reales, corren el riesgo de funcionar correctamente en

simulación, pero no necesariamente en campo, donde el agua del suelo responde a múltiples factores dinámicos que estos enfoques simplificados no capturan por completo.

A su vez Domínguez-Niño et al. (2020), en su estudio demostraron la viabilidad de la programación automatizada del riego en huertos mediante un sistema que integra sensores de humedad del suelo de tipo capacitivo con el método de balance hídrico de la FAO. Los resultados mostraron que el método se adaptó a la etapa de desarrollo de los árboles, aplicando un 24% menos de riego en el sector con árboles más pequeños, destacando la importancia de integrar sensores IoT con métodos tradicionales como el balance hídrico para lograr un riego más preciso y eficiente, lo que se traduce en un ahorro significativo de agua.

Bernal (2023) señala que los datos provenientes de sensores de humedad del suelo tienen un valor limitado si no se someten a un procesamiento analítico riguroso. Su investigación demuestra que técnicas como la minería de datos y el aprendizaje supervisado permiten predecir variables claves del cultivo como, por ejemplo, el porcentaje de sacarosa, lo que no solo mejora la precisión agronómica, sino que también reduce costos operativos. La crítica central de Bernal radica en que la digitalización agrícola no puede restringirse a la instalación de sensores, la verdadera eficiencia surge cuando los datos se transforman en conocimiento accionable mediante modelos analíticos robustos. Este enfoque abre nuevas oportunidades para la mejora de prácticas agrícolas y la gestión eficiente del riego, impulsando una producción más sostenible.

En esta misma línea, Másmela (2023) amplía este enfoque al destacar la relevancia del big data como elemento indispensable para interpretar la enorme cantidad de información generada por sensores IoT. Su argumento principal es que la simple acumulación de datos no representa una ventaja, a menos que se cuente con plataformas digitales capaces de procesarlos en tiempo real para apoyar decisiones hídricas, nutricionales y sanitarias. Másmela

enfatisa que las tecnologías emergentes vinculadas a la Agricultura 5.0 como el aprendizaje automático y los sistemas autónomos no solo optimizan el uso del agua, sino que también anticipan riesgos como plagas y enfermedades. De manera crítica, plantea que el verdadero reto no es tecnológico, sino institucional: muchos agricultores carecen de la infraestructura y capacidades técnicas necesarias para aprovechar plenamente estos sistemas, lo cual limita el impacto de las soluciones IoT.

Kumar y Menakadevi (2017) refuerzan esta perspectiva al mostrar cómo los países desarrollados han logrado integrar grandes volúmenes de datos provenientes de maquinaria avanzada, estaciones meteorológicas y satélites en modelos predictivos agrícolas. Sin embargo, su análisis evidencia una brecha importante, estas herramientas suelen estar fuera del alcance de regiones agrícolas emergentes, donde los costos y la falta de infraestructura limitan la adopción. Everingham et al. (2016) aportan un caso ejemplar desde la industria azucarera australiana, donde el uso de algoritmos de bosque aleatorio ha permitido predecir con alta precisión el rendimiento de la caña de azúcar. Su trabajo demuestra que la integración de macrodatos en procesos productivos no solo mejora la estimación del rendimiento, sino que transforma la forma en que se conciben las decisiones agronómicas al reducir la incertidumbre inherente al cultivo. Ambos estudios resaltan que la agricultura basada en datos no es simplemente una tendencia, sino un cambio estructural en los sistemas productivos modernos.

En este mismo enfoque, en el artículo "Sistema de Monitoreo y Control IOT para Cultivos Agrícolas basado en la Arquitectura Edge Cloud y Deep Learning" de Caiza (2025), se presenta un sistema para optimizar el crecimiento y la gestión en el cultivo de lechuga, con un enfoque en diferentes parámetros relevantes en la productividad, incluyendo el uso eficiente del agua. Los resultados más relevantes incluyen una precisión del 99.76% y 98.80% en la medición de pH y conductividad eléctrica. La integración de IoT permitió el procesamiento de

datos en tiempo real, optimizando la gestión del recurso hídrico y reduciendo la intervención manual. El uso de la arquitectura Edge-Cloud facilitó el procesamiento y análisis de grandes volúmenes de datos de forma local y en la nube, mejorando la eficiencia en la aplicación de nutrientes y garantizando un sistema más sostenible.

Finalmente, Biquing et al. (2018) demuestran que la integración de sensores IoT con análisis de imágenes puede mejorar significativamente la estimación del rendimiento y el monitoreo del estado del cultivo. Su aporte destaca que la eficiencia productiva no depende únicamente del agua o del suelo, sino de un enfoque multidimensional donde la información visual, climática y edáfica se combina para ofrecer una gestión remota más precisa. Este tipo de estudios sustenta la tesis de que la minería de datos y el big data no solo complementan el monitoreo hídrico, sino que fortalecen la toma de decisiones estratégicas en agroindustrias como la caña de azúcar, donde la variabilidad espacial y temporal del cultivo exige herramientas analíticas robustas.

9. MARCO CONCEPTUAL

La superficie actual destinada al cultivo de caña de azúcar (*Saccharum officinarum*) abarca aproximadamente 13 millones de hectáreas, con una producción comercial global anual de alrededor de 1254,8 millones de toneladas de caña o 55 millones de toneladas de sacarosa (FAO, 2020).

Originaria de Asia, probablemente Nueva Guinea, la caña de azúcar se cultiva principalmente en regiones de secano e irrigadas entre los 35° de latitud norte y sur del ecuador. Este cultivo prospera en zonas con una larga temporada cálida de crecimiento, alta incidencia de radiación y suficiente humedad, seguida de un período de maduración y cosecha en condiciones secas, soleadas y frescas, sin heladas. Para la germinación de los esquejes de

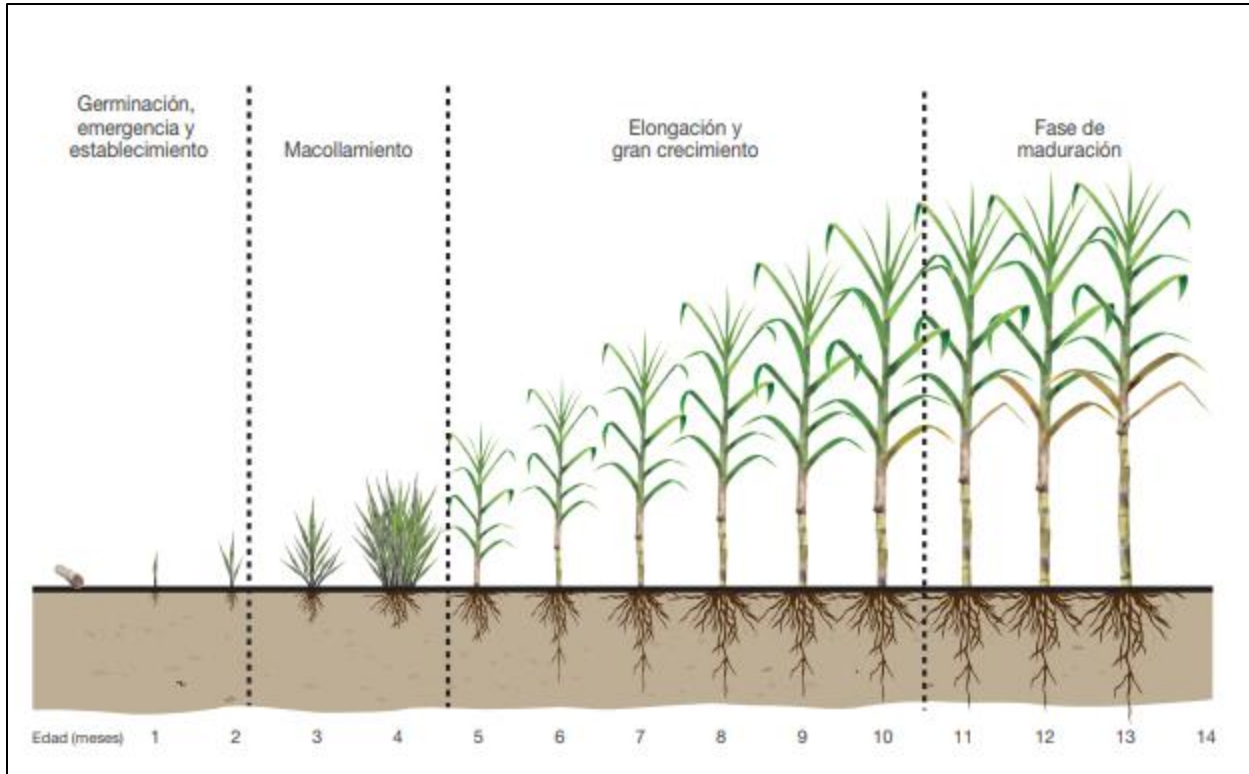
tallo, la temperatura óptima oscila entre 32 y 38 °C. El crecimiento ideal se alcanza con temperaturas medias diarias de entre 22 y 30 °C, siendo 20 °C la temperatura mínima para el crecimiento activo. En la fase de maduración, se prefieren temperaturas más bajas, de entre 10 y 20 °C, ya que disminuyen el crecimiento vegetativo y favorecen el enriquecimiento de sacarosa en la caña. (FAO, 2020).

“La caña de azúcar es una gramínea perenne que, en su fase inicial de desarrollo, produce abundantes macollos. Al establecerse como cultivo, el auto sombreado provoca una inhibición del macollamiento y acelera el crecimiento del tallo principal. Este crecimiento en altura continúa hasta que se presenta alguna limitación, como falta de agua, bajas temperaturas o el florecimiento, siendo este último proceso indeseable en cultivos comerciales”. (Marasca et. al., 2015).

“La planta de caña de azúcar pasa por diez etapas de desarrollo: germinación (0), desarrollo foliar del tallo principal (1), macollamiento (2), elongación del tallo (3), desarrollo del órgano vegetativo cosechable (4), emergencia de la inflorescencia (5), floración (6), desarrollo del fruto (7), maduración de la semilla (8) y senescencia (9) (Quevedo Amaya et. al., 2023). No obstante, para fines prácticos, la fenología del cultivo se agrupa en tres grandes fases: macollamiento, gran crecimiento y maduración” (figura 1).

Figura 1
Estados fenológicos de la caña de azúcar.

Adaptado de estados fenológicos de la caña de azúcar, de Quevedo Amaya et. al. 2023



El cultivo de caña de azúcar no requiere un tipo de suelo específico, aunque los suelos de más de 1 metro de profundidad son ideales, sus raíces pueden extenderse hasta profundidades de 5 metros. El suelo debe estar bien aireado, con un espacio poroso lleno de aire superior al 10-12% después de lluvias intensas y una disponibilidad total de agua de al menos 15%. Si hay presencia de nivel freático, este debe encontrarse a más de 1,5 a 2,0 metros por debajo de la superficie. El pH óptimo del suelo es alrededor de 6,5, aunque la planta puede crecer en suelos con un pH entre 5 y 8,5. La profundidad de enraizamiento varía según el tipo de suelo y el régimen de riego; riegos poco frecuentes y abundantes suelen promover un sistema radicular más profundo. Aunque las raíces pueden alcanzar hasta 5 metros, la zona

radicular activa para la absorción de agua se concentra en las capas superiores. Cuando estas se agotan, la absorción desde capas más profundas aumenta con rapidez, aunque generalmente el 100% del agua se extrae de los primeros 1,2 a 2,0 metros. FAO. (2020).

En las primeras etapas del cultivo, cuando las plantas son aún pequeñas, los requerimientos de agua son bajos. Durante la germinación y el macollamiento, las socas de caña tienen un consumo de agua mínimo, permitiendo reducir los riegos al máximo sin afectar la producción de azúcar. En la fase inicial de crecimiento rápido (4 a 7 meses), las plantas son muy sensibles a la falta de humedad, y tanto el agua como los nutrientes son esenciales; por lo tanto, el cultivo no debe estar expuesto a déficits hídricos. Durante el periodo de maduración, el crecimiento de la caña se desacelera y la planta acumula azúcares en los tallos, por lo que se limitan los riegos para evitar el reinicio del crecimiento y asegurar una cosecha con alto contenido de sacarosa. (Cenicafña, 2004).

El uso eficiente del agua en el cultivo de caña de azúcar implica una programación adecuada del riego, la elección del sistema y método de aplicación que mejor se adapten a las condiciones del suelo y del cultivo, y la aplicación del volumen de agua necesario de acuerdo con la capacidad de almacenamiento del suelo y la profundidad de las raíces. (Hincapié Gómez, 2018). La programación de riegos en el cultivo de caña de azúcar suele realizarse de manera empírica, sin considerar adecuadamente las interacciones entre el suelo, el agua y la planta. Esto conlleva el riesgo de aplicar un exceso de riegos o de someter al cultivo a déficits hídricos que pueden reducir la producción. Para optimizar el momento de riego, la misma planta de caña puede utilizarse como un indicador fisiológico. Torres et. al. (2004).

Debido al aumento de los períodos de sequía provocados por el cambio climático en distintos países, es necesario adoptar una nueva perspectiva en la gestión del agua en la agricultura, implementando políticas públicas que protejan los recursos hídricos. En este

contexto, las tecnologías pueden desempeñar un papel positivo mediante el uso eficiente de los recursos naturales, como el agua, a través de sensores de humedad en el suelo que permiten monitorear en tiempo real las necesidades de las plantas y suministrarles el agua precisa en el momento adecuado. (Corredor et. al., 2012 citado en Valencia y Sepúlveda, 2019).

“Los tensiómetros son instrumentos que miden el potencial hídrico del suelo, es decir, registran la fuerza que las raíces deben ejercer para extraer agua. Cuando esta medición se acerca a cero, indica que el suelo está saturado y no es necesario regar; sin embargo, si los valores se acercan a 100, se requiere riego. Los valores mostrados en los vacuómetros se interpretan en centibares o kilopascales, facilitando el manejo del agua y mejorando la eficiencia de los distintos sistemas de riego empleados en los cultivos”. (Verdezoto, 2024).

Existen generalmente dos tipos de sensores utilizados para la programación del riego: aquellos que miden el potencial de agua en el suelo (también conocido como tensión o succión) y los que miden directamente el contenido volumétrico de agua. Estos sensores de humedad del suelo han demostrado ser efectivos para controlar el contenido de agua y guiar la programación del riego. Sin embargo, es fundamental interpretar correctamente las lecturas de humedad del suelo para asegurar un manejo adecuado del riego y evitar el exceso de agua. Zotarelli et. al. (2013).

9.2. Zonificación agroecológica.

La zonificación agroecológica busca delimitar áreas homogéneas con condiciones biofísicas estables, donde la productividad de los cultivos sea uniforme. Para el cultivo de caña de azúcar, esta zonificación se basa en información clave como el balance hídrico regional, estudios detallados de suelos, grupos de humedad y grupos homogéneos de suelos.

La clasificación de los grupos de humedad se basó en una combinación de factores: la zonificación climática por balance hídrico, considerando un exceso del 75% y un coeficiente de

cultivo (Kc) de 0.7, y las características del suelo determinadas por estudios detallados. Estas características incluyeron el drenaje natural (equivalente a la permeabilidad), la pendiente topográfica y la presencia y profundidad de signos de mal drenaje, como moteados y gleysados. Los grupos de humedad se designaron con la letra 'H' seguida de números del 0 al 5, donde: H0 representa suelos con déficit hídrico; H1, humedad normal inferior a 200 mm/año; H2, humedad baja entre 200 y 400 mm/año; H3, humedad media entre 400 y 600 mm/año; H4, humedad alta con exceso superior a 600 mm/año; y H5, humedad muy alta, también superior a 600 mm/año, predominando los suelos arcillosos. (Cenicaña, 2011).

En el 2006-2007, en el estudio detallado de suelos y capacidad de uso de las tierras sembradas con caña de azúcar en el valle del río Cauca se identificaron 238 suelos fueron clasificados en 33 grupos homogéneos, considerando tres factores clave: la textura del suelo, el régimen de humedad y la profundidad radicular disponible. Esta clasificación permite evaluar la fertilidad, las limitaciones y las estrategias de manejo de los suelos, que varían desde texturas finas y francas hasta arenosas, arcillosas y fragmentadas. (Cenicaña, 2011).

10. MARCO TEORICO.

El riego juega un papel fundamental en la productividad del cultivo de caña de azúcar, ya que permite un suministro constante y adecuado de agua, optimizando el desarrollo fisiológico de la planta y, en consecuencia, incrementando el rendimiento en toneladas de caña por hectárea (TCH). Estudios realizados en el Valle del Cauca han demostrado que la implementación de sistemas de riego tecnificado puede aumentar la producción hasta en un 40%, al garantizar que la planta reciba el agua en los momentos críticos de crecimiento, reduciendo el estrés hídrico y mejorando la absorción de nutrientes (Caicedo, 2018). Además, un manejo eficiente del riego permite que la planta realice el proceso de fotosíntesis de manera

óptima y, por lo tanto, garantiza una mayor concentración de sacarosa, lo que impacta directamente en la calidad y cantidad de la producción (Gamboa, 2020). Es así, como la ausencia de riego o su aplicación deficiente puede generar reducciones significativas en la TCH, afectando la rentabilidad y limitando la sostenibilidad del cultivo a largo plazo.

En este contexto, el balance hídrico se consolida como una herramienta metodológica esencial para el manejo del riego en cultivos de caña de azúcar. Esta metodología consiste en la evaluación cuantitativa de las entradas y salidas de agua relacionadas con el suelo, atmósfera y planta lo que permite estimar el contenido de humedad en el perfil radicular del cultivo (Pereira, 2010, citado en Castro, 2018). Según Cabra et al. (2021), el balance hídrico puede estimarse a través de modelos matemáticos que integran datos climáticos (precipitación y evapotranspiración), características del suelo (capacidad de campo y punto de marchitez) y parámetros agronómicos del cultivo (como profundidad efectiva de la raíz y coeficientes de cultivo). Esta información, cuando es monitoreada y procesada adecuadamente, permite identificar periodos de déficit o exceso hídrico y programar los riegos de forma eficiente y oportuna. La implementación del balance hídrico no solo mejora la eficiencia en el uso del agua, sino que también incrementa la productividad del cultivo, al reducir el estrés hídrico y optimizar la absorción de nutrientes, lo cual se traduce en aumentos significativos de la TCH (toneladas de caña por hectárea) (Morrillo Gonzalez, 2025).

CENICAÑA ha desarrollado e implementado un programa automatizado de riego basado en esta metodología. Dicho sistema prioriza la aplicación del riego según la edad fenológica del cultivo, con especial énfasis en las plantillas y socas que se encuentran en etapas críticas de desarrollo, específicamente entre los 4 y 7 meses, periodo durante el cual la demanda hídrica es más alta debido al rápido crecimiento vegetativo y al establecimiento del sistema radicular. Esta priorización permite una asignación más eficiente del recurso en

escenarios de oferta hídrica limitada, asegurando que las fases más sensibles del cultivo reciban un suministro adecuado de agua para maximizar la productividad. Así, las suertes entre 7 y 10 meses se atienden en segundo orden, y finalmente los de 2 a 4 meses, cuando la demanda de agua es significativamente menor. Este enfoque no solo optimiza el uso del agua, sino que también representa una estrategia agronómica efectiva para estabilizar y mejorar la producción de TCH bajo condiciones variables de clima y disponibilidad hídrica (CENICAÑA, 2022).

Para fortalecer la precisión del balance hídrico y garantizar una gestión eficiente del riego, es fundamental incorporar parámetros que reflejen la cantidad real de agua disponible en el suelo, entre ellos el potencial mátrico. Este concepto hace referencia a la energía con la que el agua es retenida en los poros del suelo, influenciada por las fuerzas de adhesión y capilaridad, y determina cuán accesible es esa agua para las raíces de la planta (Villamil et al., 2020). La medición del potencial mátrico mediante tensiómetros permite identificar con mayor exactitud el momento óptimo para aplicar riego, al detectar niveles críticos de humedad antes de que la planta experimente estrés hídrico. Esta información, integrada a modelos de balance hídrico, permite ajustar las decisiones de riego no solo en función del clima y el tipo de suelo, sino también según la capacidad real de extracción de agua por parte del cultivo en diferentes etapas de desarrollo.

Desde una perspectiva económico-productiva, el riego constituye uno de los componentes de mayor incidencia en los costos totales del cultivo de caña de azúcar, representando en muchos casos entre el 20 % y el 30 % del total de costos operacionales, dependiendo del sistema implementado, la fuente hídrica, y el tipo de tecnología utilizada (CENICAÑA, 2023). A pesar de su impacto positivo en la productividad, su manejo ineficiente puede generar sobrecostos significativos, tanto por exceso de aplicación como por inadecuada

programación, afectando la rentabilidad y comprometiendo la sostenibilidad financiera de las unidades productivas. En este contexto, la implementación de tecnologías basadas en el Internet de las Cosas (IoT) emerge como una estrategia clave para incrementar la eficiencia técnica y económica del riego. Dispositivos como sensores de potencial mátrico, y plataformas de monitoreo remoto permiten una recolección continua de datos sobre humedad del suelo, condiciones climáticas y estado hídrico del cultivo. Esta información, integrada en sistemas de apoyo a la toma de decisiones, posibilita la aplicación precisa del recurso, en el momento y cantidad adecuada, reduciendo el consumo hídrico, energético y mano de obra.

El uso del Internet de las Cosas (IoT) es una alternativa para la operación del riego agrícola, mejorando la eficiencia del uso del agua y la productividad de los cultivos. Según Abioye et al. (2020), la implementación de plataformas IoT permite recopilar datos en tiempo real sobre humedad del suelo, volumen de riego y evapotranspiración, lo que facilita la toma de decisiones basadas en modelos predictivos como el modelo ARX el cual analiza las interacciones entre las variables de riego y las condiciones ambientales alcanzando ajustes hasta del 91.31%.

La integración de tecnologías IoT y modelos de Redes Neuronales Artificiales (RNA) representa un avance significativo en la agricultura de precisión, promoviendo tanto la sostenibilidad como la eficiencia de los recursos. Según González-Prieto et al. (2024), el uso del IoT optimiza la gestión agrícola mediante sistemas inteligentes que facilitan decisiones en tiempo real, reduciendo costos operativos y mejorando la productividad. Paralelamente, las RNA se destacan como herramientas predictivas capaces de estimar concentraciones óptimas de nutrientes, lo que ha llevado a mejoras significativas como el ahorro de agua en un 40% y el aumento de la producción de frutas hasta un 30%, demostrando así su impacto positivo en la agricultura moderna.

Los equipos de medición del potencial hídrico permiten realizar lecturas continuas que pueden registrarse en un datalogger, facilitando el monitoreo del suelo y la programación del riego. Esto asegura que la tensión del suelo se mantenga

dentro de un rango óptimo, evitando el estrés en las plantas y promoviendo su desarrollo adecuado. Sin embargo, la respuesta a la tensión del suelo varía según la variedad de la planta y las características del suelo, lo que hace indispensable realizar pruebas y ensayos para determinar el volumen de agua necesario para mantener dicho rango. Además, las tecnologías tensiométricas presentan ciertas limitaciones, como tiempos de respuesta lentos, fragilidad y la necesidad de mantenimiento frecuente de los equipos. (Fernández, 2018).

11. METODOLOGÍA

11.1. Contexto

“Los sensores de potencial mátrico del suelo (PMS) miden directa o indirectamente la fuerza con la cual el suelo retiene el agua. Este potencial refleja el estado hídrico del suelo: cuanto más bajo (más negativo) es el valor, mayor es la fuerza con la cual el suelo retiene el agua y viceversa.” (Cenicaña, 2017). Con el uso de estos sensores se proporciona una medición objetiva del estado hídrico. Esta información constituye la base técnica para validar la hipótesis planteada en este proyecto: si se implementa un sistema de monitoreo del riego mediante sensores PMS, se reducirá la toma de decisiones basadas en apreciaciones visuales, permitiendo optimizar el uso del agua, disminuir costos y mejorar la eficiencia hídrica del cultivo de caña de azúcar.

El tipo de investigación planteado es aplicado, cuantitativo y experimental, con el propósito general de optimizar el manejo del riego en el cultivo de caña de azúcar mediante el uso de sensores de potencial matricio del suelo (PMS). Este enfoque se fundamenta en la recopilación y análisis de datos numéricos, como potencial matricio, consumo de agua, productividad y costos, utilizando lenguaje de programación como R, para identificar patrones y validar la hipótesis. La investigación es aplicada porque busca resolver un problema práctico relacionado con la eficiencia hídrica y la productividad del cultivo, y experimental porque implica la instalación de sensores en áreas representativas para monitorear y analizar resultados bajo condiciones específicas, comparándolos con un histórico sin sensores, con el fin de determinar la relación entre el uso de los sensores PMS y la eficiencia del riego en términos de agua aplicada, costos y productividad. En el caso de estudio, se plantea la recolección de datos entre los 3 y 10 meses de establecimiento del cultivo (ciclo de riego en caña), y el procesamiento posterior a la cosecha (12 meses).

11.2. Modelos de analítica utilizados en el procesamiento y evaluación de los datos

Con el fin de garantizar el cumplimiento del primer objetivo depurar, transformar y validar la calidad de los datos provenientes de los sensores PMS antes del análisis comparativo se implementaron modelos de analítica descriptiva, diagnóstica y automatizada mediante herramientas de minería de datos en R. Estos modelos permiten caracterizar el comportamiento de las señales matriciales, identificar inconsistencias y asegurar que los datos utilizados para evaluar la eficiencia hídrica y económica del riego sean confiables y comparables frente al histórico.

11.2.1. Modelos de analítica descriptiva

Se aplicaron modelos estadísticos enfocados en explorar y caracterizar las variables capturadas por los sensores. Estos modelos permitieron describir la estructura, distribución y comportamiento de los datos antes de realizar cualquier análisis comparativo posterior. Entre ellos se incluyen:

- Análisis univariante: medidas de tendencia central, dispersión, rangos y distribuciones para cada sensor.
- Evaluación de frecuencias y cardinalidad: análisis de fechas, horas y registros para comprobar consistencia temporal.
- Análisis de valores cero y negativos: fundamental para identificar comportamientos anómalos en sensores PMS.

11.2.2. Modelos de Analítica Diagnóstica (Diagnostic Analytics)

Para asegurar la validez del conjunto de datos previo al contraste con históricos, se emplearon modelos diagnósticos que permiten explicar por qué ocurren las anomalías identificadas:

- Diagnóstico de outliers: evaluación de su impacto sobre la media y la distribución, fundamental para identificar lecturas atípicas.
- Diagnóstico de valores negativos estructurales: verificación de rangos esperados o fallas de calibración.
- Diagnóstico de variables constantes o con cardinalidad extrema: identificación de variables sin variabilidad o con ruido excesivo.

- Diagnóstico de calidad global: modelo que integra múltiples chequeos (faltantes, duplicados, outliers, comportamientos anómalos) para establecer la salud general del dataset.

Estos modelos garantizan que los datos utilizados en el análisis comparativo y en la medición de los objetivos económicos e hídricos sean sólidos y consistentes.

11.2.3. Modelos de Analítica Automatizada

Con el fin de acelerar la exploración y validación de los datos, se emplearon modelos automatizados de análisis:

- Generación automática de reportes (`create_report`, `diagnose_paged_report`): consolidación de estadísticas, anomalías y visualizaciones.
- Visualización automática de calidad de datos: mapas de valores faltantes, estructura del dataset, consistencia de tipos de variable.
- Exploración interactiva automática: identificación automática de distribuciones, tipos de variable y gráficos recomendados.

Estos modelos permiten documentar sistemáticamente el comportamiento de los datos y reducir el sesgo.

El segundo objetivo se abordará mediante un proceso comparativo que inicia con la extracción de los costos históricos registrados en el sistema de gestión SAP GUI incluyendo mano de obra, horas-máquina y demás costos operativos asociados al riego, los cuales fueron integrados con la base de datos transformada proveniente tanto de los sensores como de los registros históricos, asegurando su coherencia mediante los procesos de estandarización

definidos en la metodología. Posteriormente, esta información será consolidada y analizada mediante visualizaciones desarrolladas en Power BI, lo que permitirá contrastar el costo total por ciclo antes y después de la intervención y, en consecuencia, cuantificar de manera precisa el efecto económico derivado de la instalación de los sensores.

El cumplimiento del tercer objetivo se logrará mediante el análisis del volumen total de agua aplicada en cada ciclo, integrando tanto los consumos históricos como los registrados durante el ciclo intervenido en m³/ha; posteriormente, estos volúmenes serán comparados con el comportamiento del potencial mátrico siguiendo los umbrales de riego establecidos por Cenicaña (-75 ± 5 kPa), lo que permitirá evaluar la oportunidad y necesidad de cada evento de riego. Finalmente, se examinará la frecuencia de las aplicaciones para determinar si la programación basada en sensores reduce la recurrencia y evitaría riegos innecesarios.

11.3. Técnicas y herramientas

Para abordar el problema de investigación, se emplearán las siguientes herramientas metodológicas:

- **Sensores IoT de potencial mátrico del suelo (PMS):** Medición automatizada y continua del estado hídrico.
- **Paneles solares y red LoRaWAN:** Sostenibilidad energética y conectividad de largo alcance.
- **Minería de datos y R-studio:** Identificación de patrones y agrupación de datos.
- **Visualización con Power BI:** Desarrollo de dashboards para análisis de datos en tiempo real.
- **SAP GUI:** Recolección de datos históricos sobre consumo de agua, costos y rendimiento.

11.4. Variables seleccionadas

La elección del conjunto de datos se realiza teniendo en cuenta su relación con la hipótesis planteada, la cual propone un análisis del comportamiento del suelo y el cultivo de caña de azúcar, a través de parámetros como potencial mátrico, consumo de agua, costos de riego y productividad, permitiendo una mayor eficiencia en la toma de decisiones de riego. La combinación de datos históricos de la suerte y datos en tiempo real obtenidos mediante sensores IoT, permite un análisis completo y dinámico, a través del seguimiento continuo con el uso de herramientas como Power BI y R Studio. Esta estructura de datos habilita la aplicación de técnicas de minería de datos, visualización y modelado, aportando evidencia concreta para validar la hipótesis y generando resultados aplicables tanto a la zona de estudio como a otros contextos agrícolas con condiciones similares.

11.5. Población y muestra

Se selecciona una suerte a evaluar con condiciones atípicas (clima, suelo), para la instalación de una estación de lectura del potencial mátrico por bloque de riego es decir el área mínima para la cual se toma la decisión de regar, la cual recibirá el mismo riego en un periodo de tiempo determinado. Su tamaño puede variar desde unas pocas hectáreas hasta más de 20 hectáreas. Dado que una unidad de riego puede contener diferentes suelos, los sensores se instalan en el suelo más representativo, es decir aquel que ocupa la mayor área. (Cenicaña, 2011)

El análisis de los datos se llevó a cabo mediante la comparación de tres ciclos del cultivo, considerando que cada ciclo comienza inmediatamente después del establecimiento de la semilla y que un nuevo ciclo inicia tras el corte, momento en el cual la planta emite nuevos brotes o macollos que, con el tiempo, se desarrollan hasta conformar los tallos cosechables del

siguiente periodo productivo. Este proceso, cuya duración oscila entre 12 y 18 meses, se repite sucesivamente a lo largo de varias socas, lo que permite que el cultivo mantenga su productividad durante un periodo de 5 a 8 años antes de requerir su renovación. (CENICAÑA, 1995).

La estación consiste en un logger IoT al que se le conectan 6 sensores de potencial mátrico y uno de temperatura complementario. El logger se alimenta a partir de un panel solar de baja capacidad, la información generada por los sensores se sube por parte del logger a los aplicativos de CENICAÑA por medio de la red LoraWan. Los 6 sensores se instalan en la cabecera de un surco, descartando los 15 primeros metros: tres sensores a 30 cm de profundidad y los otros tres a 45 cm de profundidad. Los datos de los sensores superficiales se utilizan para programar los riegos y los datos de los sensores más profundos, para verificar hasta que profundidad alcanzó el agua. (Cenicaña, 2017).

Los datos generados por los sensores son captados por un repetidor IoT y estos a su vez transmiten la información para ser visualizada en un dashboard.

El monitoreo del PMS permite identificar el momento adecuado para realizar el riego, pudiendo anticiparse su necesidad con varios días de antelación. Investigaciones realizadas por Cenicaña han determinado el rango óptimo de potencial mátrico para el cultivo de caña de azúcar en el valle del río Cauca, estableciendo que, para las variedades sembradas en esta zona, el rango ideal de potencial mátrico es de -20 kPa a -75 kPa. Así, el umbral de potencial mátrico del suelo para iniciar el riego es de -75 ± 5 kPa en suelos de textura media a fina. En suelos arenosos, el umbral para el riego es de -60 ± 5 kPa. El riego basado en estos valores garantiza una alta productividad y un uso eficiente del agua. (Cenicaña, 2018).

De acuerdo con Cenicaña, (2017), "los sensores de PMS instalados en el suelo experimental indican:

- **0 a -10 kPa:** suelo cercano al punto de saturación. Esta condición es normal durante un periodo de 24 horas aproximadamente después de un riego o una precipitación intensa (> a 25 mm).
- **-10 a -20 kPa:** el suelo retiene el agua con poca energía y la planta la puede tomar con un mínimo esfuerzo.
- **-20 a -75 kPa:** rango óptimo para el cultivo de caña. Las plantas pueden extraer el agua del suelo sin mucho esfuerzo.
- **Menor a -75 kPa:** umbral para el inicio del riego. Las plantas empiezan a tener dificultad para extraer el agua del suelo”.

11.6. Definición de Variables

Las variables independientes del estudio incluyen los datos del potencial matricó del suelo recolectados por sensores IoT y la información histórica sobre el consumo de agua y los costos asociados al riego. Por su parte, las variables dependientes comprenden la productividad del cultivo, medida en toneladas de caña por hectárea (TCH), el consumo de agua por hectárea y los costos totales del riego.

11.7. Seguimiento de los datos

Definidos los criterios para la instalación de los sensores PMS, se procede a solicitar la instalación al contratista especializado, el cual suministra los materiales y la instalación de todo el sistema, tal que la información sea transmitida a la plataforma web con una frecuencia de 24 horas, donde dicha información se exporta a formato Excel.

Una vez instalados los sensores PMS, se tomará la decisión de riego únicamente cuando los sensores lo indiquen (el sistema genera la alerta con el parámetro “días para riego”). Se descarga en una hoja de cálculo Excel la información histórica de costos de riego en

pesos colombianos, consumo de agua en m³ y productividad de la suerte seleccionada expresada en toneladas de caña/ha, a través de la interfaz SAP GUI. Considerando que los eventos de riego se inician a los tres meses del establecimiento del cultivo, en este lapso se procede a realizar seguimientos semanales de los datos de la plataforma, con el fin de identificar patrones de datos, detectando posibles datos anómalos por medio de los métodos de minería de datos.

Se verificará la información de consumo de agua en cada evento de riego por medio de una evaluación de calidad del riego en campo.

11.8. Transformación y estandarización de datos

Una vez finalice el ciclo del cultivo, se recogerá la información de las variables independientes: momento de riego de la plataforma web, datos de consumo de agua y costo del riego a través de SAP y se procesarán la variables dependientes: productividad (TCH) de la suerte en formato Excel, procediendo a realizar una clasificación de acuerdo al tipo de datos, se eliminarán los valores en blanco, se realizará la transformación de la información de acuerdo a los parámetros establecidos, se fusionarán los datos necesarios para el análisis, y se utilizará R-studio como método para identificar patrones y datos atípicos en los datos.

11.9. Plan de validación y contraste de resultados

Con la información histórica, los datos de los sensores y la información obtenida durante el ciclo del cultivo debidamente procesada, se procede a desarrollar un sistema de visualización de datos mediante tableros en Power BI, el cual permitirá identificar el comportamiento histórico del riego y compararlo con los eventos de riego actuales en la suerte seleccionada del cultivo de caña de azúcar. Con los datos relacionados en el tablero elaborado,

se realizará la validación de la hipótesis del proyecto, como parámetro para la toma de decisiones a partir de los siguientes indicadores:

11.9.1. Agua aplicada por hectárea en el ciclo vs histórico

$$\frac{m^3 \text{ de agua aplicada sensores}}{\text{Área (Has)}} \text{ Vs } \frac{m^3 \text{ de agua aplicada ciclos anteriores}}{\text{Área}}$$

11.9.2. Costo total del riego con sensores vs histórico

$$\frac{\text{Costo total de riego (\$)}}{\text{Area regada (ha)}} \text{ Vs } \frac{\text{Costo total de riego sin sensores (\$)}}{\text{Area regada (ha)}}$$

11.9.3. Eventos de riego por ciclo con sensores vs histórico

$$\frac{\text{Cantidad de Eventos de riego}}{\# \text{ Ciclos}}$$

11.10. Limitaciones

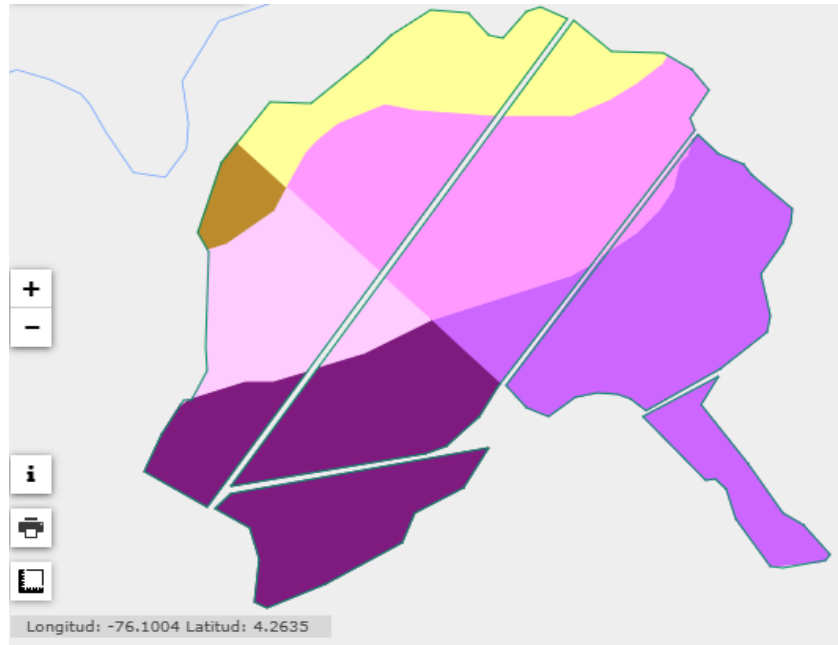
Entre las limitaciones del estudio se encuentra la variabilidad en las condiciones climáticas y edáficas de la región, lo que puede influir en la reproducibilidad de los resultados. Además, existe el riesgo de inconsistencias en los datos debido a posibles fallas en los sensores o problemas técnicos en la transmisión de la información.

11.11. Selección del área de estudio

Las etapas de instalación, inicio de toma de datos, seguimiento, preparación y estandarización de la información se ejecutaron con el propósito explícito de generar evidencia confiable que permitiera comprobar si la tecnología basada en PMS mejora la eficiencia del riego.

Adicionalmente, para fortalecer el análisis comparativo entre los ciclos, se incorporaron los datos de precipitación acumulada correspondientes a cada uno de ellos, los cuales fueron obtenidos del Meteoportal de Cenicaña, tomando como referencia la estación meteorológica de La Paila y considerando exclusivamente los periodos de duración de cada ciclo del cultivo. Esta información climática es relevante ya que permite contextualizar adecuadamente las diferencias en la demanda hídrica entre ciclos. Se selecciona la suerte 030 de la hacienda Valparaiso San Mateo ubicada en el corregimiento de La Paila, con coordenadas longitud -76.0946, latitud 4.2658, la cual cuenta con un área neta de 13.71 has, debido a las condiciones atípicas que presenta; dicha suerte cuenta con una zona agroecológica 6H2 (figura 2), caracterizada por contar con suelos de texturas finas, distribuidos en el cuerpo y pie de los abanicos de la llanura aluvial y planos de terraza. (Ramírez, 2017). En régimen de humedad ústico, que según el Grupo de Humedad corresponden a zonas con exceso de humedad de nivel bajo entre 200 y 400 mm/año. (Cenicaña, 2011).

Figura 2
Ubicación cartográfica de la hacienda VALPARAISO SAN MATEO



Adaptado de: Geoportal Cenicaña
<https://www.cenicana.org/apps/geoportal/src/frontend/index.html#17/4.26134/-76.09937>

11.12. Instalación de estación de medición

Se realiza la instalación de la estación del logger IoT, al que se le conectan los seis sensores de potencial mátrico (figura 3), los cuales se distribuyen de la siguiente manera: dos en el surco de la izquierda de la data logger, dos en el surco de la derecha de la data logger y dos en el área central. (figura 4)

Figura 3
Esquema de instalación de la estación.

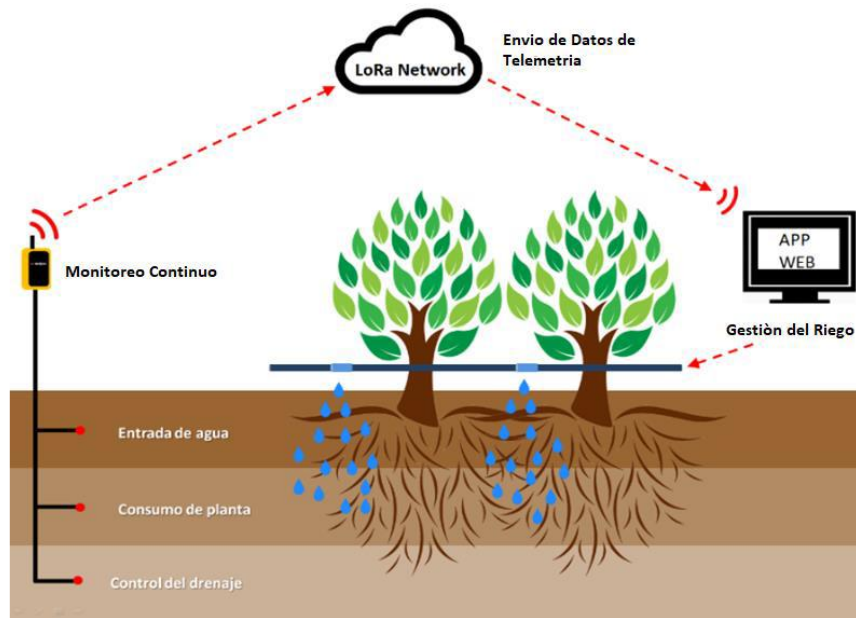


Figura 4
Instalación en campo de estación PMS.

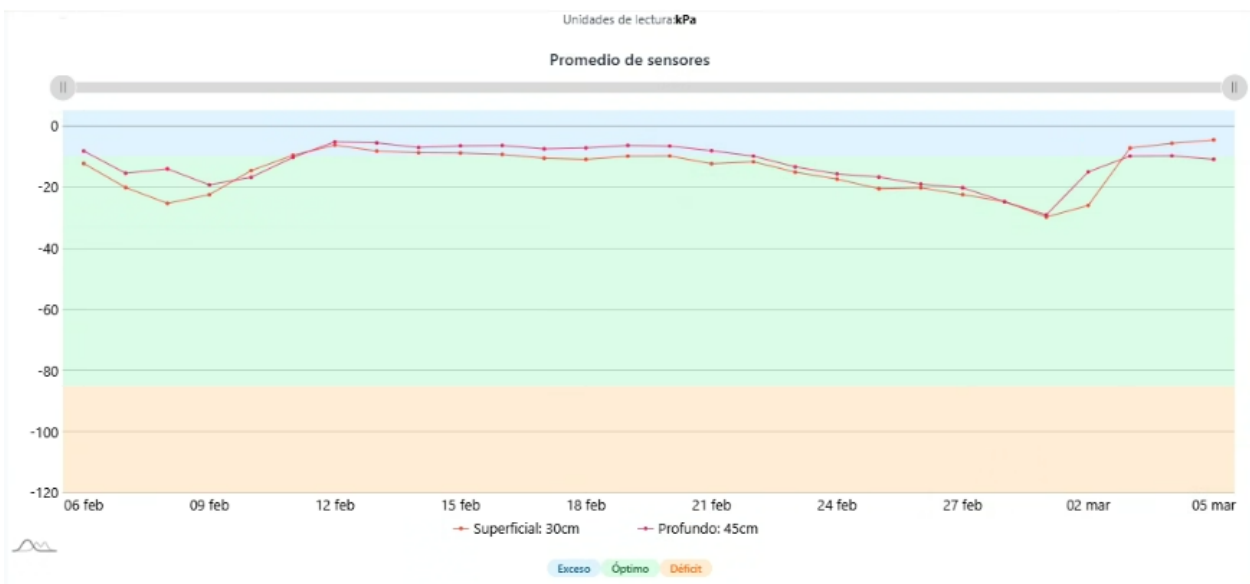


12. FASE ANALITICA

12.1. Inicio de toma de datos

A partir del momento de instalación, la información generada por los sensores se sube por parte del logger a los aplicativos de CENICAÑA por medio de la red IoT LoRaWAN que tiene cobertura en el Valle del Cauca. Dichos aplicativos, muestran los datos históricos de las variables monitoreadas como insumo para la toma de decisiones referentes a los ciclos de riego (figura 5).

Figura 5
Comportamiento del potencial mátrico.



12.2. Seguimiento e identificación de valores atípicos

Basado en los datos generados por la estación, se realizan seguimientos semanales, exportando la información a Excel, para luego ser cargados en R Studio con el fin de identificar valores atípicos en los registros.

12.3. Preparación de Datos

Tras una revisión preliminar de los registros obtenidos tanto de los sensores IoT como de las bases históricas del consumo de agua, no se realiza un proceso de normalización de los datos debido a que no se identificaron datos faltantes que requirieran tratamiento especial. La información recopilada no presenta inconsistencia, lo cual garantiza la calidad necesaria para un análisis sin necesidad de imputación o transformación adicional. En las figuras 6 y 7 y la tabla 1 se presentan los datos obtenidos de los sensores de potencial matrónico y consumo de agua:

Figura 6
Datos de los sensores de Potencial Matrónico.

FECHA	HORA	SENSORES INDIVIDUALES (KPA)	SENSORES SUPERFICIALES (PROMEDIO EN KPA)	SENSORES PROFUNDOS (PROMEDIO EN KPA)	TEMPERATURA DEL SUELO (°C)	PRECIPITACIÓN (MM)
2025-04-10	19:00	Sensor # 1 - Superficial: -51.14 kPa Sensor # 2 - Profundo: -8.89 kPa Sensor # 3 - Superficial: -50.32 kPa Sensor # 4 - Profundo: -85.13 kPa Sensor # 5 - Superficial: -70.99 kPa Sensor # 6 - Profundo: 2.68 kPa	-64.89	-37.85	24.13	0.0
2025-04-10	18:00	Sensor # 1 - Superficial: -51.83 kPa Sensor # 2 - Profundo: -8.72 kPa Sensor # 3 - Superficial: -50.31 kPa Sensor # 4 - Profundo: -85.12 kPa Sensor # 5 - Superficial: -70.66 kPa Sensor # 6 - Profundo: -14.30 kPa	-65.01	-43.46	24.11	0.0

Figura 7
Estructura de los datos.

Data Structures

division	metrics	value
size	observations	1,601
size	variables	12
size	values	19,212
size	memory size (KB)	0
duplicated	duplicate observation	0
missing	complete observation	1,601
missing	missing observation	0
missing	missing variables	0
missing	missing values	0

Tabla 1 Datos registros de históricos consumos de agua.

Status Notificación	Orden	Ubicación técnica	Fecha	Area Regada (has)	Vol Agua Aplicado (m3/ha)	Porcent aje Area Regada
X	29530965	1431-030	14/10/2018	5,33	1.284,1	30,5
X	29530965	1431-030	1/11/2018	8,88	1.281,8	50,9
X	29531485	1431-030	2/11/2018	10,00	1.281,0	57,3
X	29531680	1431-030	15/01/2019	14,21	1.510,9	100,0
X	29539943	1431-030	13/07/2021	2,00	1.512,0	14,1
X	29539943	1431-030	18/07/2021	2,00	1.512,0	14,1
X	29539943	1431-030	17/07/2021	1,00	2.898,0	7,0
X	29539943	1431-030	15/07/2021	1,00	1.260,0	7,0
X	29539943	1431-030	19/07/2021	1,00	2.268,0	7,0
X	29539943	1431-030	14/07/2021	1,50	1.680,0	10,6
X	29539943	1431-030	16/07/2021	1,50	1.680,0	10,6
X	29539943	1431-030	20/07/2021	4,21	769,6	29,6
X	29540462	1431-030	10/08/2021	1,00	882,0	7,0
X	29540462	1431-030	12/08/2021	2,00	1.071,0	14,1
X	29540462	1431-030	11/08/2021	3,00	924,0	21,1
X	29543377	1431-030	4/09/2022	2,63	1.133,8	18,5
X	29543377	1431-030	10/09/2022	1,30	1.966,2	9,1
X	29543377	1431-030	9/09/2022	1,08	2.366,7	7,6
X	29543377	1431-030	8/09/2022	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	7/09/2022	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	6/09/2022	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	5/09/2022	1,30	1.966,2	9,1
X	29543377	1431-030	3/09/2022	2,50	1.192,8	17,6
X	29544564	1431-030	27/12/2022	2,09	1.550,2	14,7
X	29544564	1431-030	21/12/2022	1,87	1.155,1	13,2
X	29544564	1431-030	26/12/2022	2,00	1.080,0	14,1
X	29544564	1431-030	24/12/2022	1,25	1.152,0	8,8

12.4. Estandarización de Datos

La etapa de estandarización permite unificar los formatos y tipos de datos provenientes tanto de los sensores IoT como de las bases históricas del cultivo. Este procedimiento es clave para garantizar la coherencia e integridad de la información, facilitando así su análisis y posterior visualización. En la tabla 2 y 3 se evidencia el resultado de este proceso, mostrando cómo los registros históricos de consumo de agua fueron tratados y adaptados para cumplir con los criterios establecidos de calidad, permitiendo una integración eficiente con el resto de las fuentes de datos analizadas.

Tabla 2 Estandarización de datos.

fecha	hora	sensor_superficial_1	sensor_profundo_2	sensor_superficial_3	sensor_profundo_4	sensor_superficial_5	sensor_profundo_6	temperatura	precipitación	sensores_superficiales	sensores_profundos
2025-04-10	19:00	-51.14	-8.89	-50.32	-85.13	-70.99	2.68	24.13	0.0	-64.89	-37.85
2025-04-10	18:00	-51.83	-8.72	-50.31	-85.12	-70.66	-14.30	24.11	0.0	-65.01	-43.46
2025-04-10	17:00	-52.67	-7.43	-50.04	-84.74	-70.49	-17.13	24.07	0.0	-65.14	-43.84
2025-04-10	16:00	-50.99	-9.06	-49.35	-84.54	-69.82	-13.37	24	0.0	-64.13	-43.06
2025-04-10	15:00	-48.00	-7.51	-48.13	-84.34	-69.98	-12.45	23.92	0.0	-62.78	-42.17
2025-04-10	14:00	-44.56	-5.39	-46.79	-84.51	-69.64	-9.86	23.83	0.0	-61.07	-40.66
2025-04-10	13:00	-40.00	-10.83	-45.33	-84.31	-69.62	2.00	23.74	0.0	-59.06	-38.45
2025-04-10	12:00	-39.13	-8.02	-44.55	-84.30	-69.62	-12.72	23.68	0.0	-58.51	-42.42
2025-04-10	11:00	-38.04	-8.10	-43.51	-83.93	-69.61	-12.54	23.65	0.0	-57.80	-42.26
2025-04-10	10:00	-38.04	-8.45	-43.39	-83.93	-69.78	-12.17	23.65	0.0	-57.81	-42.26
2025-04-10	09:00	-37.44	-7.84	-43.51	-84.11	-69.94	-12.71	23.65	0.0	-57.70	-42.30
2025-04-10	08:00	-34.60	-7.76	-43.52	-84.12	-70.27	-12.08	23.7	0.0	-56.87	-42.06
2025-04-10	07:00	-37.44	-8.28	-43.66	-84.31	-70.44	-12.09	23.74	0.0	-57.92	-42.30
2025-04-10	06:00	-40.62	-8.54	-43.79	-84.32	-70.45	-12.44	23.78	0.0	-59.03	-42.51
2025-04-10	05:00	-41.25	-7.08	-43.66	-84.14	-70.29	-20.85	23.83	0.0	-59.14	-44.77
2025-04-10	04:00	-42.39	-6.07	-43.67	-83.77	-70.13	-11.55	23.87	0.0	-59.47	-41.20
2025-04-10	03:00	-43.67	-7.33	-43.80	-83.78	-70.14	-11.37	23.92	0.0	-59.94	-41.57
2025-04-10	02:00	-44.96	-7.68	-45.35	-83.60	-69.32	-10.30	23.96	0.0	-60.62	-41.27
2025-04-10	01:00	-45.88	-7.60	-43.68	-84.17	-69.32	-11.28	24	0.0	-60.37	-41.76
2025-04-10	00:00	-47.34	-7.34	-43.68	-83.07	-64.84	-11.19	24.05	0.0	-59.36	-41.27
2025-04-09	23:00	-49.08	-6.32	-43.69	-82.70	-69.51	-11.02	24.09	0.0	-61.50	-40.75
2025-04-09	22:00	-52.11	-4.65	-43.94	-82.52	-69.34	-10.93	24.11	0.0	-62.54	-40.11
2025-04-09	21:00	-51.69	-7.68	-44.33	-82.34	-68.86	-11.55	24.13	0.0	-62.37	-41.27
2025-04-09	20:00	-52.95	-7.09	-44.46	-81.98	-68.37	-9.86	24.13	0.0	-62.67	-40.38
2025-04-09	19:00	-53.09	-7.85	-44.20	-80.34	-68.20	-10.57	24.11	0.0	-62.57	-40.33
2025-04-09	18:00	-52.80	-8.46	-43.68	-80.69	-67.71	-10.12	24.05	0.0	-62.14	-40.50
2025-04-09	17:00	-51.96	-2.77	-43.42	-80.68	-67.21	-10.12	23.98	0.0	-61.61	-38.60
2025-04-09	16:00	-51.53	0.70	-42.64	-80.66	-66.72	-9.86	23.87	0.0	-61.04	-37.35
2025-04-09	15:00	-47.98	-5.56	-40.62	-80.47	-67.84	-9.59	23.78	0.0	-59.56	-39.28

Tabla 3 Históricos consumos de agua

Status Notificación	Orden	Ubicación técnica	Fecha	Ciclo	Area Regada (has)	Vol Agua Aplicado (m3/ha)	Porcentaje Area Regada
X	29543377	1431-030	2022-09-03	1	2,50	1.192,8	17,6
X	29543377	1431-030	2022-09-04	1	2,63	1.133,8	18,5
X	29543377	1431-030	2022-09-05	1	1,30	1.966,2	9,1
X	29543377	1431-030	2022-09-06	1	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	2022-09-07	1	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	2022-09-08	1	1,80	1.420,0	12,7
X	29543377	1431-030	2022-09-09	1	1,08	2.366,7	7,6
X	29543377	1431-030	2022-09-10	1	1,30	1.966,2	9,1
X	29544564	1431-030	2022-12-20	1	2,50	1.152,0	17,6
X	29544564	1431-030	2022-12-21	1	1,87	1.155,1	13,2
X	29544564	1431-030	2022-12-22	1	1,75	1.152,0	12,3
X	29544564	1431-030	2022-12-23	1	1,75	1.152,0	12,3
X	29544564	1431-030	2022-12-24	1	1,25	1.152,0	8,8
X	29544564	1431-030	2022-12-25	1	1,00	1.152,0	7,0
X	29544564	1431-030	2022-12-26	1	2,00	1.080,0	14,1
X	29544564	1431-030	2022-12-27	1	2,09	1.550,2	14,7
X	29544653	1431-030	2023-02-02	1	3,20	1.051,9	22,5
X	29544653	1431-030	2023-02-03	1	1,60	1.051,9	11,3
X	29544653	1431-030	2023-02-04	1	3,20	1.051,9	22,5
X	29544653	1431-030	2023-02-05	1	3,21	1.048,6	22,6
X	29544653	1431-030	2023-02-06	1	3,00	1.188,0	21,1
X	29546253	1431-030	2023-07-01	1	0,76	1.602,6	5,3
X	29546253	1431-030	2023-07-02	1	1,44	1.545,8	10,1
X	29546253	1431-030	2023-07-03	1	1,33	1.957,9	9,4
X	29546253	1431-030	2023-07-04	1	1,01	1.954,5	7,1
X	29546253	1431-030	2023-07-05	1	0,63	1.933,3	4,4
X	29546253	1431-030	2023-07-06	1	0,25	1.848,0	1,8

13. ANALISIS Y RESULTADOS

El primer objetivo se cumplió a través de un proceso integral de análisis y depuración de datos que permitió consolidar una base confiable para el estudio. Se realizó un tratamiento sistemático de la información la cual se inició con:

13.1. Exploración de datos mediante métodos estadísticos

Durante la etapa de exploración de datos, se aplicaron métodos estadísticos utilizando R Studio, con el objetivo de identificar inconsistencias, valores atípicos y comportamientos

anómalos en las variables recolectadas por los sensores IoT. En las tablas 4 y 5, se presentan los resultados de este análisis, donde se resumen las advertencias detectadas y se proponen recomendaciones para el tratamiento adecuado de los datos. Entre los hallazgos más relevantes se encuentra que el 100% de los registros de precipitación tienen un valor constante de cero, lo que sugiere considerar su eliminación por baja cardinalidad. También se identificaron valores atípicos en variables como la temperatura y en sensores específicos, recomendándose su análisis bajo criterio técnico antes de decidir su inclusión o exclusión en etapas posteriores del procesamiento de datos.

Tabla 4 Advertencias y recomendaciones para las variables.

warnings	status	recommend
precipitacion has constant value "0"	cardinality	remove
precipitacion has 1,601 (100%) zeros	zero	check
sensores_superficiales has 1,601 (100%) negatives	negative	check
sensores_profundos has 1,601 (100%) negatives	negative	check
sensor_profudo_4 has 1,389 (86.76%) negatives	negative	check
sensor_superficial_5 has 1,363 (85.13%) negatives	negative	check
sensor_superficial_1 has 1,319 (82.39%) negatives	negative	check
sensor_superficial_3 has 1,312 (81.95%) negatives	negative	check
sensor_profudo_2 has 1,286 (80.32%) negatives	negative	check
sensor_profudo_6 has 897 (56.03%) negatives	negative	check
sensor_profudo_6 has 124 (7.75%) outliers	outlier	judgement
sensor_profudo_2 has 69 (4.31%) outliers	outlier	judgement
temperatura has 17 (1.06%) outliers	outlier	judgement
sensor_superficial_1 has 13 (0.81%) outliers	outlier	judgement

Tabla 5 Diagnóstico de la lista de variables.

variables	types	missing	cardinality	zero	minus	outlier
fecha	factor					
hora	character					
sensor_superficial_1	numeric				X	X
sensor_profudo_2	numeric				X	X
sensor_superficial_3	numeric				X	
sensor_profudo_4	numeric				X	
sensor_superficial_5	numeric				X	
sensor_profudo_6	numeric				X	X
temperatura	numeric					X
precipitacion	numeric		constant	X		
sensores_superficiales	numeric				X	
sensores_profundos	numeric				X	

13.2. Análisis estadístico de la distribución de las variables

Con el fin de comprender el comportamiento de las variables registradas por los sensores IoT, se realiza un análisis estadístico descriptivo, cuyos resultados se presentan en la tabla 6, en este se detallan los principales ítems estadísticos para cada variable: valor mínimo, cuartiles (Q1 y Q3), media, mediana, valor máximo, frecuencia de ceros (zero), negativos (minus) y valores atípicos (outlier).

Tabla 6 Distribución de variables.

variables	min	Q1	mean	median	Q3	max	zero	minus	outlier
sensor_superficial_1	-94.94	-37.91	-24.52	-13.19	-2.60	3.70	0	1,319	13
sensor_profudo_2	-48.58	-13.95	-8.45	-4.33	-1.33	3.70	0	1,286	69
sensor_superficial_3	-129.60	-68.34	-40.77	-33.78	-3.66	3.70	0	1,312	0
sensor_profudo_4	-130.24	-87.11	-54.14	-64.85	-8.40	3.70	0	1,389	0
sensor_superficial_5	-117.82	-69.94	-37.51	-30.04	-5.23	3.70	0	1,363	0
sensor_profudo_6	-59.32	-12.12	-7.73	-1.41	3.58	3.70	0	897	124
temperatura	23.22	23.96	24.23	24.22	24.48	25.47	0	0	17
precipitacion	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1,601	0	0
sensores_superficiales	-113.41	-60.62	-41.67	-30.74	-14.25	-3.70	0	1,601	0
sensores_profundos	-80.86	-43.71	-30.85	-30.54	-12.73	-3.70	0	1,601	0

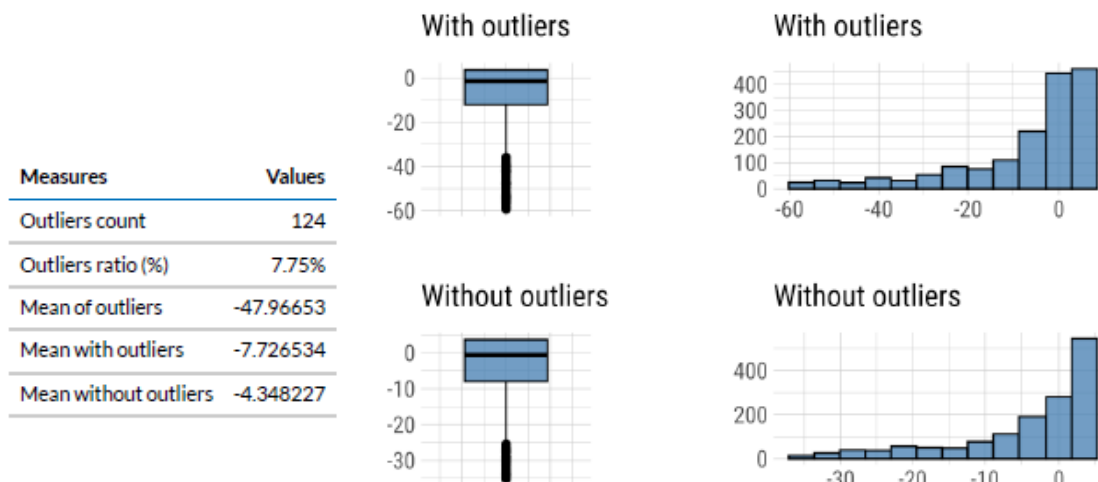
Para evaluar la consistencia y calidad de los datos recolectados durante el ciclo intervenido, se identificaron patrones, dispersión y la presencia de valores atípicos que podrían alterar la interpretación del comportamiento hídrico del suelo. El grafico 8 permite visualizar cómo se comportan los datos del potencial mátrico a lo largo del tiempo, mostrando la tendencia general y las fluctuaciones naturales del perfil hídrico, además siendo posible observar la concentración principal de valores dentro del rango operativo esperado para este tipo de sensores, lo cual evidencia que el dispositivo registró adecuadamente la dinámica de humedad del suelo en la mayor parte del ciclo.

No obstante, también permitió identificar valores atípicos (outliers) Figura 8. Estos valores se representan como lecturas que se alejan significativamente del comportamiento general de la serie y pueden deberse a interferencias momentáneas en la comunicación del

sensor, saturación temporal del suelo por eventos de riego o lluvia muy intensa, condiciones transitorias de temperatura o conductividad eléctrica que afectan la lectura o variaciones abruptas por recalibración automática o ruido propio del sistema IoT.

La presencia de estos valores no invalida el funcionamiento del sistema; por el contrario, su identificación es fundamental para el proceso de limpieza y depuración de datos. En este punto de la metodología, estos valores atípicos fueron analizados mediante minería de datos descriptiva para decidir si debían conservarse por reflejar fenómenos reales del suelo o eliminarse cuando correspondían a ruido instrumental.

Figura 8
Diagnóstico de valores atípicos Sensor profundo 6.



13.3. Limpieza de Datos

La limpieza de datos constituye una etapa esencial en el procesamiento de la información recolectada por los sensores IoT, a partir de este proceso, se busca garantizar la

calidad, consistencia y confiabilidad de los datos mediante la corrección o tratamiento de los valores atípicos.

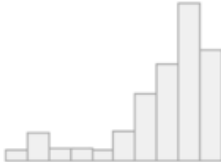
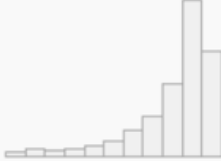
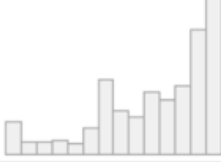
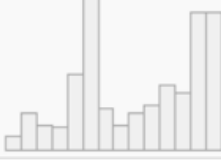
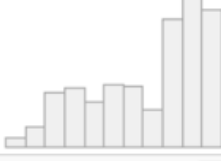
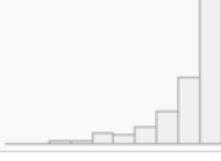
Esta etapa se llevó a cabo utilizando la herramienta interactiva Dataclean del software RStudio, la cual permitió identificar de forma eficiente inconsistencias, facilitando así la estructuración adecuada de la base de datos. A continuación, se evidencia el proceso para la depuración de los datos atípicos:

13.3.1. Configuración y descripción general

Cada uno de los sensores instalados generó un total de 1345 registros válidos, sin presencia de datos faltantes, lo cual garantiza una base de datos completa para el análisis. Teniendo en cuenta la naturaleza de los datos, todos los valores mayores a cero son considerados atípicos y posiblemente atribuibles en los errores de lectura.

En esta caracterización inicial se realiza una agrupación de los datos mediante la variable fecha, este es el punto de partida para el proceso de filtrado y posterior tratamiento de los datos, a continuación, se muestra en la figura 12

Figura 9 Estructura general de los datos estadísticos

No	Variable	Stats / Values	Freqs (% of Valid)	Graph	Valid	Missing
3	sensor_superficial_1 [numeric]	Mean (sd) : -17.5 (22.8) min ≤ med ≤ max: -84 ≤ -9.9 ≤ 3.7 IQR (CV) : 23 (-1.3)	1112 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)
4	sensor_profudo_2 [numeric]	Mean (sd) : -7.4 (11) min ≤ med ≤ max: -48.6 ≤ -3.7 ≤ 3.7 IQR (CV) : 10.1 (-1.5)	1149 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)
5	sensor_superficial_3 [numeric]	Mean (sd) : -33.5 (36.8) min ≤ med ≤ max: -129.6 ≤ -22.7 ≤ 3.7 IQR (CV) : 59 (-1.1)	1147 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)
6	sensor_profudo_4 [numeric]	Mean (sd) : -44.4 (38.7) min ≤ med ≤ max: -124.2 ≤ -39.1 ≤ 3.7 IQR (CV) : 71.1 (-0.9)	1270 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)
7	sensor_superficial_5 [numeric]	Mean (sd) : -27.2 (27.9) min ≤ med ≤ max: -94.7 ≤ -16.6 ≤ 3.7 IQR (CV) : 45.4 (-1)	1205 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)
8	sensor_profudo_6 [numeric]	Mean (sd) : -2.6 (8.1) min ≤ med ≤ max: -42.7 ≤ 0.3 ≤ 3.7 IQR (CV) : 9 (-3.1)	921 distinct values		1345 (100.0%)	0 (0.0%)

13.3.2. Filtros

En esta etapa se pretende subagrupar los datos mediante filtros específicos basados en condicionales lógicas, que permitirán la visualización presentada en la etapa posterior. (figura 13).

Figura 10 selección de filtros

Filter 1	Select/deselect Groups
sensor_superficial_1 >0	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 1 ▼
Filter 2	Select/deselect Groups
sensor_profundo_2 >0	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 1 ▼
Filter 3	Select/deselect Groups
sensor_superficial_3 >0	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 1 ▼

13.3.3. Limpieza y anotación visual

A partir de los datos filtrados, se genera una visualización interactiva de gráficos de series temporales donde se identifican los valores atípicos los cuales pueden ser seleccionados para su tratamiento (figuras 14 y 15):

Figura 11 grafico serie temporal Sensor superficial 6

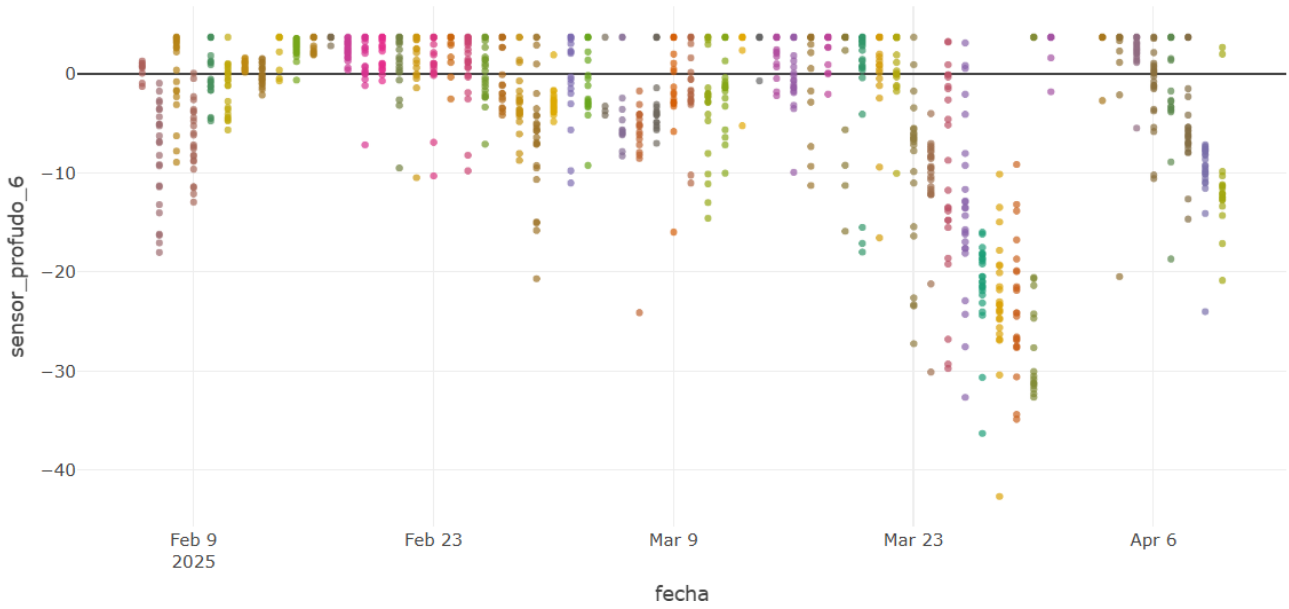
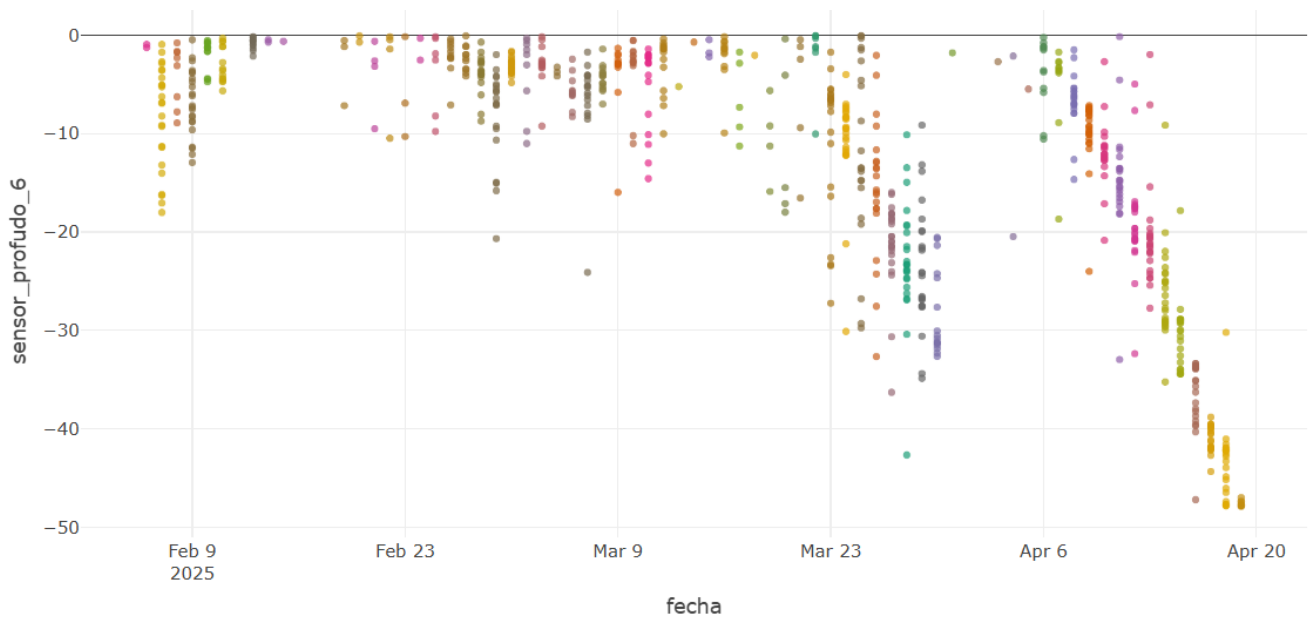


Figura 12 grafico serie temporal sensor superficial 6 tratados



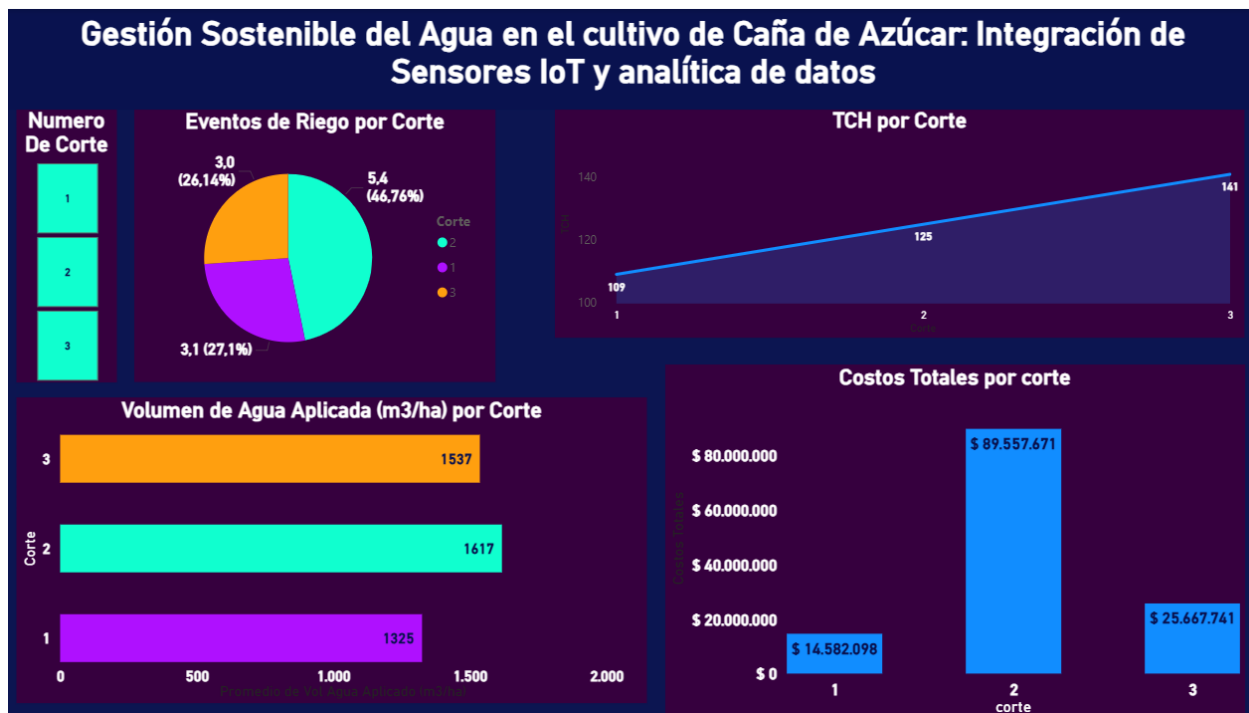
Con la depuración de los datos atípicos, se mejora la consistencia interna de la información, y contribuye a reforzar la validez analítica del proyecto, asegurando que las decisiones derivadas de los datos especialmente en los implicados a la programación del riego

se fundamenten en información precisa y representativa del estado real del suelo. La siguiente etapa comprende en la consolidación de la base de datos limpia, evaluar el impacto del tratamiento al conjunto total de los datos da un claro avance hacia modelos de análisis más robustos o visualizaciones con Power BI.

13.4. Visualización

Con el propósito de consolidar, visualizar y analizar de forma integrada la información obtenida durante el proyecto, se desarrolló un dashboard interactivo en Power BI que permitió presentar de manera clara y dinámica los principales indicadores asociados a la gestión del riego en los tres ciclos evaluados. Este tablero integra datos históricos y datos derivados del uso de sensores de potencial mátrico, facilitando la comparación entre ciclos y permitiendo identificar patrones en variables como el número de eventos de riego, el volumen de agua aplicado por hectárea, los costos totales por ciclo y la productividad expresada en toneladas de caña por hectárea (TCH). La visualización centralizada de estos indicadores no solo fortalece el análisis técnico, sino que también permite evaluar con mayor precisión el impacto del uso de sensores IoT sobre la eficiencia hídrica y económica del cultivo, constituyéndose en una herramienta clave para validar la hipótesis del proyecto y orientar futuras decisiones agronómicas. A continuación, en la figura 16 se presenta la visualización:

Figura 13 Dashboard de resultados



13.1. Impacto del uso de sensores de potencial mátrico en el consumo de agua

A partir del número de eventos de riego registrados en cada ciclo se evidencian diferencias significativas entre las decisiones de riego basadas en criterios empíricos y aquellas fundamentadas en el uso de sensores de potencial mátrico. Considerando las precipitaciones observadas en los tres ciclos, se presenta a continuación un análisis detallado de la frecuencia de riegos en cada uno de ellos, con el fin de comprender cómo la disponibilidad hídrica y el tipo de manejo influyeron en la programación del riego.

- **Ciclo 1**

Durante este ciclo se presentó una precipitación acumulada de 1972mm la cual permitió una reducción natural de la demanda de riego, sin embargo, al no contar con monitoreo con

sensores PMS, los eventos de riego se ejecutaron bajo criterios empíricos, generando riegos no estrictamente necesarios o con frecuencias basadas en rutina.

- **Ciclo 2**

Fue el ciclo con menor precipitación acumulada con un dato de 1525 mm, por lo tanto, el de mayor cantidad de riegos. Dado que la programación se realizó sin sensores, existe una mayor probabilidad de sobreestimación de la necesidad hídrica, explicando su mayor frecuencia de Riegos.

- **Ciclo 3**

Este ciclo presentó precipitaciones relativamente altas, sin embargo, la distribución irregular de lluvias posibilitó que se presentaran déficits temporales. Durante este ciclo la tecnología permitió programar los riegos exclusivamente cuando la tensión del suelo se aproximaba al umbral crítico (-75 kPa), reduciendo la frecuencia de eventos respecto al ciclo 2 y evitando riegos innecesarios en periodos de humedad residual.

13.2. Volumen de agua aplicada por Hectárea

Los volúmenes de agua aplicados durante los tres ciclos fueron de 1325 m³/ha en el ciclo 1, 1617 m³/ha en el ciclo 2 y 1537 m³/ha en el ciclo 3. Estos valores guardan coherencia con el aporte hídrico natural proveniente de las precipitaciones. En el ciclo 1, la alta acumulación de lluvia redujo la necesidad de riego suplementario, razón por la cual el volumen aplicado fue el más bajo. En contraste, el ciclo 2 presentó la menor precipitación, lo que incrementó la demanda de agua de riego para compensar el déficit hídrico, resultando en el mayor volumen aplicado. En cuanto al ciclo 3, aunque las precipitaciones fueron relativamente

elevadas, su distribución irregular en el tiempo generó períodos de déficit que hicieron necesario aplicar riegos adicionales.

13.3. Influencia de la implementación de estaciones de potencial mátrico en el costo total por ciclo

Los costos totales por ciclo de cultivo fueron de \$14.582.098 en el ciclo 1, \$89.557.671 en el ciclo 2 y \$25.667.741 en el ciclo 3. El ciclo 2 presentó el costo más elevado, situación explicada por la menor precipitación registrada y por el manejo sin sensores, que derivó en un mayor número de riegos y en la aplicación de volúmenes superiores, bajo condiciones de mayor incertidumbre. En contraste, el ciclo 3, pese a registrar una precipitación superior a la del ciclo 2, evidenció una reducción significativa en los costos totales. Esta disminución se relaciona con una menor frecuencia de riegos, la aplicación de volúmenes más ajustados a las necesidades reales del cultivo y la eliminación de riegos innecesarios gracias al monitoreo hídrico proporcionado por los sensores.

13.4. Uso de sensores de potencial mátrico automatizado y su impacto en la productividad por Ciclo

El comportamiento del TCH a lo largo de los tres ciclos evaluados evidencia una tendencia positiva, pasando de 109 de TCH en el ciclo 1, a 125 TCH en el ciclo 2, y finalmente a 141 TCH en el ciclo 3. Aunque este análisis debe interpretarse con cautela considerando que el objetivo del proyecto se centra en la eficiencia hídrica y no exclusivamente en el rendimiento,

los datos permiten identificar elementos relevantes que se relacionan indirectamente con la gestión del riego y las condiciones ambientales de cada ciclo.

En primer lugar, el incremento progresivo del TCH sugiere que el desarrollo del cultivo pudo verse influenciado por la transición natural entre etapas del ciclo productivo.

Históricamente, las plantillas (primer ciclo) suelen presentar los mayores rendimientos debido al vigor inicial del cultivo, la mayor densidad de macollos y una arquitectura radicular más robusta, factores que normalmente se traducen en una mayor acumulación de biomasa. Sin embargo, en este caso particular, el rendimiento del ciclo 1 fue el más bajo (109 TCH), lo que indica que el comportamiento esperado para plantillas pudo verse afectado por condiciones ambientales adversas. En efecto, este ciclo registró la mayor precipitación acumulada (1972 mm), lo que probablemente generó periodos de exceso hídrico que limitaron la oxigenación del suelo, redujeron la eficiencia radicular y afectaron la absorción de nutrientes, comprometiendo el potencial productivo del cultivo.

En contraste, el ciclo 2 a pesar de presentar la menor precipitación (1525 mm) y el mayor volumen de riego aplicado, mostró una productividad intermedia (125 TCH). Esto indica que el manejo tradicional del riego sin sensores permitió sostener un rendimiento adecuado, pero no óptimo, probablemente debido a aplicaciones excesivas o tardías derivadas del manejo empírico, lo que coincide con los altos costos reportados para este ciclo.

Finalmente, el ciclo 3, el primero en implementar los sensores de potencial mátrico, alcanzó la mayor productividad (141 TCH) aun cuando presentó una precipitación intermedia (1732 mm) y un volumen de riego menor que el del ciclo 2. Este comportamiento sugiere que la optimización del momento de riego gracias al monitoreo continuo del suelo pudo contribuir a mejorar el balance hídrico durante las etapas críticas del cultivo, favoreciendo procesos

fisiológicos como la elongación del tallo y la eficiencia fotosintética. Este resultado preliminar indica un efecto potencialmente positivo del riego basado en sensores PMS.

En conjunto, el análisis del TCH muestra que, si bien el rendimiento depende de múltiples factores agronómicos y ambientales, existe una relación plausible entre la mejora en la precisión del riego y el incremento observado en el ciclo 3. No obstante, será necesaria la incorporación de datos adicionales en próximos ciclos para confirmar si esta tendencia se sostiene y para separar los efectos propios de la edad de la soca de los derivados de la tecnología de monitoreo implementada.

14. CONCLUSIONES

El desarrollo del proyecto permitió evidenciar que la integración de tecnologías IoT de potencial mátrico, combinadas con modelos de analítica de datos, constituye una herramienta altamente eficaz para la gestión del riego en el cultivo de caña de azúcar. La intervención demostró mejoras significativas en eficiencia hídrica, reducción de costos y productividad en comparación con los ciclos históricos. Estos resultados no solo revelan el potencial técnico de la herramienta, sino que resaltan su importancia estratégica para el sector cañicultor, en un contexto donde la competencia global, la presión sobre los recursos hídricos y la variabilidad climática demandan sistemas de decisión más precisos, digitales y sostenibles.

En relación con el primer objetivo, la depuración, transformación y validación de los datos provenientes de los sensores PMS fue fundamental para garantizar la confiabilidad del análisis. La aplicación de modelos descriptivos, diagnósticos y automatizados permitió detectar outliers, valores inconsistentes y datos sin variabilidad, asegurando así un conjunto de datos robusto. Sin embargo, se enfrentaron limitaciones como lecturas irregulares de algunos sensores y variabilidad en la transmisión de datos. A pesar de estas restricciones, el proceso confirmó la necesidad de fortalecer la gobernanza de datos en campo, un aspecto crítico para el sector agroindustrial, donde la calidad del dato determina la precisión de la toma de decisiones.

Respecto al segundo objetivo, el análisis comparativo de costos evidenció que la programación del riego basada en información de potencial mátrico puede reducir de manera importante los gastos asociados al recurso humano, horas máquina y operación del sistema. Esto valida la viabilidad económica de adoptar tecnologías de monitoreo en tiempo real dentro de la agroindustria cañera. La tendencia observada respalda el potencial del proyecto para

mejorar la eficiencia operacional del sector, optimizar recursos y fortalecer la competitividad frente a mercados más tecnificados.

En cumplimiento del tercer objetivo, la intervención mostró que el uso de sensores PMS permite reducir de forma sustancial el volumen de agua aplicado por hectárea y ajustar con mayor precisión la frecuencia de riego, sin afectar negativamente la productividad del cultivo. Estos resultados son particularmente relevantes para un sector donde el agua representa un insumo crítico y costoso, y donde la presión ambiental exige prácticas más sostenibles. Aunque el análisis se realizó en una sola suerte y durante un ciclo específico, limitando la generalización de los resultados, los hallazgos constituyen una evidencia clara del valor agronómico del monitoreo de potencial mátrico y de la importancia de la digitalización del riego en la región azucarera del país.

Finalmente, el proyecto demuestra que la incorporación de tecnologías IoT en la agroindustria cañera no solo mejora procesos operativos, sino que representa un avance significativo hacia una agricultura más precisa, sostenible y competitiva. Los resultados tienen un alcance sectorial, dado que ofrecen un modelo replicable para otras suertes, organizaciones y sistemas de producción que busquen optimizar agua, reducir costos y adaptarse a las exigencias climáticas actuales. A pesar de las limitaciones encontradas, la intervención establece un precedente técnico y metodológico para futuras iniciativas de transformación digital, reforzando la importancia de continuar invirtiendo en tecnologías emergentes que fortalezcan la eficiencia, sostenibilidad y resiliencia del sector cañero colombiano.

15. BIBLIOGRAFIA

Abioye, E. A., Abidin, M. S. Z., Mahmud, M. S. A., Buyamin, S., AbdRahman, M. K. I., Otuoze, A. O., Ramli, M. S. A., & Ijike, O. D. (2020). IoT-based monitoring and data-driven modelling of drip irrigation system for mustard leaf cultivation experiment. *Information Processing in Agriculture*, 8(2), 270–283.

Arias Barriga, C. F., Casas Murcia, J. E., & Vargas Cortés, C. (2024). *Prototipo de sistema de sensores para el uso en huertas con sistemas de riego inteligentes para la optimización del rendimiento de los cultivos en áreas rurales de Colombia* (Bachelor's thesis, Ingeniería de Sistemas-Virtual).

Arshad, J., Aziz, M., Al-Huqail, A. A., Zaman, M. H. U., Husnain, M., Rehman, A. U., & Shafiq, M. (2022). Implementation of a LoRaWAN based smart agriculture decision support system for optimum crop yield. *Sustainability*, 14(2), 827.

Baeza, R; Cánovas, G; López, F; Contreras, J. 2020. Uso de Tensiómetros Manuales y Electrónicos para la Gestión del Riego. (en línea). Consultado 12 may. 2024. Disponible en <https://www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/ifapa/servifapa/registroservifapa/341bbbd5-9403-4e30-bf4f-855945132330>

Bernal, F. F., Cornejo, G. G., Siancas S. A., & Valdez, A. S. (2023). Técnicas de Machine Learning para incrementar el rendimiento de los campos de caña de azúcar en una empresa agroindustrial.

Biqing L, Yongfa L, Miao T, Shiyong Z. Design and Implementation of Sugarcane Growth Monitoring System based on RFID and ZigBee. *International Journal of Online Engineering* [Internet]. 2018;14(3). Available from: https://www.researchgate.net/publication/324114641_Design_and_Implementation_of_Sugarcane_Growth_Monitoring_System_based_on_RFID_and_ZigBee

Cabra, D., López, J. C., Ospina, H., & Hurtado, F. (2021). *Balance hídrico y programación del riego en caña de azúcar: evaluación en el valle del río Cauca*. CENICAÑA.

Caicedo, H. F. (2018). *Evaluación de la eficiencia de riego en el cultivo de caña de azúcar en el Valle del Cauca* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia].

Caiza, B. A. A. (2025). Sistema de monitoreo y control iot para cultivos agrícolas basado en la arquitectura edge cloud y deep learning. Facultad de ingeniería en sistemas, electrónica e industrial (doctoral dissertation, universidad técnica de ambato).

Carbonell Gonzalez, J.A.; Quintero Durán, R.; Torres Aguas, J. S.; Osorio Murilo, C. A.; Isaacs Echeverri, C. H. y Victoria Kafure, J. I. 2011. Zonificación agroecológica para el cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca (cuarta aproximación). Principios metodológicos y aplicaciones. Cali, Cenicaña. 119 p. (serie Técnica No. 38)

Castro, A. M. (2018). *Evaluación del balance hídrico en sistemas agrícolas: teoría y aplicación práctica*. Universidad del Valle.

Castro, O. (2018). *Aplicación del balance hídrico en sistemas de riego" pivote central fijo" caso del estrato litoral centro de la zona de caña guatemalteca* (Doctoral dissertation, Universidade de Santiago de Compostela).

CENICAÑA. (2023). *Criterios de análisis económico y estadístico para evaluar prácticas de manejo del riego en caña de azúcar*. Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia.

Cenicaña. (1995). Labores de cultivo. Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia.

Cordero Vázquez, C. Y. (2025). Tecnología para determinación de propiedades físicas y parámetros de riego de suelos agrícolas.

Cuadrado Coronel, S. L. (2022). Aplicación de la tecnología IoT (Internet of Things) para la medición de variables meteorológicas en la agricultura sostenible con sensores de bajo costo, como herramienta de monitoreo de las variables meteorológicas temperatura y humedad del suelo para la optimización del recurso hídrico en la agricultura sostenible (Bachelor's thesis, Quito: EPN, 2022.).

Domínguez-Niño, J. M., Oliver-Manera, J., Girona, J., & Casadesús, J. (2020). Differential irrigation scheduling by an automated algorithm of water balance tuned by capacitance-type soil moisture sensors. *Agricultural Water Management*, 228, 105880.

Everingham Y, Sexton J, Skocaj D, Inman-Bamber G. Accurate prediction of sugarcane yield using a random forest algorithm. *Agronomy for sustainable development* [Internet]. 2016;36(2):27. Available from: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s13593-016-0364-z.pdf>

FAO. (2020). Sugarcane | Land & Water | Food and Agriculture Organization of the United Nations | Land & Water | Food and Agriculture Organization of the United Nations. <http://www.fao.org/land-water/databases-and-software/crop-information/sugarcane/en/>

Fereres Castiel, E., & Goldhamer, D. A. (2000). Avances recientes en la programación de los riegos. *Ingeniería del agua*, 7(1), 47-54.

Fernández, AM. (2018). Comparación entre dos tipos de sensores de humedad de suelo para la programación del riego. Aplicación en un cultivo de caqui Rojo Brillante en la comarca de la Ribera Baja de la Comunidad Valenciana. <http://hdl.handle.net/10251/101253>

Gamboa Rodríguez, L. A. (2020). *Efecto del manejo del riego sobre el contenido de sacarosa en caña de azúcar*. Universidad del Valle.

García, Roberto & Almorox, J. (1995). Sequía y programación de riegos. *Agricultura: Revista agropecuaria*, ISSN 0002-1334, Año n°64, N°758, 1995, págs.. 772-781.

- González-Prieto, F. A., Avendaño-Fernández, E., & Salcedo-Parra, O. J. (2024). Intelligent Mobil App Design of IoT System Based on Wireless Sensor Networks for monitoring and improvement of production in fruit crops. *Revista EIA*, 21(41), 1-29.
- Hernández, g. h. r. (2022). impacto de diferentes manejos de riego sobre el rendimiento de caña de azúcar.
- Cenicaña. (2018). *Uso de sensores para el control del riego*. Programa de Agronomía. Servicio de Cooperación Técnica y Transferencia de Tecnología. Coordinación editorial: S. Alarcón M. & V. Carrillo C.; Diseño gráfico: A. Campiño B. www.cenicana.org
- IDEAM. (2014). *Guía para la estimación del balance hídrico en Colombia*. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales.
- Jiménez López, A. F., Velásquez Clavijo, F., & Puente Reyes, S. (2023). Intelligent agricultural irrigation prescription system based on sensor networks and crop modeling. *Visión Electrónica*, 17(1).
- Kumar H, Menakadevi T. A review on big data analytics inthe field of agriculture. *International Journal of Latest Transactions in Engineering and Science* [Internet].2017;1(4):1-10. Available from: <http://www.ijltes.com/wp-content/uploads/2017/02/1.pdf>
- Lakshmi, G. P., Asha, P. N., Sandhya, G., Sharma, S. V., Shilpashree, S., & Subramanya, S. G. (2023). An intelligent IOT sensor coupled precision irrigation model for agriculture. *Measurement: Sensors*, 25, 100608.
- Lozoya, C., Mendoza, C., Mejía, L., Quintana, J., Mendoza, G., Bustillos, M., ... & Solís, L. (2014). Model predictive control for closed-loop irrigation. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 4429-4434.

Luzuriaga, J. G. V., Ortiz, S. A. L., Valle, A. A. V., & Mera, M. D. B. (2023). Aplicación de los sensores IOT en la agroindustria: estudio taxonómico del modelo GMAAS según el procesamiento de datos. *Polo del Conocimiento: Revista científico-profesional*, 8(3), 100-126.

macias, j. (2024). *efecto de la suspensión del agua en la producción y maduración de la caña de azúcar (saccharum officinarum), cantón milagro* (doctoral dissertation, universidad agraria del ecuador).

Marasca, I., Da Silva, R. B., Sartori, M. M. P., Gonçalves, A. P., & Lanças, K. P. (2015). Morfología de la caña de azúcar en la preparación profunda del suelo en canteros. *Idesia*, 33(4), 23-29.

Másmela, J. O., Romero-Perdomo, F., & Galvis, C. U. Tecnologías emergentes para el agro y su aplicación en Colombia.

Medina-Puente, A. (2018). Calibración de sensores de resistencia en la medición del potencial matricó en tres tipos de suelos en condiciones de invernadero. *Agro Productividad*, 11(9).

Mondragón Arcila, M. (2023). Consecuencias ambientales con ocasión al monocultivo extensivo de la caña de azúcar en el Municipio de Roldanillo, Valle del Cauca año 2020-2022.

Moreno Olmo, Ramón Antonio. Optimización del riego mediante el uso de sensores de humedad del suelo en un cultivo de naranjos en el Campo de Cartagena. Universidad Politécnica de Cartagena, 2023.

Morillo González, K. G. (2025). Diseño y análisis de un sistema de lisímetros para macetas en la Estación de Investigación e Innovación de Ciencias de la Vida y el Desarrollo Sostenible (Bachelor's thesis).

Movva, S. S., Ingole R. (2020). An Overview of Smart Irrigation Systems Using IoT. *European Journal of Advances in Engineering and Technology*, 7(5):77-88

Niño, J. A., Cuervo, J. L., & Villalobos, R. (2013). Efecto del potencial mátrico del suelo en el crecimiento del cultivo de estevia (*Stevia rebaudiana* Bert.). *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 7(2), 240-251.

Placidi, P., Gasperini, L., Grassi, A., Cecconi, M., & Scorzoni, A. (2020). Characterization of low-cost capacitive soil moisture sensors for IoT networks. *Sensors*, 20(12), 3585

Quevedo Amaya, Y. M., Cepeda Quevedo, A. M. & López Murcia, M. A. (2023). Fisiología aplicada a la producción de la caña de azúcar en Colombia. *En: Centro de investigación de la caña de azúcar de Colombia (Ed). Agroindustria de la caña de azúcar en Colombia. Cenicaña*

Quintero, R., García, A., Cortés, L. A., Muñoz, A. F., Tórres, J. S., Carbonell, G. J., & Osorio, C. A. (2008). Grupos homogéneos de suelos del área dedicada al cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca (segunda aproximación). *Cenicaña, Cali, Colombia*.

Ramírez Pereira, E. H. (2017). *Formulación de un Plan de Uso Eficiente y Ahorro del Agua, basado en un modelo de proyección de demanda hídrica en la hacienda Cabaña* (Doctoral dissertation).

Ribas Hernández, G. H. (2022). Impacto de diferentes manejos de riego sobre el rendimiento de caña de azúcar.

Rivera, J.A., Marianetti, G., & Hinrichs, S. (2018). Validation of CHIRPS precipitation dataset along the Central Andes of Argentina. *Atmospheric Research*, 15(213), pp 437– 449.

Rodrigues, D.J. 1995. Fisiologia da Cana-de-Açúcar. Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências, Campus de Botucatu. Botucatu, p. 101.

Rosales-Soto, A., & Arechavala-Vargas, R. (2020). Agricultura inteligente en México: Analítica de datos como herramienta de competitividad. *Vinculatégica EFAN*, 6(2), 1415-1427.

Saleem, S. K., Delgoda, D. K., Ooi, S. K., Dassanayake, K. B., Liu, L., Halgamuge, M. N., & Malano, H. (2013). Model predictive control for real-time irrigation scheduling. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(18), 299-304.

Soto, J. P. T., Navarrete, O. G., & Martínez, J. C. G. (2022). Propuesta de diseño de una red inalámbrica de sensores y actuadores para riego, con tecnología de Internet de las Cosas. *Investigación e Innovación en Ingenierías*, 10(1), 99-123.

Cenicaña. (2004). Avances técnicos para la programación y manejo del riego en caña de azúcar. Segunda edición. Cenicaña, Cali, Colombia. 66 p (Serie técnica N.º 33)

Verdezoto Paredes, A. F. (2024). *Importancia de la implementación de tensiómetros en el manejo del agua de riego a nivel parcelario* (Bachelor's thesis, BABAHOYO: UTB, 2024).

Viera G, & Guilcaso C.O. (2023). Utilización de sensores IoT para la automatización de sistemas de riego. *Dominio de las Ciencias*, 9(4), 1731-1748.

Villamil, M. B., Salazar, L., & Rodríguez, D. (2020). *Evaluación del potencial mátrico como criterio para la programación del riego en caña de azúcar*. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 14(1), 103–114.

Villegas, Y. V., & Casadiego, Y. S. (2019). Implementación de sensores en los sistemas de riego automatizado. *Documentos de Trabajo ECAPMA*, 3(1). DOI: <https://doi.org/10.22490/ECAPMA.3417>

Zotarelli, L., Dukes, M. D., & Morgan, K. T. (2013). Interpretación del contenido de la humedad del suelo para determinar capacidad de campo y evitar riego excesivo en suelos arenosos utilizando sensores de humedad: AE496, 1/2013. *Edis*, 2013(2).

