



**UNIVERSIDAD NACIONAL
DE JAÉN**

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

**Sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana para
detectar la aparición de la roya en plantaciones de café en el
Distrito de Chirinos, Cajamarca**

Autores:

Dr. Lenin Quiñones Huatangari
Mag. Candy Lisbeth Ocaña Zuñiga
Mag. Annick Estefany Huaccha Castillo
Dr. Manuel Emilio Milla Pino
Ing. Milton Ríos Julcapoma
Mag. Rubén Eusebio Acosta Jacinto
Ing. Eduardo Mendoza Villaizan

JAÉN – PERÚ, FEBRERO, 2023

Índice de contenido

	Pág.
RESUMEN.....	vi
ABSTRACT	vii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MATERIALES Y MÉTODOS.....	8
2.1. Lugar de ejecución.....	8
2.2. Población, muestra y muestreo	8
2.3. Métodos, técnicas, procedimientos e instrumentos de recolección de datos	9
2.3.1. Métodos, técnicas y procedimientos	9
2.3.2. Recolección de datos.....	10
2.4. Análisis estadístico	11
III. RESULTADOS	12
3.1. Variables climáticas y características que influyen en la aparición de la roya....	12
3.1.1. Campos de cultivo de café de estudio	12
3.1.2. Estado de arte de la situación actual de la Roya del café.....	14
3.1.3. Frecuencia de medida de cada variable.....	16
3.1.4. Estadística descriptiva de los datos recolectados.	17
3.2. Sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana.....	19
3.2.1. Estado del arte de sensores medioambientales relacionados a la roya.....	19
3.2.2. Estaciones meteorológicas para agricultura	28
3.2.3. Probar en laboratorio las estaciones meteorológicas.....	43
3.2.4. Fotografías del estado de las hojas de café y registrarlas en base de datos....	53
3.2.5. Emplear minería de datos	54
3.2.6. Estado de arte de sistemas informáticos similares al proyecto	54
3.2.7. Diseño del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana	55
3.2.8. Prototipo del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana	61
3.2.9. Pruebas del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.....	65
3.3. Validación del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana.....	69
IV. DISCUSIÓN.....	72
V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	74
5.1. Conclusiones	74
5.2. Recomendaciones	75
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	76
ANEXOS.....	82

Índice de tablas

	Pág.
Tabla 1 Grado de severidad en la hoja	4
Tabla 2 Atributos generales de las dos parcelas	8
Tabla 3 Georreferenciación de las dos parcelas	9
Tabla 4 Ubicación de las parcelas de muestreo en el distrito de Chirinos	12
Tabla 5 Características de los tres lotes de la parcela La Prosperidad en Chirinos.....	12
Tabla 6 Características de los dos lotes de la parcela el Mirador en Chirinos	13
Tabla 7 Frecuencia de medida de cada variable	17
Tabla 8 Estadística descriptiva de las variables dependientes incidencia y severidad...	18
Tabla 9 Formato del Data Frame del protocolo Modbus según (Kuang, 2014).....	44
Tabla 10 Descripción de la trama Modbus-RTU explicado por (Herath et al., 2020). .	44
Tabla 11 Consulta usando la función 0x03	45
Tabla 12 Respuesta usando la función 0x03	45
Tabla 13 Valores de datos enviados a base de datos Dynamo DB.....	50
Tabla 14 Comportamiento de los algoritmos en el software Weka.....	54
Tabla 15 Lista de requerimientos	57
Tabla 16 Información proporcionada para pruebas de la variable Incidencia.....	68
Tabla 17 Información proporcionada para pruebas de la variable Severidad	68

Índice de figuras

	Pág.
Figura 1 Escala de Severidad en hoja.....	5
Figura 2 Etapas en el procedimiento de la investigación	9
Figura 3 Campos de cultivos evaluados en la parcela La prosperidad.....	13
Figura 4 Campos de cultivos evaluados en la parcela el Mirador	14
Figura 5 Comportamiento de las treinta instancias con respecto a la incidencia	18
Figura 6 Comportamiento de las treinta instancias con respecto a la severidad	19
Figura 7 Sensor de velocidad de viento.....	20
Figura 8 Dimensiones físicas del sensor de velocidad de viento	20
Figura 9 Distribución de cables para RS485	21
Figura 10 Sensor de dirección de viento	22
Figura 11 Dimensiones del sensor de dirección de viento	22
Figura 12 Sensor de radiación solar	24
Figura 13 Dimensiones del sensor Radiación Solar	24
Figura 14 Sensor de temperatura, humedad y presión	25
Figura 15 Estructura interna de sensor de precipitación.....	26
Figura 16 Descripción del sensor SHT10.....	27
Figura 17 Descripción del sensor BH1750.....	28
Figura 18 Diagrama de bloques de la estación meteorológica tipo 1	29
Figura 19 Diagrama pictórico de la EM tipo 1	30
Figura 20 Esquema electrónico de la estación meteorológica tipo 1	31
Figura 21 Esquema de circuito impreso de la EM tipo 1	31

Figura 22	Tarjeta electrónica de la EM tipo 1	32
Figura 23	Gabinete de la EM tipo 1	33
Figura 24	Estación meteorológica tipo 1 implementada e instalada en la cooperativa cafetalera La prosperidad del distrito de Chirinos.....	34
Figura 25	Diagrama de bloques de la estación meteorológica tipo 2.....	35
Figura 26	Diagrama pictórico de la EM tipo 2.....	36
Figura 27	Esquema electrónico del subsistema A de la estación meteorológica tipo 2	37
Figura 28	Esquema electrónico del subsistema B de la estación meteorológica tipo 2	37
Figura 29	Esquema del circuito impreso del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2	38
Figura 30	Esquema del circuito impreso del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2	39
Figura 31	Esquema del circuito impreso en imagen 3D del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2	39
Figura 32	Esquema del circuito impreso en imagen 3D del subsistema B de la estación meteorológica (EM) tipo 2	40
Figura 33	Tarjeta electrónica del subsistema A de la EM tipo 2.....	41
Figura 34	Tarjeta electrónica del subsistema B de la EM tipo 2.....	42
Figura 35	Estación meteorológica tipo 2 implementada e instalada en la cooperativa cafetalera La prosperidad del distrito de Chirinos.....	43
Figura 36	Módulo MX485.....	45
Figura 37	Código de lectura del sensor de radiación.....	46
Figura 38	Respuesta recibida del sensor de radiación.....	47
Figura 39	Diagrama de bloques de prueba de envío de datos	47
Figura 40	Diagrama del escenario de pruebas de recepción de datos de los sensores RS485 hacia un hosting.....	48
Figura 41	Diagrama del escenario de recepción de datos de los sensores en el servidor AWS Lightsail.....	48
Figura 42	Página WEB mostrando datos de sensores de la EM del tipo 1.....	49
Figura 43	Hardware de nodo sensor de laboratorio.....	49
Figura 44	Circuito electrónico de la EM tipo 1	50
Figura 45	Vista de la tabla DHT11 de la base de datos del hosting 000webhost.....	51
Figura 46	Diagrama del escenario de recepción de datos de los sensores en el servidor AWS Lightsail	52
Figura 47	Página WEB mostrando datos de sensores de la EM del tipo 2.....	52
Figura 48	Toma de datos de las variables dependientes incidencia y severidad.....	53
Figura 49	Procesamiento en la App Leaf Doctor para estimar la severidad de roya	53
Figura 50	Procesamiento en la App Leaf Doctor para estimar la severidad de roya	54
Figura 51	Sistema de monitoreo actual	56
Figura 52	Modelo “V” usado para el diseño e implementación del hardware	56
Figura 53	Diagrama de casos de uso	58
Figura 54	Diagrama de caso de uso de negocio	59
Figura 55	Normalización de ficha de evaluación de plagas de campo con las posibles tablas.....	59
Figura 56	Diagrama de funcionamiento del sistema informático de alerta de la roya ...	60
Figura 57	Visualización de la última lectura de cada sensor.....	61
Figura 58	Visualización del historial de las lecturas del sensor de temperatura	61

Figura 59 Primera pestaña: Datos Iniciales con búsqueda de datos estáticos como lo son los datos de la parcela.....	62
Figura 60 Segunda pestaña: Propiedad de Cultivo.....	62
Figura 61 Tercera Pestaña: Gestión de Cultivo que recopila datos pasados de tratamiento en la parcela.....	62
Figura 62 Pestaña relacionada con el ingreso del número de hojas, ramas y árboles	63
Figura 63 Pestaña para realizar el cálculo de incidencia y severidad.....	63
Figura 64 Secuencia de acceso al historial de datos por parcela en la aplicación móvil	64
Figura 65 Secuencia de acceso al formulario con autenticación por Firebase	65
Figura 66 Búsqueda de datos con JavaScript con información previamente almacenada	65
Figura 67 Información almacenada recogida correctamente en la primera pestaña (Mirador1 para nuestro ejemplo).....	66
Figura 68 Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Propiedad de Cultivo.....	66
Figura 69 Comprobación de almacenamiento de datos correctamente en la tabla de propiedad cultivo	66
Figura 70 Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Gestión de Cultivo.....	66
Figura 71 Comprobación de almacenamiento de datos correctamente en la tabla gestión de cultivo	67
Figura 72 Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Cálculo de Variables referentes a datos físicos de las hojas identificadas en las plantas de café de la parcela seleccionada en la primera pestaña	67
Figura 73 Interacción de estación física y datos almacenados en el sistema	69
Figura 74 Visualización en histograma de los últimos datos registrados por sensor	69
Figura 75 Diagrama de flujo de autenticación de usuario Gestor en el sistema.....	70
Figura 76 Escala de Medición de Alerta relacionada a la suma de valores obtenidos de la suma entre la Incidencia y Severidad calculada.	70
Figura 77 Historial de alertas obtenidas por el llenado de los formularios manuales del sistema	71
Figura 78 Vista web de las alertas obtenidas, con filtros para la mejor ubicación y manejo de los datos obtenidos	71

RESUMEN

La enfermedad de la roya del café, se estudia desde diversos enfoques: sistemas de información geográfica y sensores remotos, cuantificación de factores (condiciones meteorológicas, propiedades de la fertilidad del suelo, propiedades de los cultivos físicos), metabolómica y génico. El objetivo de la investigación fue desarrollar un sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana para detectar la aparición de la roya en plantaciones de café en el distrito de Chirinos de la región Cajamarca. Se identificaron dos parcelas con cinco variedades de café (Caturra, Bourbon, Paches, Geisha y Catimor) en los sectores de la Capital del Distrito y Huarango Casado. El diseño del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana tuvo en consideración tres componentes relacionados al internet de las cosas: electrónica de cinco estaciones meteorológicas, medio de transmisión por radiofrecuencia establecida por telefonía móvil y servicio de plataforma WEB, el cual se utilizó para almacenamiento y posterior análisis de datos. Los datos se recolectaron después de la implementación del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana: las climáticas fueron realizadas a través del sistema implementado, las variables incidencia y severidad fue recolectado con una ficha de recolección acorde con la Directiva General N° 88 dado por SENASA. Se ha desarrollado un sistema basado en algoritmos informáticos para monitorear y diagnosticar la roya de café.

Palabras clave: *roya, café, alerta, Monitoreo, Diagnostico y Sistema.*

ABSTRACT

Coffee rust disease is studied from different approaches: geographic information systems and remote sensing, quantification of factors (weather conditions, soil fertility properties, physical crop properties), metabolomics and genetics. The objective of the research was to develop an early warning monitoring and diagnostic system to detect the appearance of coffee rust in coffee plantations in the Chirinos district of the Cajamarca region. Two plots with five coffee varieties (Caturra, Bourbon, Paches, Geisha and Catimor) were identified in the sectors of the District Capital and Huarango Casado. The design of the monitoring and early warning diagnostic system took into consideration three components related to the internet of things: electronics of five meteorological stations, radio frequency transmission medium established by mobile telephony and WEB platform service, which was used for data storage and subsequent analysis. The data were collected after the implementation of the Early Warning Monitoring and Diagnosis System: the climatic data were collected through the implemented system; the incidence and severity variables were collected with a collection sheet according to the General Directive N° 88 given by SENASA. A system based on computer algorithms has been developed to monitor and diagnose coffee rust.

Keywords: *Hemileia vastatrix*, data mining, coffee, technology, app.

I. INTRODUCCIÓN

En el Perú, el Servicio Nacional de Sanidad Agraria (SENASA), publicó el 11 de marzo del 2003, la directiva general N°08-2003-AG-SENASA-DGSV-DPF, formulada por la Dirección General de Sanidad Vegetal y la Dirección de Programas Fitosanitarios aprobando formatos para ejecución y remisión de información de actividades del Programa Manejo Integrado de Plagas del Cafeto y su respectiva guía instructiva de llenado. Los formatos son: el Formato de Prospección y Evaluación de Plagas en Campo con código DGSV/DPF/MIPC-01 y el responsable de llenado es el especialista o técnico de campo, formato mensual de actividades ejecutadas para la Prospección y Evaluación de Plagas con código DGSV/DPF/MIPC-02 y el responsable de llenado es el coordinador de sanidad vegetal, Formato Mensual de Actividades Ejecutada para Capacitación y organización de Agricultores con código DGSV/DPF/MIPC-03 y el responsable de llenado es el coordinador de sanidad vegetal y el Formato Mensual de Actividades Ejecutadas para el Fomento del Manejo Integrado de Plagas con código DGSV/DPF/MIPC-04 cuyo responsable de llenado es un coordinador de sanidad vegetal.

El 2013, el SENASA y el Ministerio de Agricultura y Riego – MINAGRI, publican un plan Nacional de Acción de Reducción de la Incidencia y Severidad de la "Roya Amarilla del Cafeto" *Hemileia vastatrix* en el Perú-Plan Nacional Contra la Roya Amarilla, cuyo objetivo general es reducir la incidencia y severidad de "Roya Amarilla del Cafeto" mediante una respuesta adecuada y oportuna, considerando la evaluación de daños, la identificación de áreas afectadas, las técnicas de aplicación para el control de la plaga y otros mecanismos que contribuyan a reducir la severidad, en el marco de las Buenas Prácticas Agrícolas; en coordinación con gobiernos Regionales, Locales, Organizaciones de productores y entidades relacionadas al sector cafetalero.

En la búsqueda de sistemas de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana con respecto a la relación de uso de metodologías, modelos y aplicaciones en el estudio de la incidencia de la roya en las hojas de café se encontraron las publicaciones:

“Graph Patterns as Representation of Rules Extracted from Decision Trees for Coffee Rust Detection”. Este trabajo fue desarrollado por (Lasso & Thamada, 2015) y tuvo como objetivo determinar reglas para detectar la roya en el café a partir de la inducción de árboles de decisión y el conocimiento de expertos. El

problema que fue descrito menciona que las enfermedades de los sistemas de producción agrícola representan uno de los mayores impulsores de pérdidas y productos de mala calidad, por lo que mediante el uso de la Inteligencia Artificial se realiza el análisis de variables del entorno agrícola con el fin de obtener su relación con las enfermedades en los cultivos. El estudio se hizo durante varios meses entre el año 2011 y 2013. Como resultado se obtuvo la extracción de reglas para la detección de la roya del café a partir de la aplicación de un algoritmo de inducción de árbol de decisión. Con las reglas que se obtuvieron, se realizó su representación como patrones de grafos, con el fin de modelarlos considerando el contexto semántico del problema.

“A new dataset for coffee rust detection in Colombian crops base on classifiers”. Los autores (Corrales, Ledezma, & Peña, 2014) definieron un conjunto de datos para generar clasificadores precisos mediante tres clasificadores: Maquinas de vector de regresión, Redes neuronales con propagación hacia atrás y Árboles de regresión con el objetivo de determinar la incidencia de la roya del café. Además, definieron como conjunto de datos las variables relacionadas a condiciones climáticas (6 atributos), propiedades de fertilidad del suelo (5 atributos), propiedades físicas del cultivo (6 atributos) y manejo del cultivo (4 atributos). También, realizaron el estudio con datos de 3 años (2011-2013) con muestras cada tres meses. Como conclusión del trabajo, fueron evaluados tres clasificadores, donde la regresión de vectores de soporte obtiene la mejor evaluación de rendimiento para cada conjunto de datos. Sin embargo, pocas instancias para entrenar a un clasificador limitan su desempeño, ya que el clasificador no puede tomar la decisión correcta si el entrenamiento del conjunto de datos no tiene casos que apoyen la decisión esperada.

“A Method for Detecting Coffee Leaf Rust through Wireless Sensor Networks, Remote Sensing, and Deep Learning: Case Study of the Caturra Variety in Colombia”, se estudió un modelo de diagnóstico, mediante la integración tecnológica de la teledetección (a través de cámaras multiespectrales con capacidad para drones), redes de sensores inalámbricos (enfoque multisensor) y Deep Learning (DL), y fue desarrollado por (Velásquez, Sánchez, & Sarmiento, 2020). El problema que se describió menciona como la actividad agrícola ha estado amenazada por la presencia de plagas y enfermedades que impiden el buen

desarrollo de los cultivos y donde su detección se realiza caminando por el cultivo y mediante inspección visual humana. Se utilizaron como variables de entrada los sensores de: pH, temperatura del suelo, humedad/temperatura del ambiente, sensor de flujo de aire, sensor de lluvia y cámaras (RGB, multiespectrales). El estudio se realizó utilizando 73 cultivos de café en Honduras durante 1 a 3 años. Como resultado del trabajo, se realizó una contribución al desarrollo rural a través de la innovación tecnológica para fortalecer la rentabilidad de los caficultores colombianos. En esta investigación se aportó una solución que facilita el diagnóstico y mitiga los riesgos de una de las enfermedades más limitantes económicamente para la producción de café.

“Implementation of Artificial Neural Networks Using NVIDIA Digits and OpenCV for Coffee Rust Detection”. El objetivo del trabajo fue presentado por (Caballero & Duke, 2020) que tuvo como objetivo, entrenar dos redes neuronales, que pueden detectar la presencia de roya del café en plantas de café, utilizar NVIDIA Digits y la biblioteca abierta OpenCV en el software Visual Studio para realizar una comparación entre la detección y la determinación del porcentaje de precisión utilizando imágenes y cámaras. El problema mencionó cómo la detección de la infección en el momento adecuado, puede prevenir la propagación en los campos de café, y el uso de métodos convencionales de recolección de datos implica realizar grabaciones y supervisión visual, de modo que este mismo método incurre en la propagación de la enfermedad. Como se resultado del trabajo se obtuvo que la red neuronal entrenada con NVIDIA Digits, logró tener una precisión promedio del 98% en la correcta clasificación de la roya en las hojas de café. Por otro lado, la red neuronal entrenada con OpenCV, solo obtuvo un rendimiento del 83%. Por ello se determinó que la red neuronal entrenada con NVIDIA Digits, será capaz de detectar de forma eficaz y precisa en un promedio del 98% del tiempo, cualquier imagen que se presente para la clasificación de la roya del café.

La incidencia es la proporción o porcentaje de plantas u órganos afectados por la enfermedad en un lote o área, indicando el número de individuos u órganos de la muestra o población que presentan la enfermedad. Permite cuantificar el porcentaje de hojas afectadas en ramas o en individuos evaluados en una parcela (Lopez et al., 2018).

$$I (\%) = \frac{NHR}{NHT} \times 100 \quad (1)$$

Donde:

- ✓ I (%) = Porcentaje de incidencia.
- ✓ NHR = Número de hojas con roya en rama evaluada.
- ✓ NHT = Número de hojas totales en rama evaluada.

La severidad es el porcentaje de daño o área afectada por la roya en plantas o parte de la planta a evaluar, es decir, mide el grado de afectación de los individuos, u órganos evaluados (Lopez et al., 2018). El término de incidencia, será usado para la evaluación de la roya y el término “severidad” o “Índice de Intensidad de Daño” (IID) para indicar el nivel de ataque de la enfermedad.

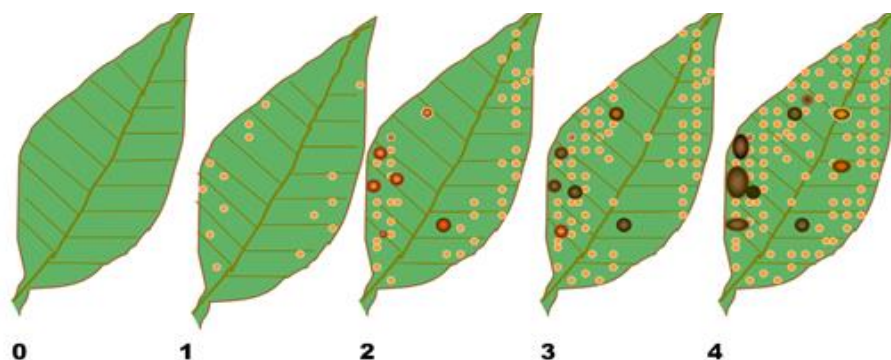
Para medir el porcentaje de área afectada en las hojas evaluadas, se utilizan métodos visuales, para ello es necesario ilustraciones de partes de plantas enfermas dentro de un rango de valores medido en proporción o porcentaje de tejido afectado. Según SENASA la escala de severidad en cada hoja, según los síntomas observados, tiene cinco grados de calificación (Tabla 1).

Tabla 1
Grado de severidad en la hoja

Grado o calificación	Descripción
0	Sano o sin síntomas visibles
1	Síntomas visibles llegando de 1 a 5% del área total sana
2	Las manchas empiezan a unirse llegando a ocupar del 6 al 20% del área sana
3	Las hojas comienzan a necrosarse de manera muy notoria afectando el 21 al 50% del área sana
4	Mayor al 50 del área foliar se encuentra afectada

Fuente: (SENASA), 2003

Figura 1
Escala de Severidad en hoja



Fuente: (SENASA), 2003

Se ha considerado la definición de los términos básicos:

- ✓ Arquitectura. Diseño del conjunto de relaciones que existen entre las partes que componen un sistema.
- ✓ Internet de las cosas (IoT). Es una red autoconfigurable y adaptable que conecta cosas del mundo real a Internet permitiéndoles comunicarse con otros objetos conectados, lo que lleva a la realización de una nueva gama de servicios ubicuos (Rahmani & Negash, B., 2018).
- ✓ Tiempo real. Es un sistema que interactúa con un medio de comportamiento conocido en relación con sus entradas y salidas, cumpliendo restricciones temporales para funcionar correctamente.
- ✓ Sistema embebido. Es un sistema de computacional diseñado para realizar una o algunas pocas funciones dedicadas en dispositivos electrónicos con bajos recursos de hardware (Arora, 2016).
- ✓ Unidad de procesamiento. Dispositivo electrónico encargado de realizar un procesamiento sobre las señales entregadas por sensores.

La Dirección General de Sanidad Vegetal Dirección de Programas Fitosanitarios aprobó la norma para la ejecución y remisión de información de actividades del programa manejo integrado de plagas del cafeto, a través de la Directiva General N° 08-2003-AG-SENASA-DGSV-DPF cuya finalidad fue uniformizar y armonizar la ejecución y remisión de la información de las actividades del Programa Manejo Integrado de Plagas del Cafeto desarrolladas por las Direcciones Desconcentradas del SENASA y en la Sede Central.

Los modelos matemáticos constituyen una herramienta para entender la complejidad que caracteriza diversos sistemas. Estos permiten realizar análisis de impactos tecnológicos, económicos, ambientales, evaluación de estrategias productivas y pronósticos del rendimiento de los cultivos. Su empleo se enfoca generalmente a comprender mejor los problemas y anticipar la realidad que se investiga (Hernández, 2009). Uno de los modelos para estimar la productividad potencial de los cultivos de acuerdo con las condiciones climáticas es el desarrollado por C.T. de Wit en Holanda y el cual se ha utilizado en diferentes estudios agroclimáticos por la FAO en Africa, Asia, América Central y Suramérica (Silva et al., 2013). En este sentido, han surgido propuestas para disminuir los efectos causados por diversas enfermedades y plagas en cultivos; siendo una de las soluciones informáticas utilizadas para este fin los sistemas expertos, los cuales poseen información de especialistas en un área específica. El objetivo de los sistemas expertos es generar soluciones a un problema dado una base de conocimiento del área de aplicación. Para este fin, se emplean diferentes técnicas de minería de datos como árboles de decisión, redes neuronales artificiales, máquinas de vectores de soporte, etc.

Investigaciones en Colombia, Brasil y México proponen el desarrollo de sistemas expertos para detección y tratamiento de roya. Varias de ellas hacen uso de técnicas de minería de datos como modelo de predicción, para ello han considerado base de datos que caracteriza una serie de condiciones de la roya en plantaciones de café. En este contexto, con el fin de aprovechar las múltiples tecnologías y disminuir las pérdidas en el sector cafetalero del distrito de Chirinos, la pregunta de investigación que motiva el desarrollo de la investigación fue: ¿Se podrá desarrollar un sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana para detectar la aparición de la roya en plantaciones de café en el distrito de Chirinos de la región de Cajamarca?

La justificación de la investigación fue que: Permitirá la automatización del procedimiento manual que es usado para la detección y seguimiento del nivel de incidencia de la roya en las hojas de café en el distrito de Chirinos de la región de Cajamarca. Permitirá en la práctica la validación del conocimiento la roya del café en un sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana. El sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana será una herramienta que servirá como fuente de información para elaborar toma de decisiones referidos al manejo de la roya del café.

Para lograr el objetivo general de la investigación se planteó: Identificar variables climáticas, características, y propiedades del suelo que influyen en la aparición de la roya en el cultivo de café en el distrito de Chirinos. Diseñar e implementar el sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana. Validar el sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana. Con lo cual se desarrolló un sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana para detectar la aparición de la roya en plantaciones de café en el distrito de Chirinos de la región Cajamarca.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Lugar de ejecución

El ámbito de la investigación se realizó en dos parcelas del distrito de Chirinos de la región Cajamarca.

2.2. Población, muestra y muestreo

Población

Es el elemento de registro de información climática, de suelo, propiedades de cultivo y grado de afectación de la roya en plantaciones de café del Distrito de Chirinos, cuyos dueños sean socios activos de la Cooperativa Agraria la Prosperidad de Chirinos de la provincia de San Ignacio desde noviembre hasta diciembre del año 2022.

Cuando la población es igual a la muestra y la muestra coincide con la población, se está en presencia de una muestra censal.

Muestreo

Se ha empleado un muestreo por conveniencia. El muestreo de o por conveniencia es una técnica de muestreo no probabilístico donde los sujetos son seleccionados dada la conveniente de accesibilidad y proximidad de las plantaciones de café para los investigadores. Se ubicaron dos parcelas (unidad experimental) entre el distrito de estudio, con determinados criterios de selección.

Criterios para la selección de parcelas:

Se ha tomado en cuenta el productor que sea socio activo de la Cooperativa Agraria Cafetalera “La Prosperidad de Chirinos”, área, edad y cultivo asociado (Tabla 2).

Tabla 2

Atributos generales de las dos parcelas

Nombre de la parcela	Nombre del productor	Área (Ha)	Edad (años)	Cultivo asociado
Finca experimental	Cooperativa Agraria Cafetalera La Prosperidad	2	8	No
El Mirador	Nilter García Chimbo	3	12	Si

También se ha considerado los atributos: Especie, rango de altura, altura y sector del distrito de Chirinos, tal como se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3
Georreferenciación de las dos parcelas

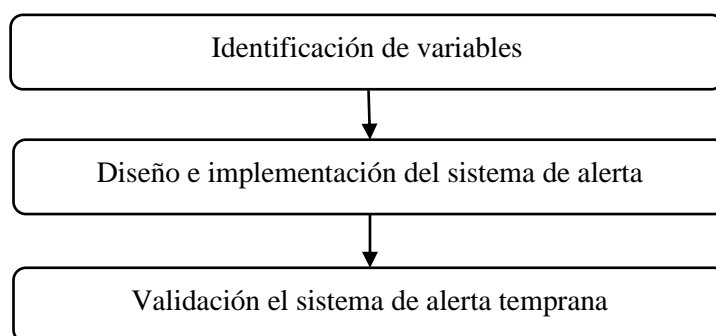
Espece	Rango altura (msnm)	Altura (msnm)	Sector
Paches Caturra Bourbon	[1700 -1800]	1752 1756 1777	Capital del Distrito
Geisha Catimor	[1550 -1650]	1599 1613	Huarango Casado

2.3. Métodos, técnicas, procedimientos e instrumentos de recolección de datos

2.3.1. Métodos, técnicas y procedimientos

El estudio se ejecutó en tres etapas (Figura 2): Identificación de variables que influyen en la incidencia y severidad de la roya, diseño e implementación del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana y finalmente se ha validado el sistema.

Figura 2
Etapas en el procedimiento de la investigación



Identificar las variables que influyen en la aparición de la roya.

- ✓ Reconocer el (los) campo(s) de cultivo de café en Cajamarca (El ámbito de la investigación).
- ✓ Realizar el estado de arte de la situación actual de la Roya del café.
- ✓ Definir la frecuencia de medida de cada variable a ser almacenada en la base de datos (durante las fases de desarrollo de la Roya del café).
- ✓ Realizar estadística descriptiva de los datos recolectados.

Diseñar e implementar el sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana.

- ✓ Analizar el contexto dentro del cual se implementará la solución.
- ✓ Estudiar el estado del arte de los sensores medioambientales

relacionados a la roya del café.

- ✓ Evaluar e implementar las estaciones meteorológicas para agricultura y/o nodos sensores con transmisión inalámbrica.
- ✓ Probar en laboratorio las estaciones meteorológicas para agricultura y/o nodos sensores inalámbricos.
- ✓ Tomar fotografías del estado de las hojas de café, asignar un valor a su estado de salud y registrarlo en la base de datos.
- ✓ Analizar y correlacionar los datos mediante técnicas estadísticas y de aprendizaje de máquina (Aplicar la metodología de minería de datos).
- ✓ Realizar el estado de arte de sistemas informáticos similares al proyecto
- ✓ Concebir y diseñar el Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.
- ✓ Implementar un prototipo del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.
- ✓ Integrar y probar el Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.

Validar el sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana.

- ✓ Validar el modelo de monitoreo y diagnóstico del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.
- ✓ Validar el prototipo final del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.

2.3.2. Recolección de datos

Los datos se recolectaron después de la implementación del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana: las climáticas fueron realizadas a través del sistema implementado, las variables incidencia y severidad fue recolectado con una ficha de recolección basada en la Directiva General N° 0088–2003–AG–SENASA–DGSV–DPF en la cual se dio la norma para la ejecución y remisión de información de Actividades del programa manejo integrado de plagas del cafeto. Para cada una de los cinco lotes de las dos parcelas; dicha información se registró en una matriz realizada en el software Excel.

2.4. Análisis estadístico

Se empleó la estadística descriptiva para resumir los resultados de la parte experimental de la investigación (Rendón-Macías et al., 2016) a través de tablas, figuras y gráfica de bigotes. El gráfico de cajas y bigotes (boxplot o box and whiskers plot) descrito por Jonh Tukey en 1977, resume la información de cinco medidas estadísticas: el valor mínimo, el primer cuartil, la mediana, el tercer cuartil y el valor máximo (Coutin Marie, 2007). El software utilizado fue Python a través del Google Colab.

III. RESULTADOS

3.1. Variables climáticas y características que influyen en la aparición de la roya

3.1.1. Campos de cultivo de café de estudio

El estudio se realizó en el distrito de Chirinos en los sectores de la capital del Distrito y Huarango Casado. Para cada sector se identificaron parcelas con sistema de siembra de café bajo sombra y se registró altitud, coordenadas geográficas con un posicionador geográfico GARMIN 78S (Tabla 4).

Tabla 4

Ubicación de las parcelas de muestreo en el distrito de Chirinos

N	Sector	Nombre	Variedad	Altura (msnm)	Coordenadas de ubicación			
					Este	Norte	Latitud	Longitud
1	Capital del Distrito	Prosperidad I	Bourbon	1777	733113	9412834	-5.3085	-78.8966
2		Prosperidad II	Caturra	1752	733060	9412795	-5.3089	-78.8971
3		Prosperidad III	Paches	1720	733045	9412785	-5.3090	-78.8972
4	Huarango casado	Mirador II	Geisha	1599	735342	9411287	-5.3225	-78.8764
5		Mirador I	Catimor	1613	735344	9411232	-5.3230	-78.8764

En el sector Capital del Distrito el terreno no presentó un relieve muy pronunciado y se establecieron tres puntos de muestreo, ubicados en parcelas de propiedad de la Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos, éstas fueron codificadas como Prosperidad I, Prosperidad II y Prosperidad III (Figura 3). Las características de estas se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5

Características de los tres lotes de la parcela La Prosperidad en Chirinos

Características	Prosperidad I	Prosperidad II	Prosperidad III
Nombre del productor	Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos		
Tipo de producción	Orgánico		
% sombra	50	68	70.5
Distanciamiento entre planta	0.8	1	1.3
Distanciamiento entre surco	2.5	2	2.3

Figura 3
Campos de cultivos evaluados en la parcela La prosperidad

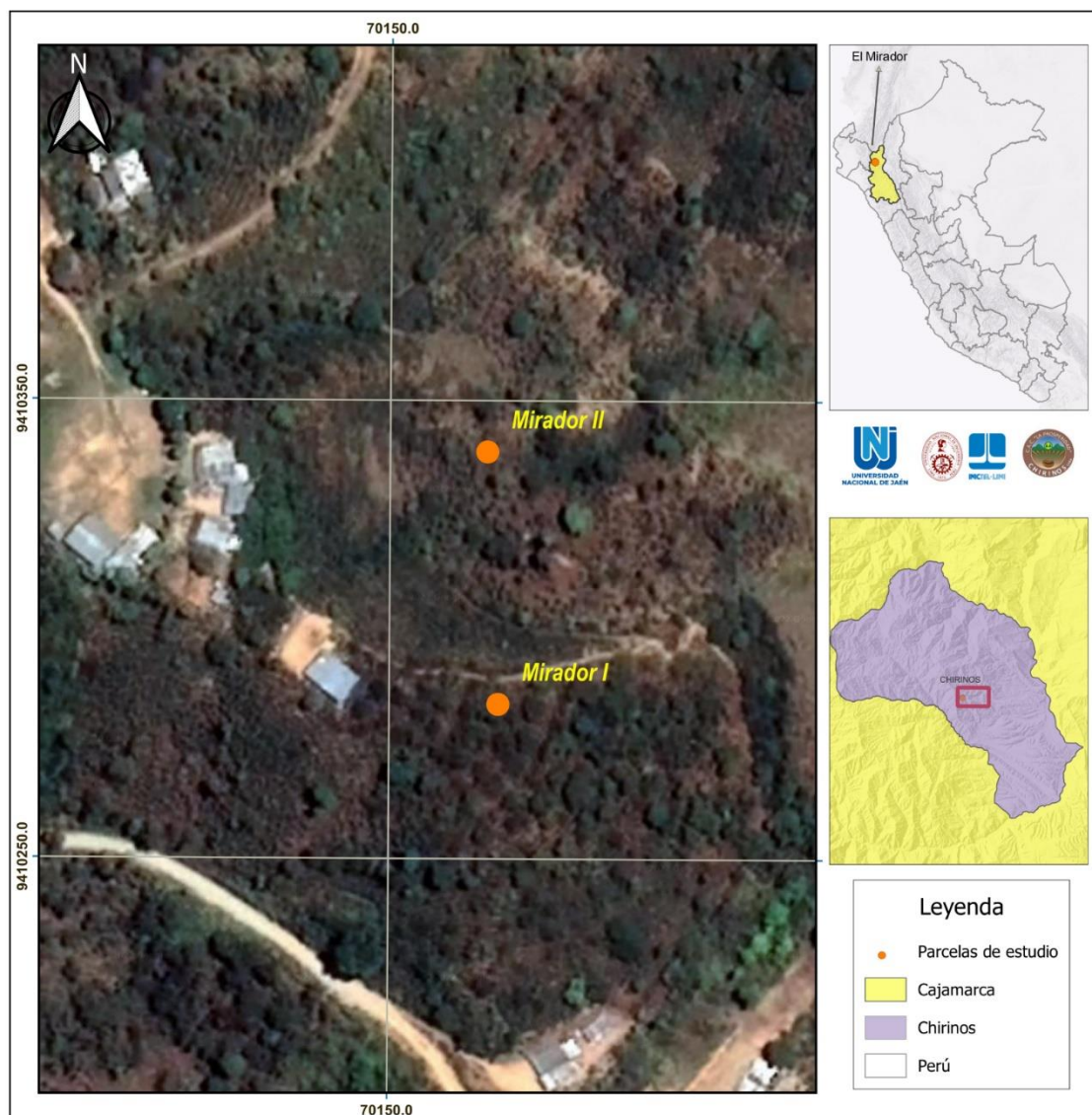


En el sector Huarango Casado el terreno no presentó un relieve pronunciado y se establecieron dos puntos de muestreo, éstos fueron codificadas como El Mirador I y Mirador II (Figura 4). Las características de estas se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6
Características de los dos lotes de la parcela el Mirador en Chirinos

Características	El Mirador I	El Mirador II
Nombre del productor	Nilter García Chimbo	
Tipo de producción	Orgánico	
% sombra	61	67
Distanciamiento entre planta	1	1.3
Distanciamiento entre surco	2.5	1.5

Figura 4
Campos de cultivos evaluados en la parcela el Mirador



3.1.2. Estado de arte de la situación actual de la Roya del café

El café es uno de los cultivos agroforestales más importantes de América Latina (Bozzola et al., 2021). Dada su importancia, este cultivo ha modificado significativamente la estructura de los paisajes rurales en las regiones cafetaleras (Perfecto et al., 2019). Se estima que a nivel mundial unos 25 millones de agricultores rurales dependen del cultivo del café para su sustento; la mayoría de ellos son pequeños agricultores con cultivos que van de 1 a 5 ha (Harvey et al., 2017). Para tener éxito en la producción de café, es necesario una buena fertilización y manejo constante del cultivo (Chemura, 2017). Sin una evaluación adecuada de la fertilidad del suelo, las deficiencias nutricionales afectarán la supervivencia y la productividad de

las plantas de café (Bote et al., 2018).

En las últimas décadas, el sector cafetalero ha estado bajo una presión constante, por la propagación de la roya del café (Roya) en América Latina que han afectado directamente la sostenibilidad económica de los hogares de pequeños agricultores (Estrella et al., 2022). La Roya es causada por el hongo *Hemileia vastatrix*, que es un parásito obligado que infecta las hojas y provoca su caída prematura; la defoliación severa y además puede causar la muerte de las ramas (Motisi et al., 2022). Algunos estudios demostraron que las epidemias de la Roya no solo causan pérdidas de rendimiento primarias, es decir, en el año en curso, sino también pérdidas de rendimiento secundarias, es decir, en los años siguientes, debido a la muerte de las ramas en el primer año (Cerdeira et al., 2017). Otros estudios consideran que la roya del café es para la industria cafetera potencialmente una de las causas de una crisis de sostenibilidad. Su detección in situ es el único método eficaz para talar los cafetos con el fin de prevenir la infección. Sin embargo, la detección precisa de la infección en zonas amplias es difícil cuando se realiza mediante estudios sobre el terreno (Matsuyama et al., 2018).

Los primeros registros de roya en café se produjeron en 1869 en Sri Lanka (Talhinhas et al., 2017), desde entonces esta enfermedad se ha expandido a todas las zonas cafetaleras (McCook & Vandermeer, 2015). Uno de los temas importantes dentro de los estudios epidemiológicos de la roya es entender qué factores determinan la intensidad de esta afección [3] y con ello implementar prácticas de control específicas. La epidemia de roya causó graves daños a diferentes países de América Latina, inició en Colombia en el 2008, se expandió a Centroamérica, México y el Caribe en el 2012 y por último se reportó en Perú y Ecuador en el 2013 (Avelino et al., 2015; McCook & Vandermeer, 2015).

Diferentes investigaciones se han centrado en estudiar los factores que influyen sobre el grado de infección de la roya a los cafetales, por ejemplo, la resistencia del huésped y la fenología (Silva et al., 2006), la sombra, puesto que un mayor cierre del dosel disminuye las corrientes de viento y por ende se reduce la dispersión de esporas (Avelino et al., 2004; Boudrot et al., 2016), además, la sombra disminuye la producción de los cafetales, lo

que está asociado con una menor incidencia de roya (López-Bravo et al., 2012). Por otro lado, se ha informado que la luz que ingresa a cafetales sembrados bajo dosel promueve la germinación de urediniosporas (Avelino et al., 2004; López-Bravo et al., 2012). La sombra influye también, sobre los niveles de humedad del suelo y temperatura ambiental condiciones que favorecen la germinación de urediniosporas y la penetración de hongos en las hojas (Rodrigues et al., 2014). Otro factor que influye en la incidencia de roya en café es la densidad de plantación del café, por ejemplo, una alta densidad disminuye la producción debido a una mayor competencia intraespecífica y, por lo tanto, puede reducir la susceptibilidad a la roya (Avelino et al., 2004). Sin embargo, la alta densidad también puede aumentar la susceptibilidad puesto que las plantas están poco espaciadas y existe mayor intercepción de urediniosporas de roya (Ehrenbergerová et al., 2018).

Para hacer aún más difícil la predicción de infección por roya en los cultivos de café, la altitud del cultivo y las características edáficas influyen sobre la presencia de roya (Talhinhas et al., 2017), se ha informado que el aumento de altitud tiende a disminuir la incidencia de roya (Avelino et al., 2006; Bigirimana et al., 2012; Daba et al., 2019), de la misma forma, se ha reportado que al incrementar los nutrientes y pH del suelo disminuye la incidencia de roya (Toniutti et al., 2017).

Finalmente, la estrategia principal para combatir esta enfermedad es a través de productos químicos, como fungicidas de protección o sistémicos, y la instalación de variedades resistentes (Rodrigues et al., 2014), que es a donde a migrado gran porcentaje de los caficultores.

3.1.3. Frecuencia de medida de cada variable

En la

Tabla 7, se muestran la categoría de las variables consideradas en el estudio; el tipo de dato recolectado, el instrumento empleado y la frecuencia de medida de cada una de ellas.

Tabla 7*Frecuencia de medida de cada variable*

Categoría	Atributos	Tipo	Instrumento	Frecuencia
Condiciones meteorológicas	Humedad relativa media en la última semana.	Cuantitativo continuo	Sensor Humedad ambiente	20 minutos
	Horas de humedad relativa > 90% en los últimos meses.	Cuantitativo discreto	Reloj en tiempo real	Día
	Variación media de la temperatura en la última semana.	Cuantitativo continuo	Sensor Temperatura	20 minutos
	Días de lluvia en el último mes.	Cuantitativo discreto	Reloj en tiempo real	Día
	Precipitación acumulada en la última semana	Cuantitativo discreto	Sensor de precipitación (pluviómetro)	20 minutos
	Radiación solar	Cuantitativo continuo	Piranómetro	20 minutos
	Velocidad del viento	Cuantitativo continuo	Sensor	20 minutos
Orientación del viento	Cualitativo nominal	Sensor	20 minutos	
Propiedades de la fertilidad del suelo	Humedad del suelo	Cuantitativo continuo	Sensor	20 minutos
Propiedades de los cultivos físicos	Variedad de café	Cualitativo nominal	Área técnica	Constante
	Densidad de plantas por hectárea	Cuantitativo discreto	Área técnica	Constante
	Distancia entre plantas	Cuantitativo continuo	Cinta métrica	Constante
	Separación de los surcos	Cuantitativo continuo	Cinta métrica	Constante
	Porcentaje de sombra	Cuantitativo continuo	HabitApp	Constante
	Tipo de sombra (temporal o intermedia o permanente)	Cualitativo nominal	Área técnica	Constante
Afectación de la enfermedad	Incidencia	Cuantitativo continuo	Ficha de recolección	Semanal
	Severidad	Cuantitativo continuo	Ficha de recolección	Semanal

3.1.4. Estadística descriptiva de los datos recolectados.

Los datos fueron recolectados cada siete días, desde el 12 de noviembre hasta el 16 de diciembre del 2022; siendo en total 30 instancias y once variables consideradas en la primera versión de la matriz de datos (Anexo 7). La estadística descriptiva de la incidencia y severidad de la roya en los

cinco lotes de plantaciones de café, nos indican que la incidencia se encontró entre 0 y 28.74. Sin embargo, para la severidad la variable oscila entre 0 y 6.90, ver Tabla 8.

De los cinco lotes analizados, se podrá notar en la Figura 5 y Figura 6, que hay valores altos comparados con los demás y esta se repite de forma periódica.

Tabla 8

Estadística descriptiva de las variables dependientes incidencia y severidad

Estadístico	Incidencia	Severidad %
Media	8.728633	2.52333
Desviación Estándar	9.111395	2.256366
Mínimo	0	0
25%	2.338	0.775
50%	5.075	1.333333
75%	11.111	4.175
Máximo	28.736	6.896552

Figura 5

Comportamiento de las treinta instancias con respecto a la incidencia

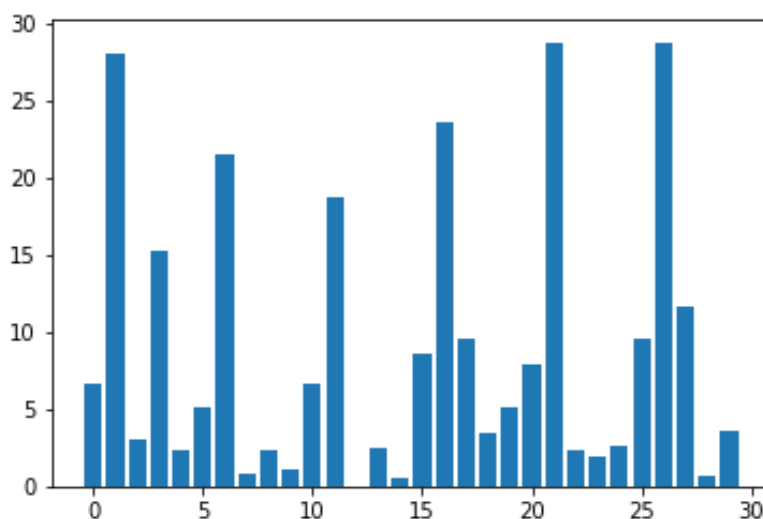
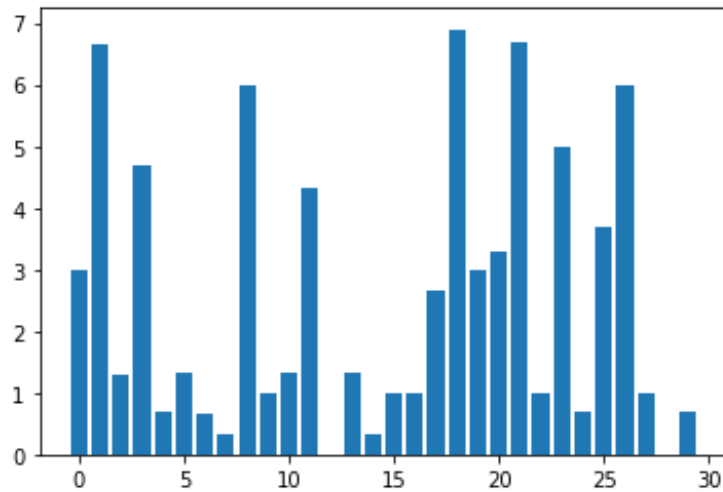


Figura 6

Comportamiento de las treinta instancias con respecto a la severidad



3.2. Sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana

3.2.1. Estado del arte de sensores medioambientales relacionados a la roya

Sensores ambientales de la estación meteorológica tipo 1

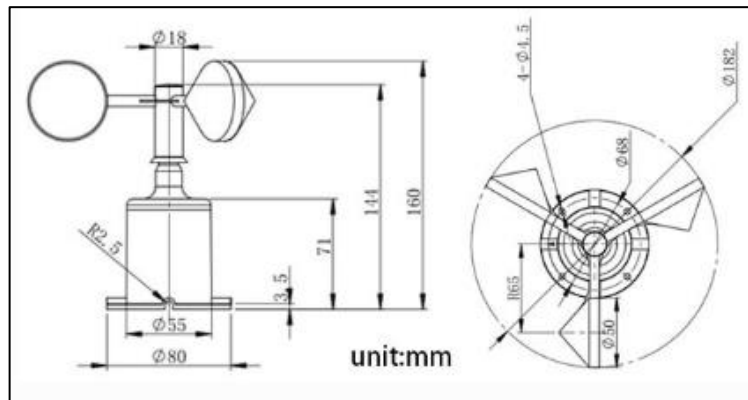
- ✓ Sensor de velocidad viento (anemómetro): Permite medir la velocidad del viento de hasta 60 metros por segundo. Es robusto ya que su cuerpo es de policarbonato y dispone de rodamientos para un movimiento muy suave y silencioso. El mecanismo interno se basa en un sensor de efecto hall (un imán básicamente) y permite una larga duración al mismo tiempo que ofrece una inercia muy baja, pudiendo comenzar a girar muy fácilmente y por lo tanto es muy sensible a cualquier viento. Por supuesto está perfectamente construido para usarlo en exterior ya que debido a su cuerpo de aluminio no se oxida y además aguanta las inclemencias de los temporales (Figura 7 y Figura 8).

Figura 7
Sensor de velocidad de viento



Cuando el viento generado por el flujo de aire hace que el sensor gire, el eje central hace que el elemento sensor interno genere una señal de pulso. Dentro del rango de medición de la velocidad del viento, la velocidad del viento tiene una cierta relación lineal con la frecuencia del pulso. La velocidad del viento se puede calcular en consecuencia. El nivel de protección del sensor de velocidad del viento es IP68, incluso si se usa al aire libre durante mucho tiempo, puede ser impermeable y resistente a la humedad.

Figura 8
Dimensiones físicas del sensor de velocidad de viento

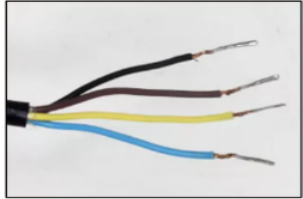


La distribución de los cables para la conexión RS485 del sensor tiene cuatro colores, de acuerdo con la Figura 9.

Figura 9

Distribución de cables para RS485

LÍNEA/COLOR	DESCRIPCIÓN
Marrón	Positivo (+10 a +30V)
Negro	Negativo (0V)
Amarillo	RS485(A)
Azul	RS485(B)



Especificaciones técnicas:

- Código fabricante: Renke RS-FSJT-N01
- Código de dirección de esclavo por defecto: 0x01
- Fuente de alimentación: 10 ~ 30 V
- Rango de medición de velocidad: 0 ~ 30 m/s
- Precisión: $\pm (0.2 + 0.03 V) \text{ m/s}$
- Resolución: 0.1 m/s
- Consumo de energía: 0.4 W
- Tiempo de respuesta: $\leq 0.5 \text{ s}$
- Velocidad del viento de inicio: $\leq 0.2 \text{ m/s}$
- Temperatura de trabajo: $-20 \text{ }^\circ\text{C} \sim +60 \text{ }^\circ\text{C}$, 0 % HR~80 % HR
- Señal de salida: RS485/0-5 V/0-10 V a 4-20 mA o Pulso de salida
- Protocolo Modbus-RTU

Consideraciones técnicas:

- El sensor tiene tratamiento interno anti-interferencias electromagnéticas.
- Carcasa de policarbonato, alta resistencia mecánica, alta dureza, resistencia a la corrosión, sin óxido y uso a largo plazo en exteriores.
- La estructura y el peso del equipo están cuidadosamente diseñados y distribuidos, con un pequeño momento de inercia y respuesta sensible.
- Los múltiples modos de salida son opcionales: RS485, 0-5V, 0-10V, 4-20mA o salida de pulsos.
- Tener en cuenta que cables A\B no se inviertan, debido a que pueden generar conflicto con las direcciones de los dispositivos que se conecten en el bus.

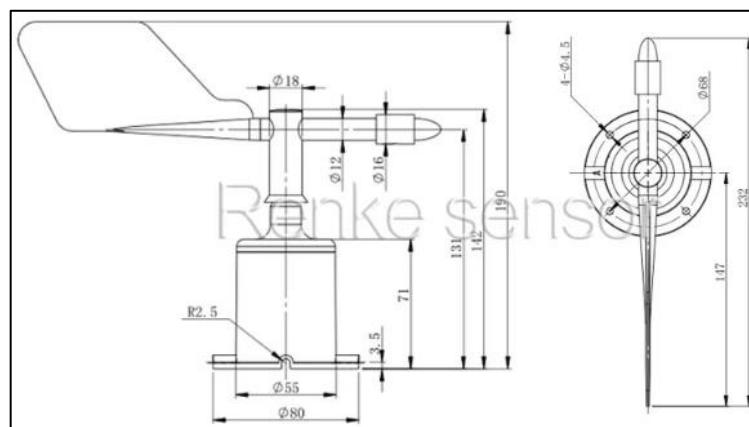
- ✓ Sensor de dirección de viento (veleta): Es un dispositivo físico que detecta y registra la información de la dirección del viento exterior girando una flecha conectada a un codificador coaxial que emite señales relacionados con la dirección del viento. El sensor está fabricado con material de aluminio o plástico para que no se oxide y su mecanismo interno tiene un sensor de efecto hall que no ofrece resistencia mecánica al giro (Figura 10).

Figura 10
Sensor de dirección de viento



Así también, se tiene las dimensiones para consideraciones durante la instalación y modelamiento de diseño de estructura de soporte (Figura 11).

Figura 11
Dimensiones del sensor de dirección de viento



La distribución de los cables para la conexión RS485 del sensor se muestra en la Figura 9.

Especificaciones técnicas:

- Código fabricante: Renke RS-FXJT-N03
- Código de dirección de esclavo por defecto: 0x01
- Rango de medición: Puede ser de 8 direcciones o 16 direcciones: /0~359.9°
- Precisión: 1 posición
- Temperatura de trabajo: -20 °C~+60 °C, 0 % de HR~80 % de HR
- Velocidad del viento inicial: ≤0,5 m/s
- Fuente de alimentación: 10~30 VCC
- Longitud de la línea de instrumentos estándar: 0,7 metros
- Capacidad de carga a tipo de corriente: ≤600Ω a tipo de voltaje≤250Ω
- Ambiente de trabajo: -40 °C ~ 60 °C, 0 % de HR ~ 80 % de HR
- Nivel de protección: IP65
- Señal de salida : RS485/0-5V/0-10V/4-20mA
- Protocolo MODBUS-RTU

Consideraciones técnicas:

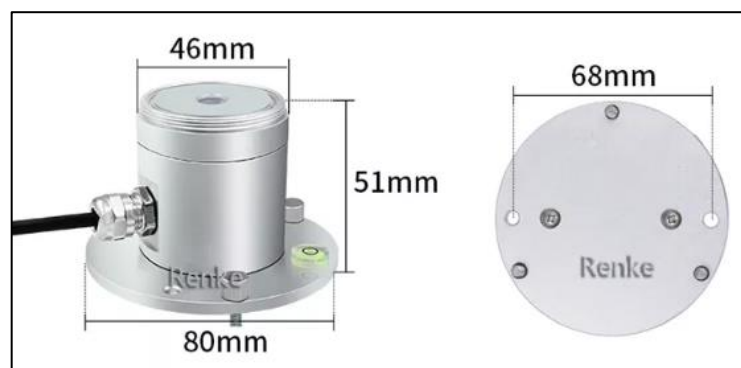
- Tienen tratamiento anti-interferencias electromagnéticas.
 - Tiene rodamientos de alto rendimiento, baja resistencia a la rotación, medición precisa.
 - Carcasa de policarbonato, alta resistencia mecánica, alta dureza, resistencia a la corrosión, sin óxido y uso prolongado en exteriores.
 - La estructura y el peso del equipo han sido diseñados y distribuidos, con un pequeño momento de inercia y respuesta sensible.
- ✓ Sensor de radiación solar (piranómetro): El Sensor de radiación Solar utiliza el principio fotoeléctrico para medir la radiación solar en el rango espectral de 0,3 ~ 3 μm. Este sensor adopta un elemento fotosensible de alta precisión, amplia absorción espectral, alta absorción en todo el espectro y buena estabilidad. Tiene una cubierta de vidrio a prueba de polvo que permite transmisión de radiación de hasta el 95 % (Figura 12).

Figura 12
Sensor de radiación solar



En la Figura 13, se muestra las dimensiones del sensor de radiación solar. La distribución de los cables para la conexión RS485 del sensor según la Figura 9.

Figura 13
Dimensiones del sensor Radiación Solar



Especificaciones técnicas:

- Código fabricante: Renke RS-RA-N01-AL
- Código de dirección de esclavo por defecto: 0x01
- Alimentación: 7~ 30 V
- Ambiente de trabajo: -25 °C ~ 60 °C, 0 % ~ 100 % HR
- Rango espectral: sol
- Rango de medición: 0 ~ 1800 W/m²
- Resolución: 1 W/m²
- Tiempo de respuesta: ≤ 20 s
- No lineal: < ±3 %

- Estabilidad anual: $\leq \pm 3 \%$
- Longitud del cable: > 60 cm se puede personalizar
- Señal de salida: RS485/0-5v/0-10v/4-20mA
- Protocolo de comunicación: MODBUS-RTU

Consideraciones técnicas:

- Se instala una cubierta antipolvo con una transmisión de luz de hasta el 95 % fuera del elemento sensor, y la cubierta antipolvo se trata especialmente para reducir la adsorción de polvo, lo que puede prevenir eficazmente que los factores ambientales interfieran con los componentes internos y puede medir con mayor precisión la radiación solar.
 - Incluye un medidor de nivel y volante de ajuste, ajuste conveniente en el sitio.
- ✓ Sensor de temperatura, humedad y presión de aire: El sensor multiparámetro ambiental RS-BYH-M mide la temperatura, humedad y presión ambiental (Figura 14). Los tres sensores están incluidos en una carcasa de plástico resistente a la radiación UV. Soporta señal RS485 para una distancia de comunicación de 2000 m. La distribución de los cables para la conexión RS485 del sensor según la Figura 9.

Figura 14

Sensor de temperatura, humedad y presión



Especificaciones técnicas:

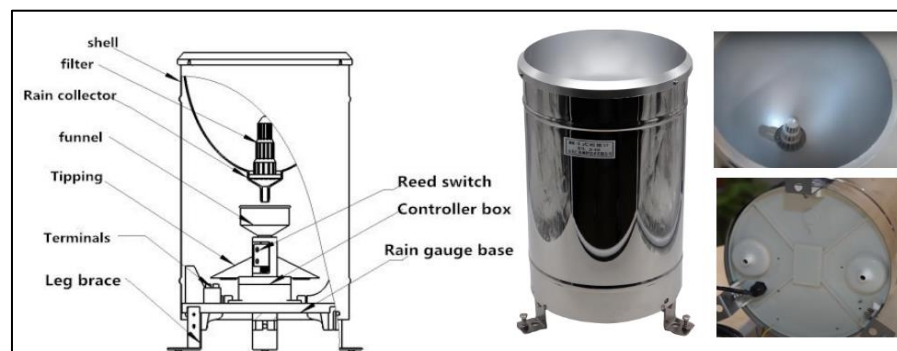
- Código fabricante: Renke RS-BYH-M

- Código de dirección de esclavo por defecto: 0x01
- Alimentación: 10~ 30 V
- Consumo de potencia de salida: 0.8 W
- Rango de medición temperatura: -40 a 120 °C
- Rango de medición humedad: 0 a 99 %HR
- Rango de medición presión atmosférica: 0 a 120 Kpa
- Precisión de la medición de temperatura: +/- 0.5 °C (condición 25 °C)
- Precisión de la medición de humedad: +/- 3 %HR (condiciones 25 °C y 60 %HR)
- Precisión de la medición de presión atmosférica: +/- 0.15 Kpa (25 °C y 75 Kpa)
- Protocolo de comunicación: MODBUS-RTU

✓ Sensor de precipitación (pluviómetro): El sensor RS-YL-N01-4 mide el volumen de precipitación. En la Figura 15, se muestra la estructura compuesta por una carcasa, filtro, colector de lluvia, embudo, cubeta basculante, terminal de cableado, soporte de pata, interruptor de lengüeta, caja de control y base del pluviómetro. La punta del pluviómetro está equipada con un eje basculante, una burbuja horizontal circular, un soporte de interruptor de láminas y un terminal de salida de señal. La distribución de los cables para la conexión RS485 del sensor según la Figura 9.

Figura 15

Estructura interna de sensor de precipitación.



Especificaciones técnicas:

- Código fabricante: Renke RS-YL-N01-4
- Código de dirección de esclavo por defecto: 0x01

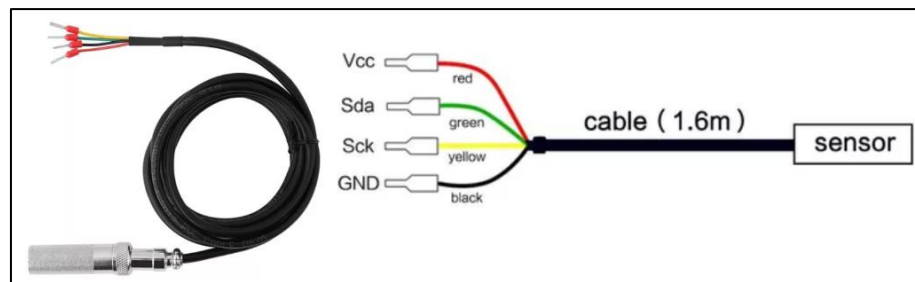
- Alimentación: 4.5 ~ 30 V
- Consumo de potencia de salida: 0.24 W
- Rango de medición intensidad de lluvia: 0 a 4 mm/min
- Rango de temperatura de trabajo: 0 a 50 °C
- Humedad de trabajo: < 95 %HR a 40 °C
- Resolución: 0.2 mm (opcional 0.5 mm)
- Protocolo de comunicación: MODBUS-RTU

Sensores ambientales de la estación meteorológica tipo 2

- ✓ Sensor de suelo SHT10: Mide la temperatura y humedad de suelo con protocolo serial asíncrono. En la Figura 16, se muestra el sensor SHt10.

Figura 16

Descripción del sensor SHT10

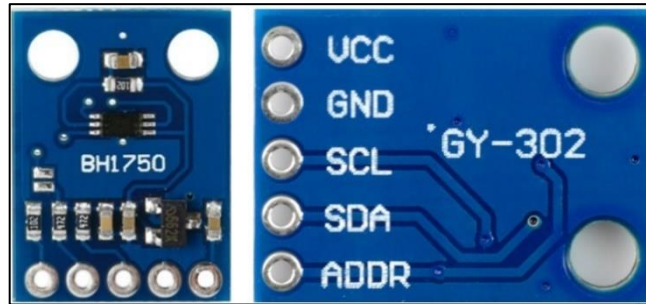


Especificaciones técnicas:

- Consumo de energía: 0.15mW (Promedio)
 - Tipo de interfaz: Dos hilos (Digital)
 - Cable rojo (3.3V a 5V), Cable azul (GND), Cable amarillo (SCK) y Cable negro (Data)
 - Rango de humedad: 0 a 100% HR
 - Rango de temperatura: -10 a 80 °C
 - Exactitud de la humedad: $\pm 5.0\%$ RH
 - Exactitud de la temperatura: ± 0.5 °C
- ✓ Sensor de intensidad de Luz BH1750: el sensor produce la medición de intensidad de luz directamente en unidades de LUX. En la Figura 17 se muestra el sensor BH1750.

Figura 17

Descripción del sensor BH1750



Especificaciones técnicas:

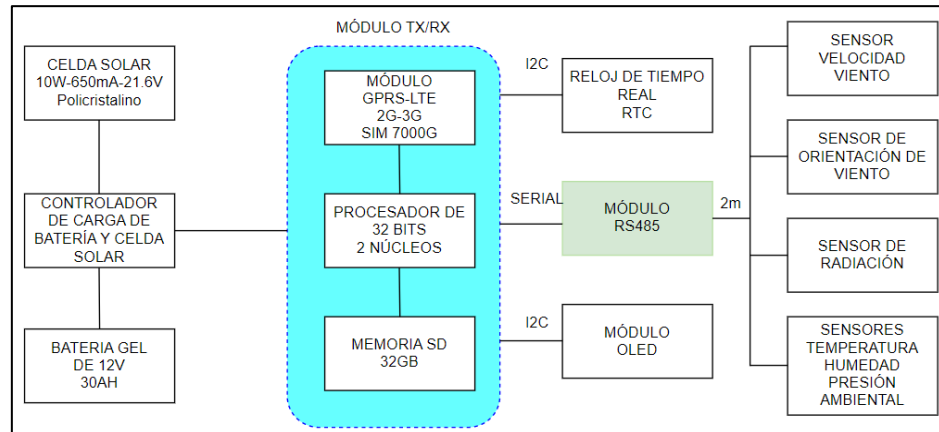
- Voltaje de Operación: 3V – 5V
- Interfaz digital a través de bus I2C con capacidad de seleccionar entre 2 direcciones. Pin ADDR=5V (0x5C) y Pin ADDR=0V (0x23)
- Amplio rango de medición: 1-65535 lux
- Modo de bajo consumo de energía
- Rechazo de ruido: 50/60 Hz

3.2.2. Estaciones meteorológicas para agricultura

✓ Estación meteorológica (EM) tipo 1

El diseño de la estación meteorológica está basado en el diagrama de bloques mostrado en la Figura 18. El módulo de procesamiento de los datos incluye un procesador de 32 bits con 2 núcleos, un socket para insertar una memoria SD de 32GB y un módulo de transmisión por radiofrecuencia GPRS-LTE 2G-3G SIM7000G. Este módulo tiene como función gestionar los datos adquiridos de los sensores por señales RS485 con protocolo MODBUS-RTU, almacenar los datos en una memoria SD, sincronizar los datos con un reloj de tiempo real externo DS323, presentar los datos en una pantalla OLED y transmitir los datos mediante un servicio de telefonía móvil (Movistar Postpago) hacia un hosting.

Figura 18
Diagrama de bloques de la estación meteorológica tipo 1



El módulo de alimentación está formado por un panel solar policristalino de 21.6V a 10W (650mA), un controlador de carga solar de fabricante EPEVER LandStar modelo LS1024EU de control por PWM y una batería del tipo GEL de 12V a 30 AH de fabricante SUNLIGHT.

El módulo de sensores *de conexión RS485*, está formado por el sensor de velocidad de viento RS-FSJT-N01 de fabricante RENKE, sensor de orientación de viento RS-FXJT-N03 de fabricante RENKE, sensor de radiación RS-RA-N01-AL de fabricante RENKE, sensor de lluvia RS-YL-N01-4 de fabricante RENKE y el sensor multiparamétrico ambiental RS-BYH-M (temperatura, humedad, presión atmosférica) de fabricante RENKE. Los sensores RS485 se conectan a una tarjeta interfaz MAX485 convertidora de nivel de RS485 a nivel CMOS (3.3V) para transmitir los datos al procesador. El módulo de reloj de tiempo real DS3231, es el encargado de generar los datos de la fecha, su comunicación con el procesador es a través de I2C.

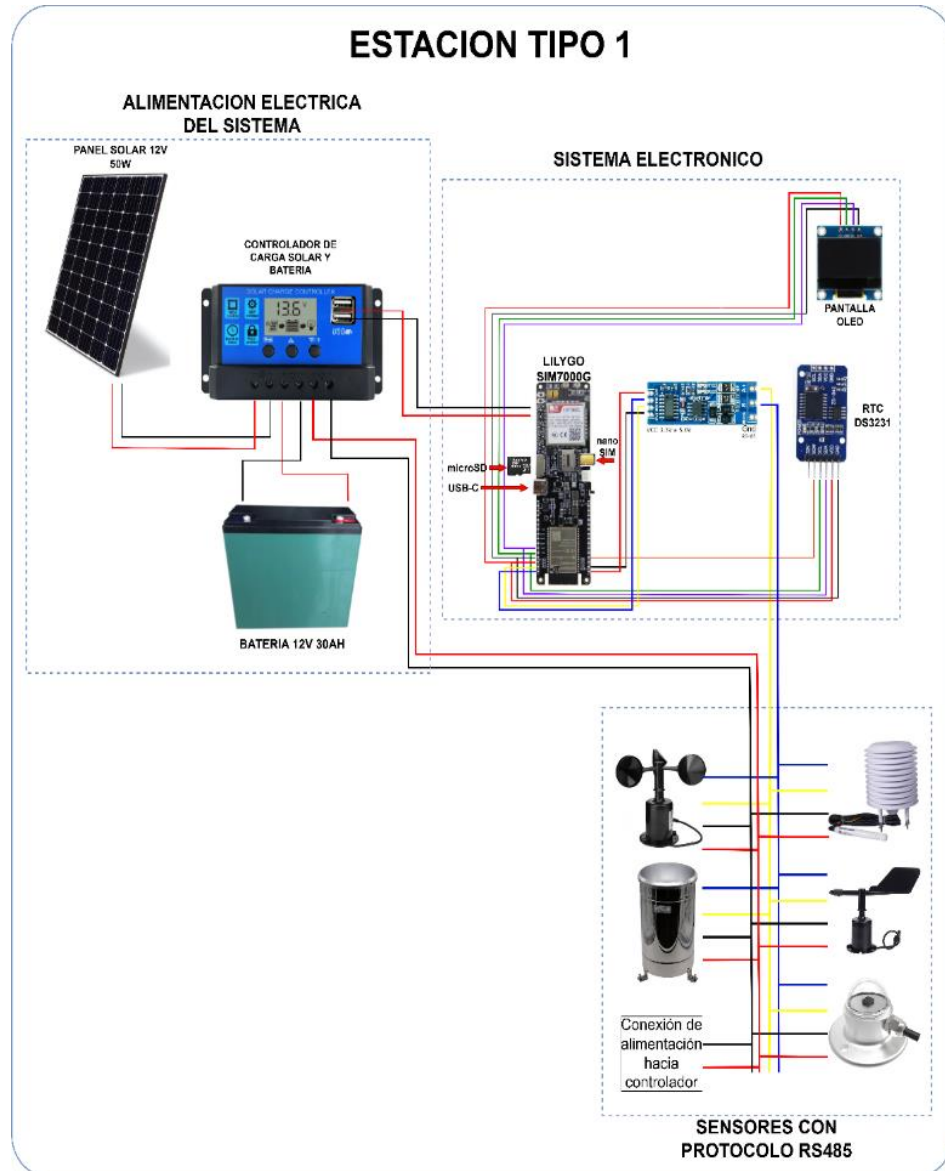
El módulo de visualización de datos está formado por una pantalla OLED cuya comunicación de datos con el procesador es a través de I2C.

Diagrama pictórico de conexión de los componentes de la EM tipo 1:

En la Figura 19, se muestra la conexión de los sensores y otros dispositivos con el procesador de 32 bits (LILYGO). El grupo de sensores ambientales envían señales en un formato RS485 bajo el protocolo MODBUS-RTU para su respectivo procesamiento. También se puede observar que el sistema se energiza a través de una batería de 12V que es cargado durante

el día por un panel solar para almacenar suficiente energía para el funcionamiento en las noches.

Figura 19
Diagrama pictórico de la EM tipo 1

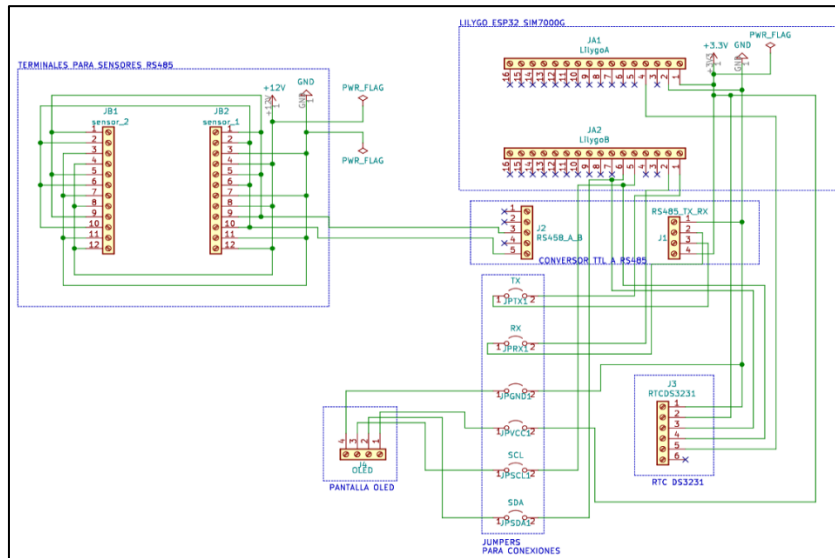


Esquema electrónico de la estación meteorológica (EM) tipo 1.

En la Figura 20, se muestra el esquema electrónico realizado en el IDE de KICAD v.5.1.8.

Figura 20

Esquema electrónico de la estación meteorológica tipo 1

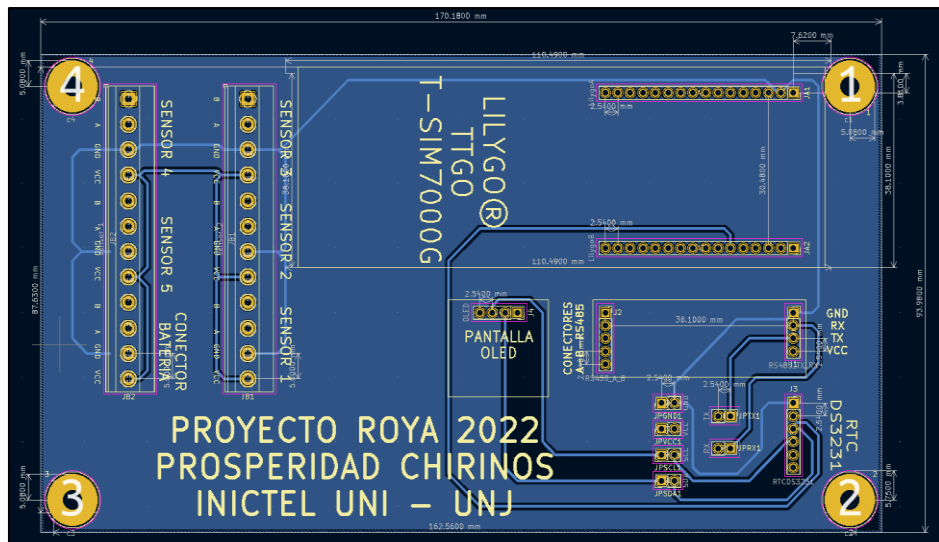


Esquema del circuito impreso de la estación meteorológica (EM) tipo 1.

En la Figura 21, se muestra el esquema de circuito impreso realizado en el IDE de KiCAD v.5.1.8

Figura 21

Esquema de circuito impreso de la EM tipo 1



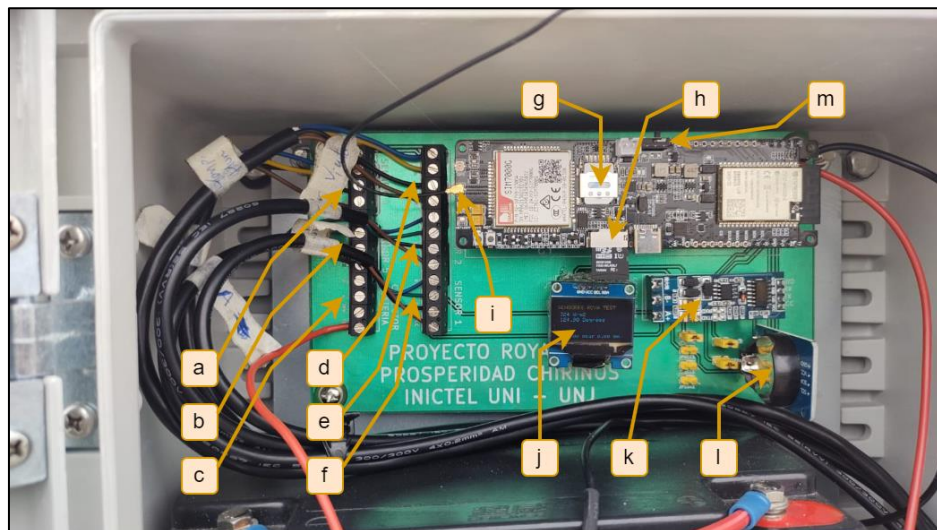
Tarjeta electrónica de la estación meteorológica (EM) tipo 1.

En la Figura 22, se muestra la tarjeta electrónica de la EM tipo 1, con procesador de 32 bits (LILYGO) y las siguientes partes:

- a. Bornera del sensor de Velocidad de viento.
- b. Bornera de sensor de Precipitación (lluvia).
- c. Bornera de alimentación de energía para sensores con protocolo de comunicación RS485.
- d. Bornera de sensor de Temperatura, Humedad y Presión de aire.
- e. Bornera de sensor de Dirección de viento.
- f. Bornera de sensor de Radiación solar.
- g. Socket para Nano Sim y chip de operador Movistar.
- h. Socket para tarjeta microSD con memoria de 32GB
- i. Conector UFL para antena GPRS/3G/4G/LTE
- j. Pantalla OLED128x64
- k. Módulo de conexión (TTL/CMOS) a RS485
- l. Modulo RTC DS3231 para grabado de fecha y hora
- m. Interruptor de encendido y apagado de modulo Lilygo TTGO SIM7000G (Nota: Izquierda OFF – Derecha ON).

Figura 22

Tarjeta electrónica de la EM tipo 1



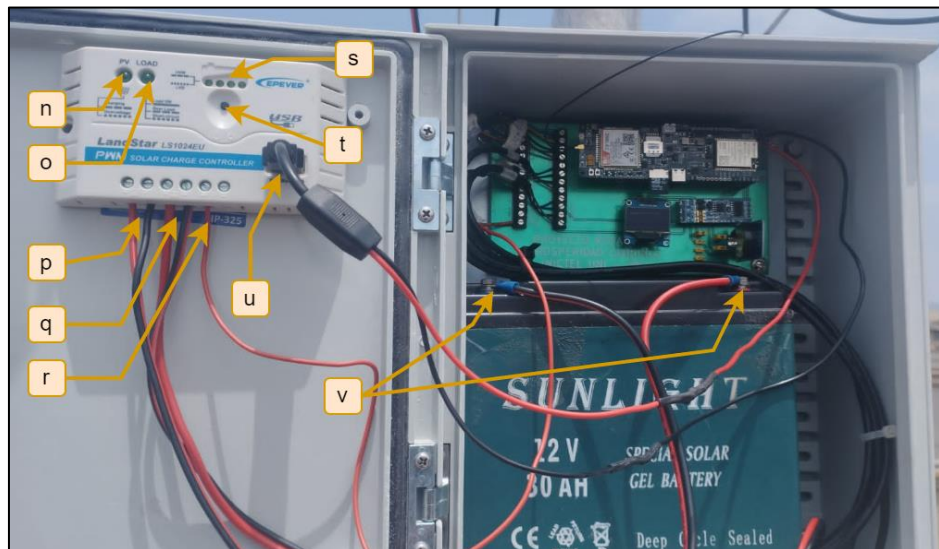
Gabinete de la estación meteorológica (EM) tipo 1.

En la Figura 23, se muestra el gabinete de la EM tipo 1, donde se indica las siguientes partes:

- a) Led indicador de estado de carga, debe de estar encendido lo cual indica que está conectado el panel solar y en modo carga.

- b) Led indicador durante carga de batería, debe oscilar de forma constante para indicar que se está cargando la batería.
- c) Conexión de panel solar, rojo positivo (+) negro negativo (-).
- d) Conexión de batería de 12V 30AH, rojo positivo (+) negro negativo (-).
- e) Conexión para energizar los sensores a 12VDC, rojo positivo (+).
- f) Leds indicadores de estado de carga de batería.
- g) Botón para encendido y apagado de carga (ítem r).
- h) Conexión USB-A para alimentación de placa electrónica.
- i) Conexión de batería, rojo positivo (+) negro negativo (-).

Figura 23
Gabinete de la EM tipo 1



Estación meteorológica (EM) tipo 1 implementada e instalada en campo.

En la Figura 24, se muestra la estación meteorológica tipo 1 con todas sus partes, los cuales son: Gabinete, estructura metálica de acero inoxidable, los sensores de velocidad de viento, orientación de viento, radiación, multiparamétrico (temperatura, humedad y presión), de precipitación, panel solar de 10W y las bases de soporte de madera.

Figura 24

Estación meteorológica tipo 1 implementada e instalada en la cooperativa cafetalera La prosperidad del distrito de Chirinos



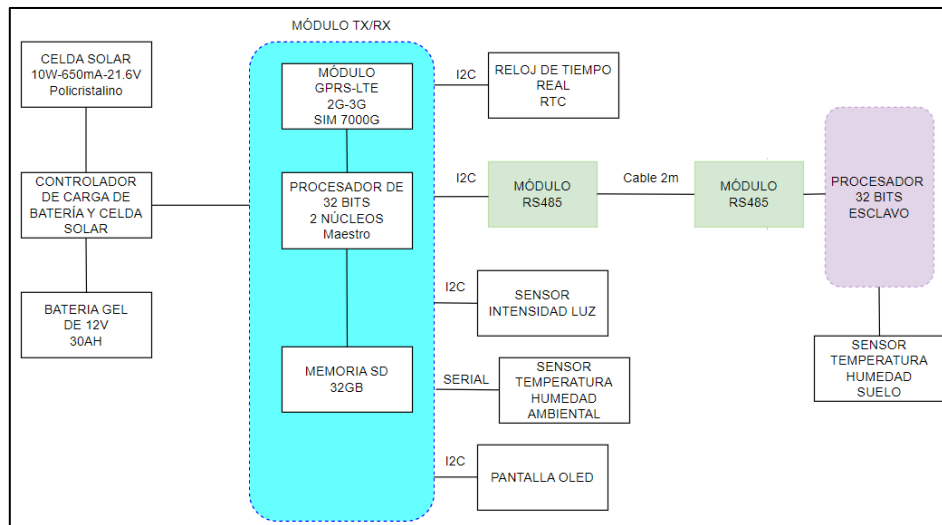
✓ **Estación meteorológica (EM) tipo 2**

El diseño de la estación meteorológica está basado en el diagrama de bloques mostrado en la Figura 25. El módulo de procesamiento de los datos incluye un procesador de 32 bits con 2 núcleos, un socket para insertar una memoria SD de 32GB y un módulo de transmisión por radiofrecuencia GPRS-LTE 2G-3G SIM7000G.

Este módulo tiene como función gestionar los datos adquiridos de temperatura y humedad de suelo SHT10 a través del procesador de 32 bits ESP32 por señal RS485, adquirir los datos del sensor de intensidad de luz BH1750 por I2C, adquirir los datos de temperatura y humedad ambiental del sensor DHT22 por protocolo asíncrono, almacenar los datos en una memoria SD, sincronizar los datos con un reloj de tiempo real externo DS3231, presentar los datos en una pantalla OLED y transmitir los datos mediante un servicio de telefonía móvil (Movistar Postpago) hacia un hosting.

Figura 25

Diagrama de bloques de la estación meteorológica tipo 2



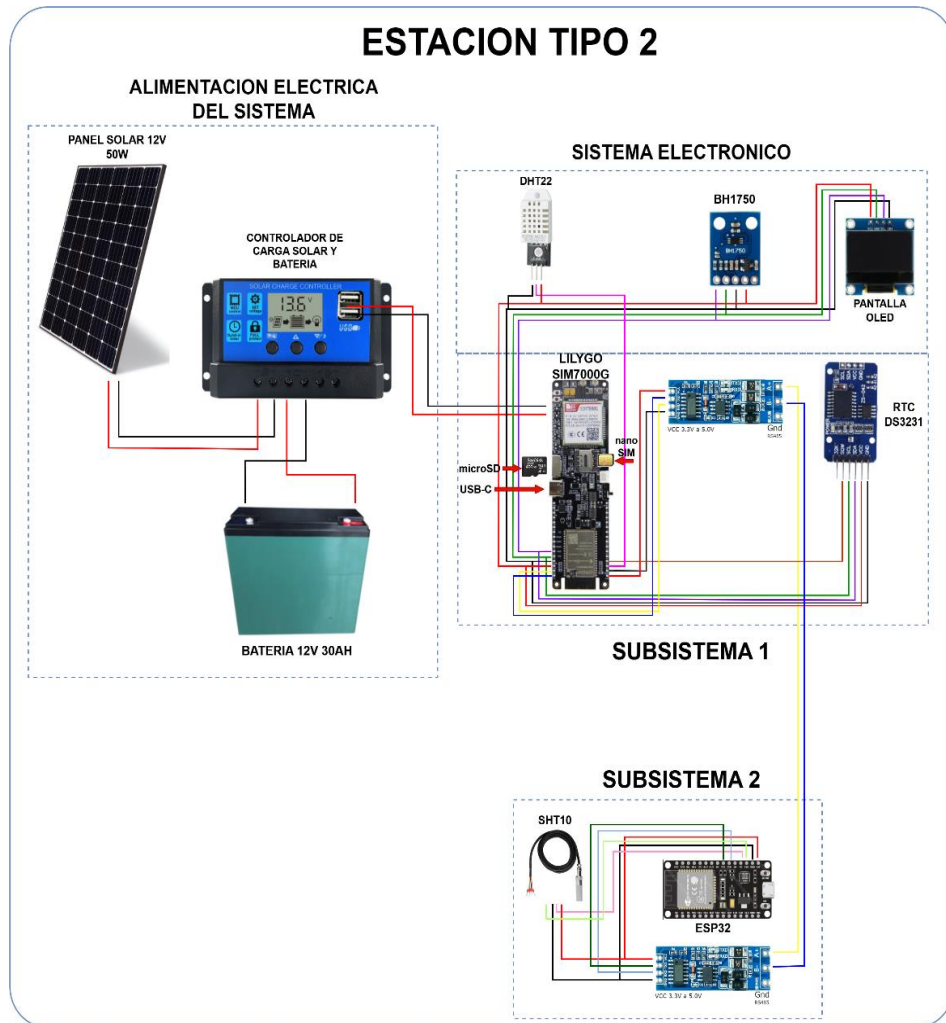
El módulo de alimentación está formado por un panel solar policristalino de 21.6V a 10W (650mA), un controlador de carga solar de hasta 10A de fabricante Narrote de color azul cuyo control es por PWM y una batería del tipo GEL de 12V a 30 AH de fabricante SUNLIGHT.

El módulo de sensor está formado por el procesador de 32 bits ESP32 que trabaja como esclavo con conexión a una tarjeta interfaz MAX485 convertora de nivel de RS485 a nivel CMOS (3.3V) para transmitir los datos de temperatura y humedad de suelo del sensor SHT10 a la placa de desarrollo LILYGO que trabaja como maestro y los dos sensores BH1750 y DHT22. El módulo de reloj de tiempo real DS3231, es el encargado de generar los datos de la fecha, su comunicación con el procesador es a través de I2C.

Diagrama pictórico de conexión de los componentes de la EM tipo 2:

En la Figura 26, se muestra la conexión del sensor de temperatura y humedad de suelo SHT10 al esclavo ESP32 y este a su vez transmite los datos por RS485 a través del módulo MAX485 al procesador de 32 bits (LILYGO) maestro. Los sensores de temperatura y humedad ambiental DHT22 y el de intensidad de luz BH1750 se comunican al dispositivo maestro LILYGO por protocolo I2C.

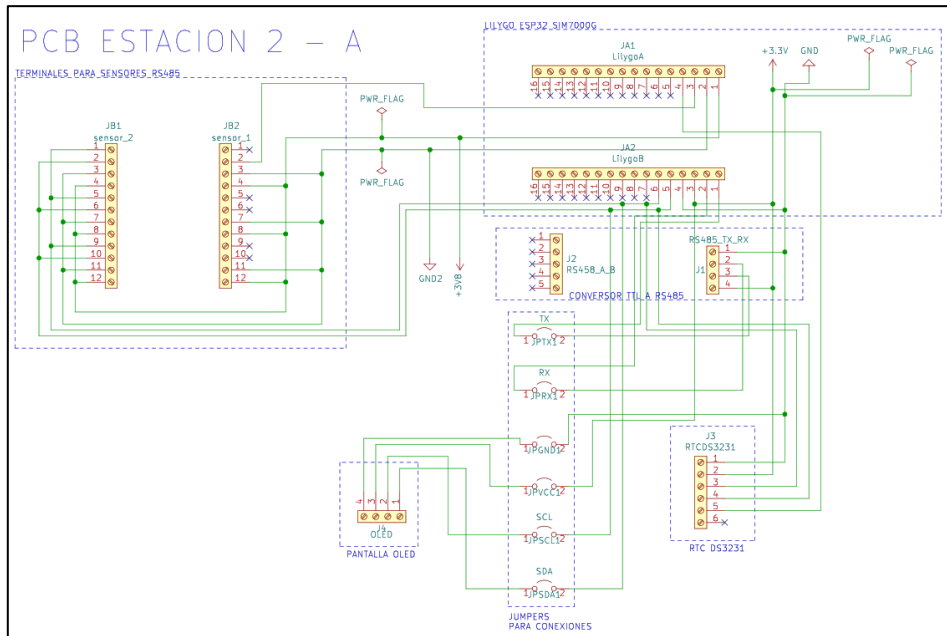
Figura 26
Diagrama pictórico de la EM tipo 2



Esquema electrónico del subsistema A de la estación metereológica (EM) tipo 2.

En la Figura 27, se muestra el esquema electrónico realizado en el IDE de KICAD v.5.1.8

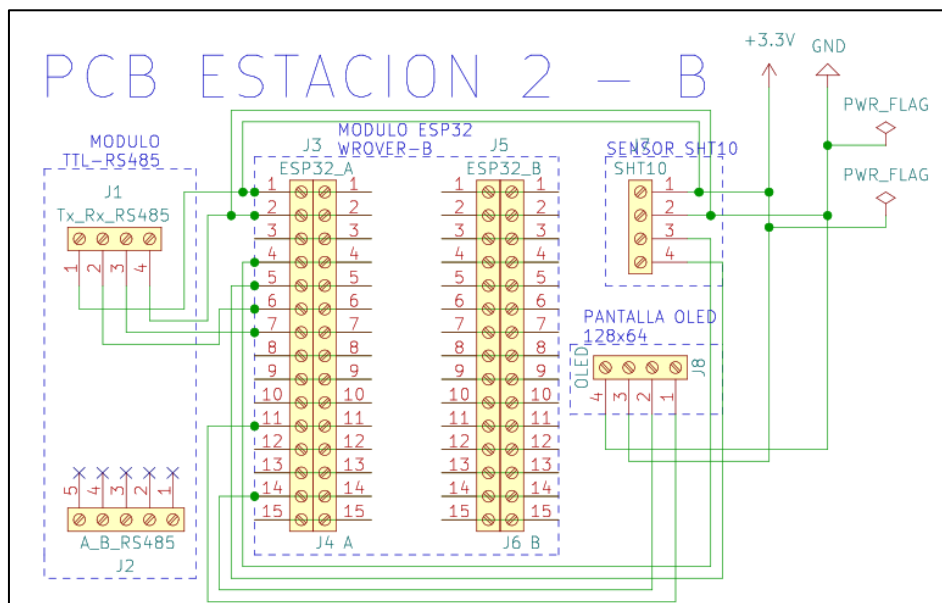
Figura 27
Esquema electrónico del subsistema A de la estación meteorológica tipo 2



Esquema electrónico del subsistema B de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 28, se muestra el esquema electrónico realizado en el IDE de KICAD v.5.1.8

Figura 28
Esquema electrónico del subsistema B de la estación meteorológica tipo 2

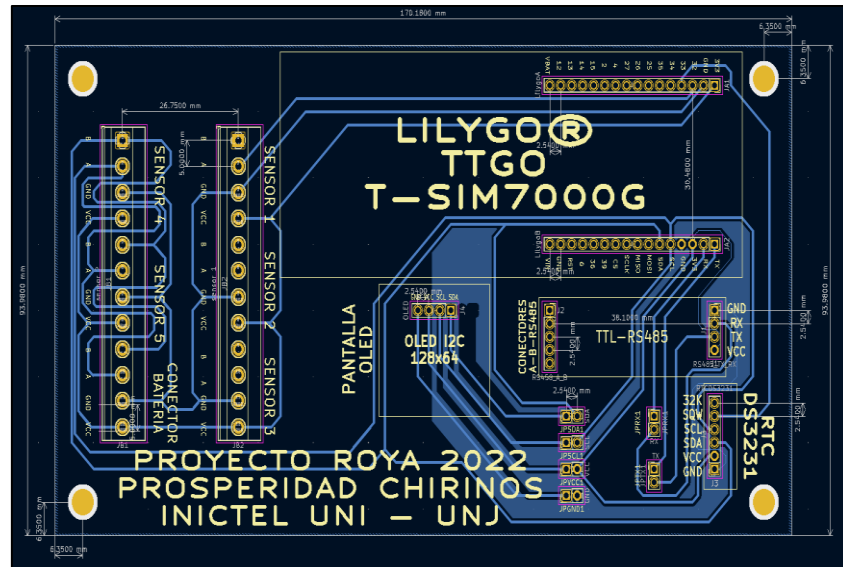


Esquema del circuito impreso del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 29, se muestra el esquema de circuito impreso del subsistema A realizado en el IDE de KiCAD v.5.1.8

Figura 29

Esquema del circuito impreso del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2

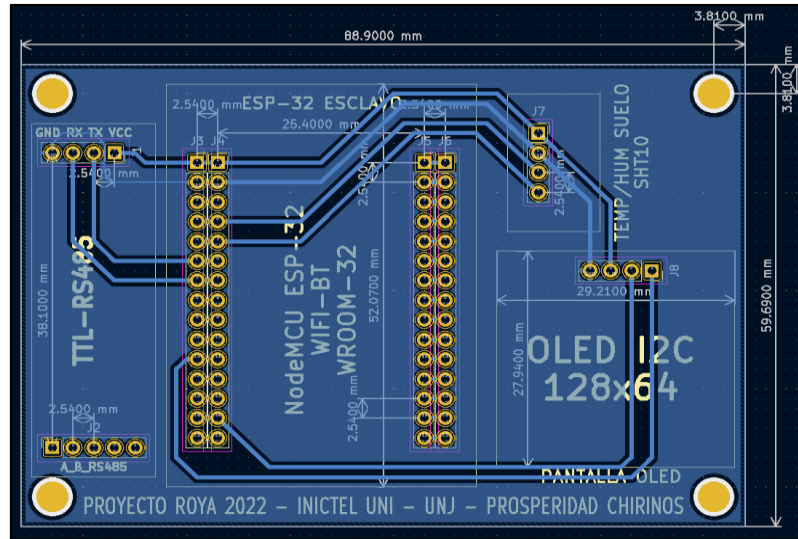


Esquema del circuito impreso del subsistema B de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 30, se muestra el esquema de circuito impreso del subsistema A realizado en el IDE de KiCAD v.5.1.8

Figura 30

Esquema del circuito impreso del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2

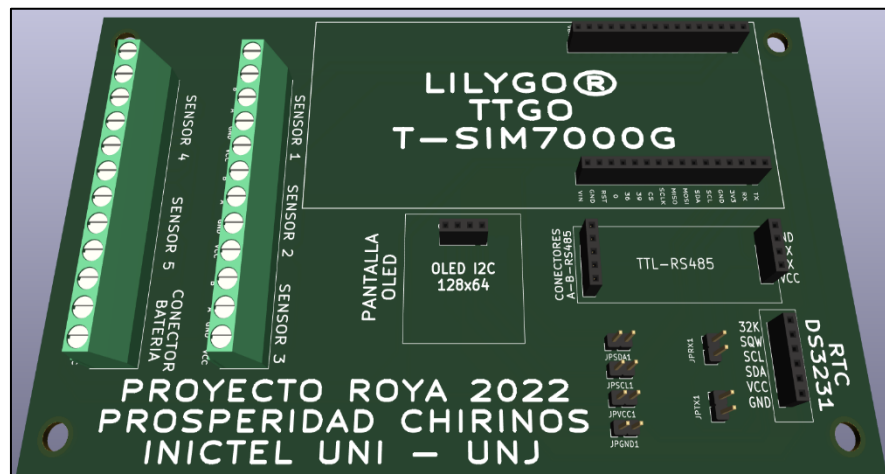


Esquema del circuito impreso del subsistema A en imagen 3D de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 31, se muestra el esquema de circuito impreso en imagen 3D del subsistema A realizado en el IDE de KiCAD v.5.1.8.

Figura 31

Esquema del circuito impreso en imagen 3D del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2

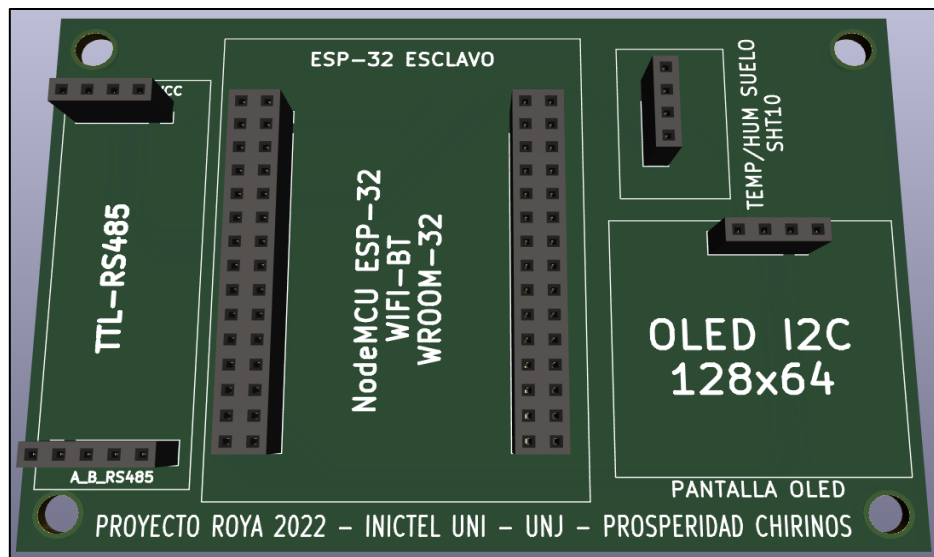


Esquema del circuito impreso del subsistema B en imagen 3D de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 32, se muestra el esquema de circuito impreso en imagen 3D del subsistema B realizado en el IDE de KiCAD v.5.1.8.

Figura 32

Esquema del circuito impreso en imagen 3D del subsistema B de la estación meteorológica (EM) tipo 2



Tarjeta electrónica del subsistema A de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

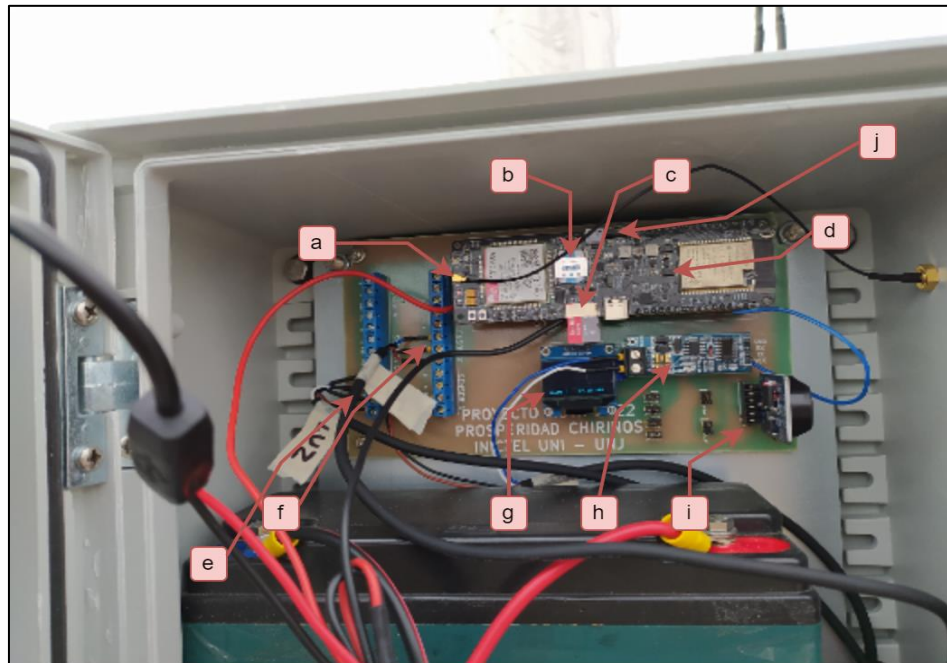
En la Figura 33, se muestra la tarjeta electrónica del subsistema A de la EM tipo 2, con procesador de 32 bits (LILYGO) y las siguientes partes:

- Conector UFL de antena GPRS/3G/4G/LTE para comunicación y transmisión de datos.
- Socket para Nano Sim con chip para Operador de telefonía móvil Movistar
- Socket para tarjeta microSD incluye memoria SD de 32GB.
- Módulo Lilygo SIM7000G TTGO ESP32.
- Conector para sensor de luz BH1750.
- Conector para sensor de temperatura y humedad relativa DHT22.
- Pantalla OLED128x64.
- Módulo MAX485.
- Modulo RTC3231 para grabado de fecha y hora.

- j. Interruptor de encendido y apagado de modulo Lilygo TTGO SIM7000G (Nota: Izquierda OFF – Derecha ON).

Figura 33

Tarjeta electrónica del subsistema A de la EM tipo 2



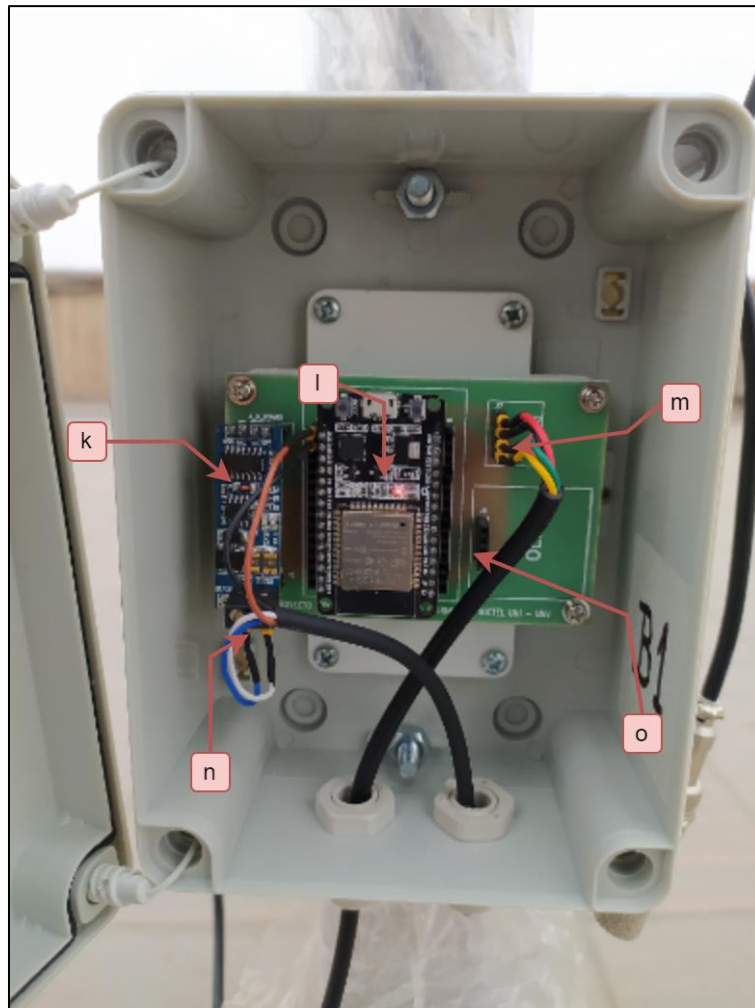
Tarjeta electrónica del subsistema B de la estación meteorológica (EM) tipo 2.

En la Figura 34, se muestra la tarjeta electrónica del subsistema B de la EM tipo 2, con procesador de 32 bits (LILYGO) y las siguientes partes:

- k. Módulo MAX485
- l. Procesador ESP32
- m. Conectores para el sensor de suelo SHT10.
- n. Conectores para módulo MAX485
- o. Conector para pantalla OLED.

Figura 34

Tarjeta electrónica del subsistema B de la EM tipo 2



Estación meteorológica (EM) tipo 2 implementada e instalada en campo.

En la Figura 35, se muestra la estación meteorológica tipo 2 con todas sus partes, los cuales son: Gabinete, estructura metálica de acero inoxidable,

los sensores de temperatura ambiental, humedad ambiental, intensidad de luz, temperatura y humedad de suelo, panel solar de 10W y las bases de soporte de madera.

Figura 35

Estación meteorológica tipo 2 implementada e instalada en la cooperativa cafetalera La prosperidad del distrito de Chirinos



3.2.3. Probar en laboratorio las estaciones meteorológicas

Protocolo MODBUS-RTU

Según lo mencionan (Kuang, 2014), Modbus es el protocolo de comunicación estándar del campo industrial, también es ampliamente utilizado para conectar dispositivos industriales. Modbus permite que los dispositivos se comuniquen en un mismo bus. Sólo puede haber un dispositivo maestro y hasta 247 dispositivos esclavos en el bus. En el Modbus, el maestro consulta y el esclavo responde. Modbus ASCII y Modbus RTU son los dos modos diferentes de Modbus. La información se

transmite por tramas. La Tabla 9 muestra la estructura de trama de Modbus RTU.

Tabla 9

Formato del Data Frame del protocolo Modbus según (Kuang, 2014)

Start	Address	Function	Data	Check	End
T1-T2-T3-T4	8bits	8bits	$N \times 8\text{bits}$	16bits	T1-T2-T3-T4

Según (Herath et al., 2020), en el sistema RS-485, el dispositivo maestro sondea cada dispositivo esclavo, espera las respuestas y, a continuación, sondea el siguiente dispositivo esclavo. Este fenómeno permite un comportamiento determinista al evitar colisiones de paquetes de datos. La mayoría de los dispositivos de medición de la industria son compatibles con el protocolo de comunicación RS-485. En la Tabla 10, se muestra la descripción de la trama Modbus-RTU

Tabla 10

Descripción de la trama Modbus-RTU explicado por (Herath et al., 2020).

Parameter	Size	Setting	
Slave Address	1 byte	001 – Peripheral ID	
Function Code	1 byte	03 – Read Holding Register	
Data	0 – 256 byte	00 00	Starting Address
		00 03	No of Address
CRC Error Check	2 byte	CRC Low	
		CRC Hi	

La función 0x03 (Lectura de Registros de Retención), el dispositivo maestro puede leer los registros de retención de un dispositivo esclavo especificado. La comunicación se inicia cuando el maestro consulta a un esclavo y luego este responde. Las estructuras de la trama de la consulta y la respuesta se muestran en la Tabla 11 y Tabla 12.

Tabla 11
Consulta usando la función 0x03

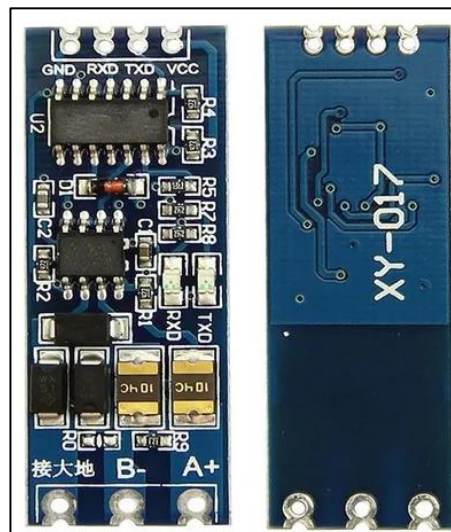
Field Name	Example (Hex)
<i>Slave Address</i>	10
<i>Function</i>	03
<i>Starting Address Hi</i>	00
<i>Starting Address Lo</i>	00
<i>No. of Registers Hi</i>	00
<i>No. of Registers Lo</i>	02
<i>Error Check: CRC Lo</i>	C7
<i>CRC Hi</i>	4A

Tabla 12
Respuesta usando la función 0x03

Field Name	Example (Hex)
<i>Slave Address</i>	10
<i>Function</i>	03
<i>Byte Count</i>	04
<i>Data Hi (Register 1)</i>	00
<i>Data Lo (Register 1)</i>	01
<i>Data Hi (Register 2)</i>	00
<i>Data Lo (Register 2)</i>	00
<i>CRC Lo</i>	AA
<i>CRC Hi</i>	F2

El módulo MAX485, usado para las comunicaciones RS485, se muestra en la Figura 36.

Figura 36
Módulo MX485



Para realizar las comunicaciones entre el procesador de 32 bits (LILYGO-SIM7000G) denominado maestro con los sensores RS485 denominados esclavos, se tuvo que realizar inicialmente configuraciones de *cambio de dirección de esclavo de cada sensor* utilizando para ello un dispositivo de configuración USB-RS485 y un IDE RS485.

Prueba de comunicación mediante RS485 usando protocolo Modbus-RTU con el sensor de radiación RS-RA-N01-AL.

En la Figura 37, se muestra una imagen del código correspondiente a la lectura del sensor de radiación por RS485 con protocolo Modbus-RTU.

Figura 37
Código de lectura del sensor de radiación



```
Rad_Dir_Vel_TempHumPres_test_oled_lilygo_V7.1
Archivo Editar Programa Herramientas Ayuda
Rad_Dir_Vel_TempHumPres_test_oled_lilygo_V7.1
400     client.stop();
401     Serial.println(F("Server disconnected"));
402     modem.gprsDisconnect();
403     Serial.println(F("GPRS disconnected"));
404
405     http.end();
406     Serial.println("");
407 }
408 else {
409     Serial.println("Network Disconnected");
410 }
411 }
412 }
413 delay(100);
414 ///////////////////////////////////////////////////////////////////
415 lastTime = millis();
416 }
417 //Send an HTTP POST request
418 delay(60000);
419 }
420
421 void SensorRad() {
422     delay(500);
423     byte ByteArray1[250];
424     int ByteData1[20];
425     byte msgfss[] = {0x01, 0x03, 0x00, 0x00, 0x00, 0x03, 0x05, 0xCB};
426     int jj;
427     int len1 = 8;
428     //Serial.println("***** RADICACION SOLAR no valida *****");
429     for (jj = 0 ; jj < len1 ; jj++) {
430         Serial2.write(msgfss[jj]);
431     }
432     len1 = 0;
433     int cc = 0;
434     while (Serial2.available())
435     {
436         ByteArray1[cc] = Serial2.read();
437         cc++;
438     }
439     //Serial.println();
440 }
441
442 int SensorRad2() {
```

1 Arduino Pro or Pro Mini, ATmega328P (3.3V, 8 MHz) en COM8

En la Figura 38, se muestra una imagen de la respuesta recibida en el serial monitor del IDE de Arduino.

Figura 38

Respuesta recibida del sensor de radiación

```

RS-RA-N01-AL => SEND DATA
[0]=>1 [1]=>3 [2]=>0 [3]=>0 [4]=>0 [5]=>3 [6]=>5 [7]=>cb

DATA RECEPTION => RS-RA-N01-AL
[0]=>1 [1]=>3 [2]=>6 [3]=>0 [4]=>6 [5]=>0 [6]=>c [7]=>0 [8]=>0 [9]=>69 [10]=>76

REGISTERS HEX
774
6
12
0

RS-RA-N01-AL => Result
Solar Radiation = 6.00 W/m2
    
```

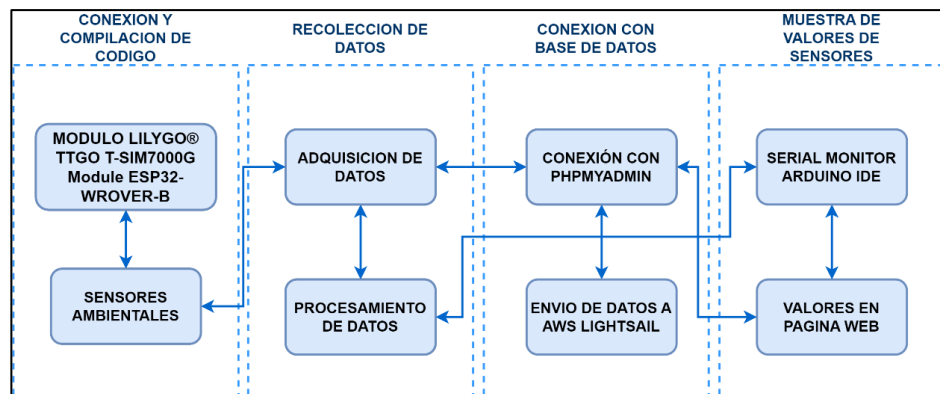
Enseguida, se utilizó la misma metodología para realizar las pruebas de lectura para los demás sensores del tipo RS485.

Pruebas de laboratorio de envío de datos a un *hosting de prueba*

Para la realización de las pruebas de envío de los datos de sensores hacia un hosting de prueba, se tuvo que esquematizar la trazabilidad del sistema de acuerdo con el diagrama de bloques mostrado en la Figura 39.

Figura 39

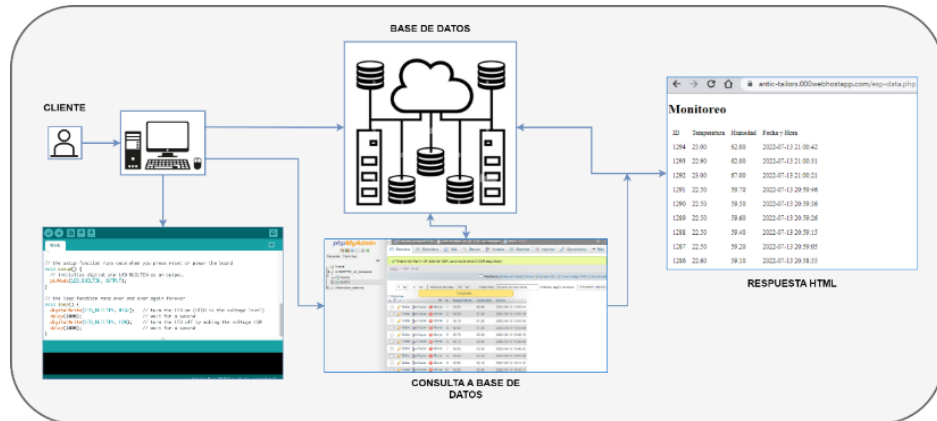
Diagrama de bloques de prueba de envío de datos



En la Figura 40 se muestra un diagrama pictórico del escenario de pruebas con un hosting de pruebas que incluye un servidor de página WEB, una base de datos y el gestor de base de datos phpMyadmin.

Figura 40

Diagrama del escenario de pruebas de recepción de datos de los sensores RS485 hacia un hosting.

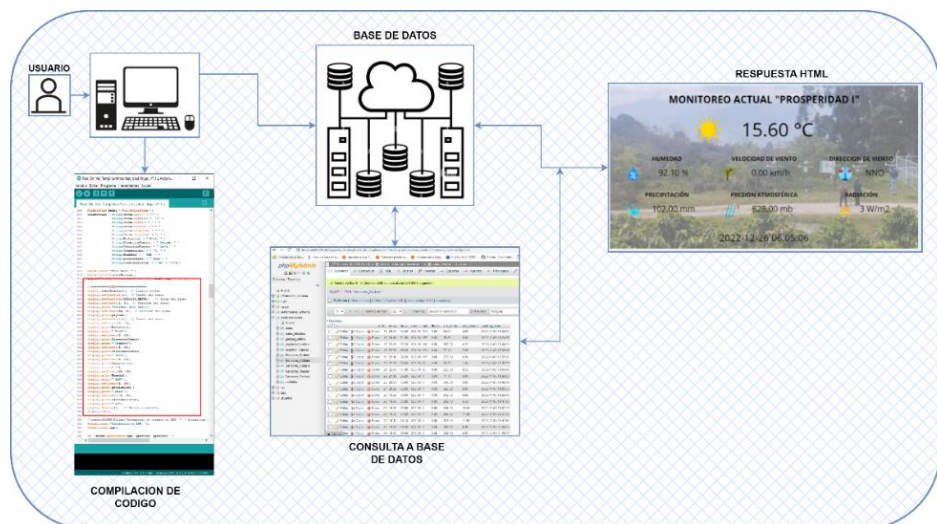


Pruebas de envío de datos al hosting de presentación del servidor AWS Lightsail.

En la Figura 41, se muestra un diagrama pictórico del escenario de envío de datos hosting AWS Lightsail que incluye un servidor de página WEB, una base de datos y el gestor de base de datos phpMyadmin. El formato de envío de datos del Payload o carga útil al hosting es: *Payload= Datos (formato string) + Puerto 80, método POST.*

Figura 41

Diagrama del escenario de recepción de datos de los sensores en el servidor AWS Lightsail



En la Figura 42, se muestra la imagen de la presentación de la página web que muestra los datos de los parámetros ambientales enviado por la estación meteorológica (EM) del tipo 1, ubicada en el área de cultivo “La Prosperidad”.

Figura 42

Página WEB mostrando datos de sensores de la EM del tipo 1

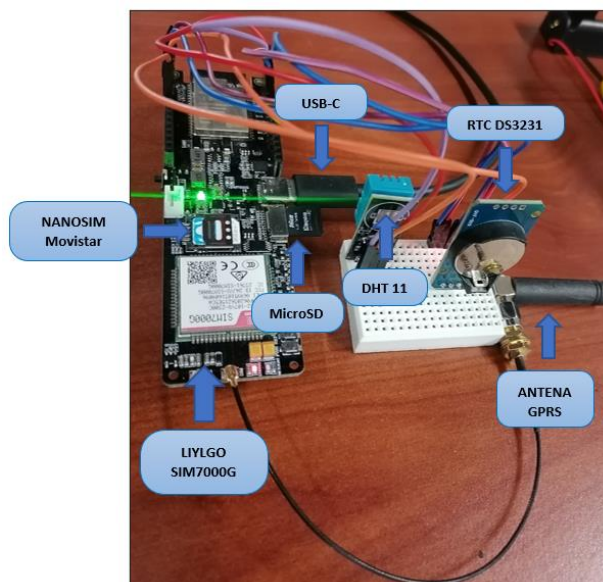


Pruebas iniciales de laboratorio de la EM tipo 1.

En la Figura 43, se muestra el hardware del nodo sensor, el cual consta de una placa de desarrollo *Lilygo con SIM7000G*, un sensor digital DHT11, un módulo RTC DS3231, un chip nanosim de Movistar y una memoria microSD.

Figura 43

Hardware de nodo sensor de laboratorio



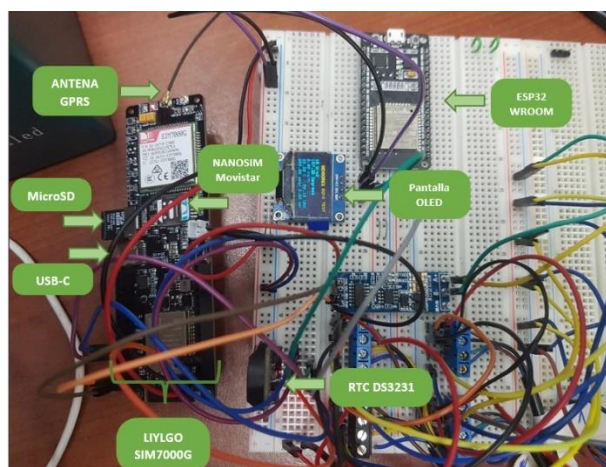
Los resultados de envío de datos se observan en la base de datos Dynamo DB del Hosting de AWS IoT-Core. En la Tabla 13, se muestran los valores.

Tabla 13
 Valores de datos enviados a base de datos Dynamo DB

ESP_ID	RequestTime	Unicorn
bgQfIMjRp1vWR5BjXzGg	2022-06-02T17:21:06.135Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
mDMmWkYs7BF8PMSEZw	2022-06-02T17:21:15.866Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
l_gkZVMBj0ZD4_jjPVEq_A	2022-06-02T17:21:21.211Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
ZNAHTfDN5en8CgaqN1kQ	2022-06-02T17:21:28.615Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
VBgnocPP2Go4u7fJXLZQ	2022-06-02T17:21:36.190Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
yj-tG49CwbKnApVo0BWyg	2022-06-02T17:21:43.591Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
eZbZ_cQXidCK57Q4LiKw	2022-06-02T17:21:52.677Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
rKqHk36KmhufbAPX-imZg	2022-06-02T17:22:00.050Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
JuZQk1QfXe-y4TgxeMg	2022-06-02T17:22:07.319Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
hp7Ph3k49ehw5_zfjqU5WQ	2022-06-02T17:22:14.589Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
h5RAASn5iDxasZ9mWQBA	2022-06-02T17:22:21.862Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
x96jWZwn_jmHf7fYomA	2022-06-02T17:22:29.131Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487635" } }
ypl159N0Xkw0wYbDUkib0Q	2022-06-02T17:27:26.519Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
qdBqQuo9F_jPaFq-3Gbw	2022-06-02T17:27:33.779Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
BdJ50GadH2MeBfUzGcrQ	2022-06-02T17:27:40.944Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
aWzKjNzU2K-4IM9y-7V8mJA	2022-06-02T17:27:48.112Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
OgjrUjZyG1fBwN7YHAA	2022-06-02T17:27:55.278Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
79jPhc5HfKilyGwonrnBQ	2022-06-02T17:28:02.550Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707487988" } }
YBR5d8mYHLBAPxJ0eEG	2022-06-02T17:32:16.718Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707488282" } }
t3hu9uEmPwBa2WBSgWfBjQ	2022-06-02T17:32:24.191Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707488282" } }
MNZVHgB18vNgYE-smhIAQ	2022-06-02T17:32:31.456Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707488282" } }
o33Pld0b9sQ523QZ0gb0BQ	2022-06-02T17:32:38.725Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707488282" } }
fXEJeuF2KFP4kDID1e0w	2022-06-02T17:32:47.222Z	{ "Humedad": { "S": "64.00"}, "Temperatura": { "S": "22.50"}, "time": { "S": "707488282" } }

En la Figura 44, se muestra el circuito electrónico inicial de la estación meteorológica tipo 1 montado en protoboard, donde se incluyó la arquitectura, *maestro/ esclavo* por RS485, donde el maestro es la tarjeta de desarrollo LILYGO y el esclavo es un módulo de desarrollo ESP32. También se muestran los dispositivos MAX485, sensor DHT11, RTC DS3231 y una pantalla OLED para la visualización de datos.

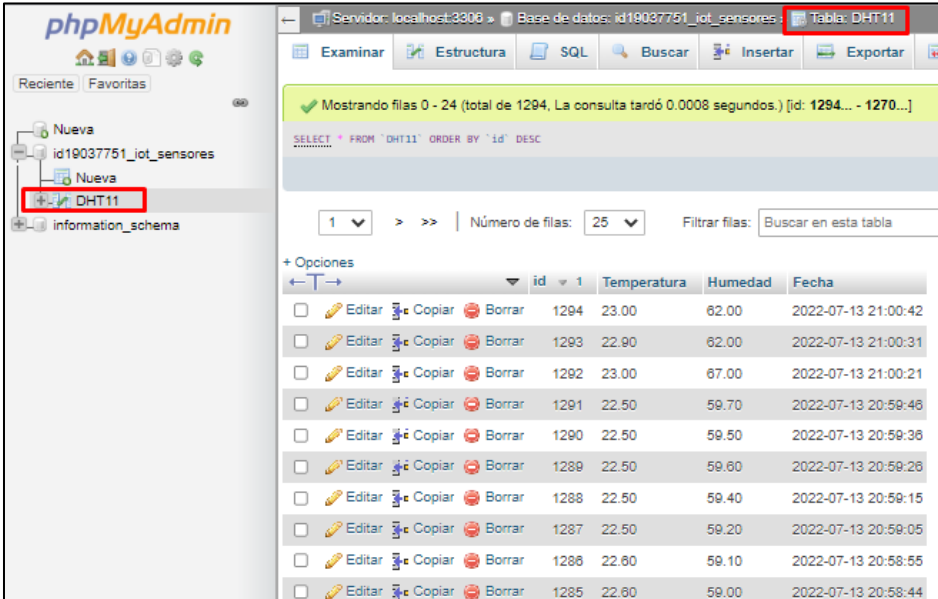
Figura 44
 Circuito electrónico de la EM tipo 1



El envío de datos ejecutado por el procesador de 32 bits de la tarjeta de desarrollo LILYGO, fue transmitido vía telefonía móvil hacia el hosting gratuito 000webhost, cuya administración y visualización de datos se realiza a través de la herramienta phpMyadmin. En la Figura 45, se muestra los valores recibidos de temperatura y humedad.

Figura 45

Vista de la tabla DHT11 de la base de datos del hosting 000webhost

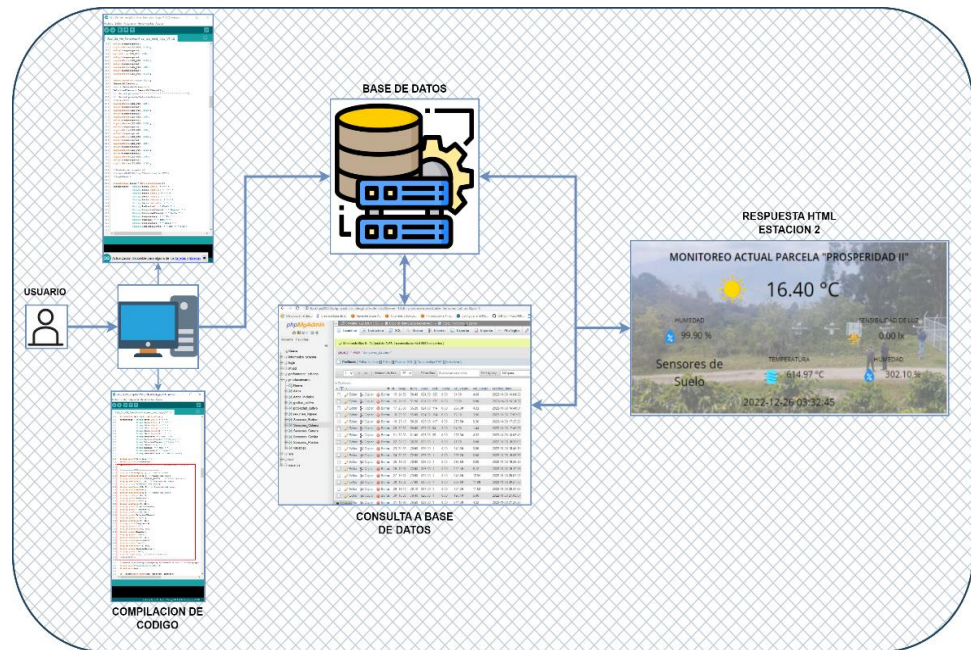


	id	Temperatura	Humedad	Fecha
<input type="checkbox"/>	1294	23.00	62.00	2022-07-13 21:00:42
<input type="checkbox"/>	1293	22.90	62.00	2022-07-13 21:00:31
<input type="checkbox"/>	1292	23.00	67.00	2022-07-13 21:00:21
<input type="checkbox"/>	1291	22.50	59.70	2022-07-13 20:59:46
<input type="checkbox"/>	1290	22.50	59.50	2022-07-13 20:59:36
<input type="checkbox"/>	1289	22.50	59.60	2022-07-13 20:59:26
<input type="checkbox"/>	1288	22.50	59.40	2022-07-13 20:59:15
<input type="checkbox"/>	1287	22.50	59.20	2022-07-13 20:59:05
<input type="checkbox"/>	1286	22.60	59.10	2022-07-13 20:58:55
<input type="checkbox"/>	1285	22.60	59.00	2022-07-13 20:58:44

Pruebas de envío de datos al hosting de presentación del servidor AWS Lightsail.

En la Figura 46, se muestra un diagrama pictórico del escenario de envío de datos hosting AWS Lightsail que incluye un servidor de página WEB, una base de datos y el gestor de base de datos phpMyadmin. El formato de envío de datos del Payload o carga útil al hosting es: Payload= Datos (formato string) + Puerto 80, método POST.

Figura 46
 Diagrama del escenario de recepción de datos de los sensores en el servidor
 AWS Lightsail



<http://50.17.43.168/view/>

En la Figura 47, se muestra la imagen de la presentación de la página web que muestra los datos de los parámetros ambientales enviado por la estación meteorológica (EM) del tipo 2, ubicada en el área de cultivo “El Mirador”.

Figura 47
 Página WEB mostrando datos de sensores de la EM del tipo 2



3.2.4. Fotografías del estado de las hojas de café y registrarlo en base de datos

Desde el 12 de noviembre hasta el 16 de diciembre del 2022 se ha recolectado los datos de incidencia y se ha tomado fotos por parte del equipo investigador y personal técnico de la Cooperativa Cafetalera para estimar la severidad en los cinco lotes de plantaciones de café, ver Figura 48 y Figura 49.

Figura 48

Toma de datos de las variables dependientes incidencia y severidad

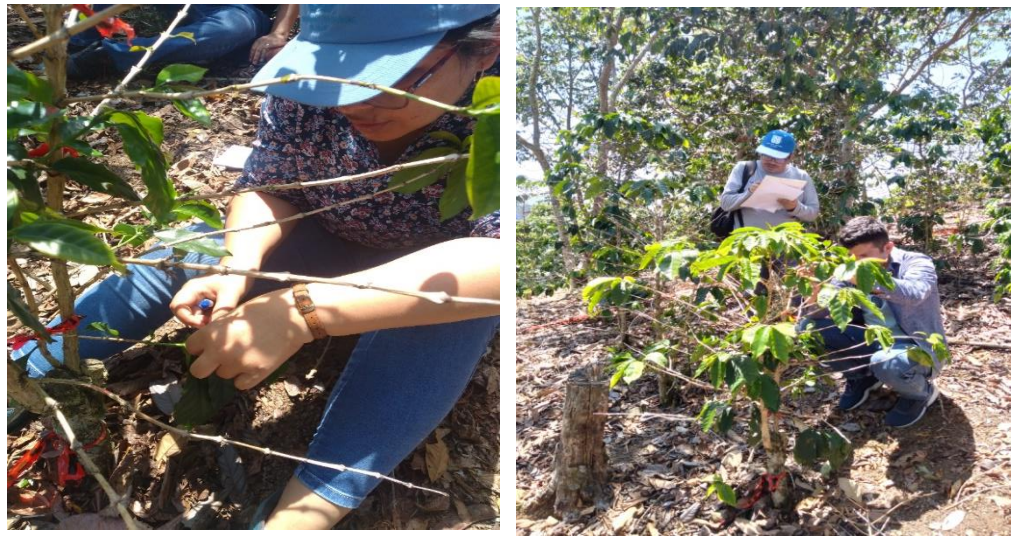
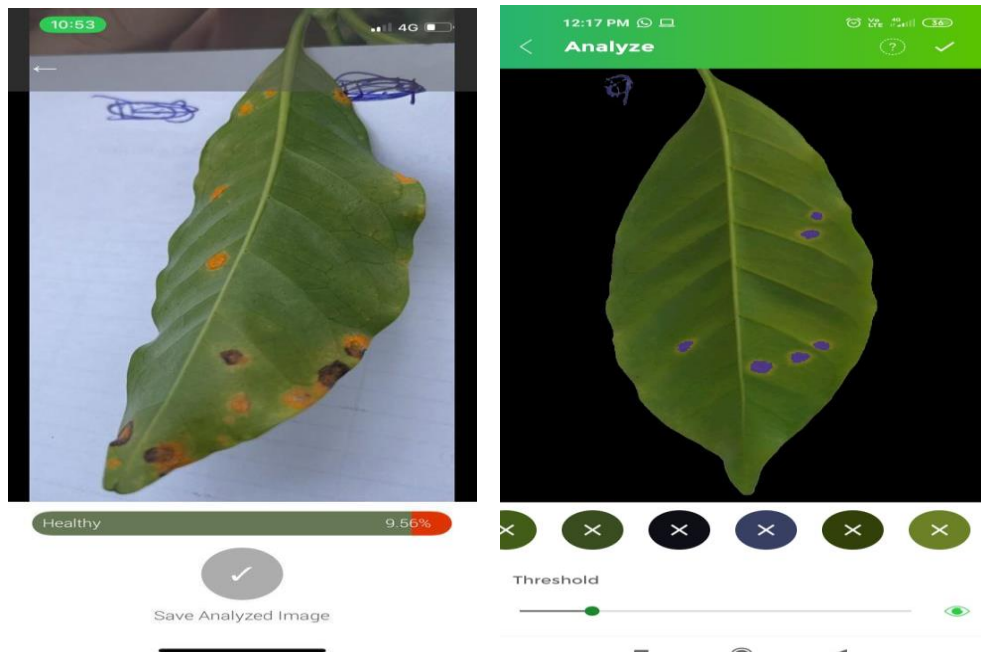


Figura 49

Procesamiento en la App Leaf Doctor para estimar la severidad de roya



3.2.5. Emplear minería de datos

En los datos recolectados (Datos_v0) se empleó el software libre Weka para determinar patrones a través de los algoritmos que tiene dicha herramienta. Luego de cargar la data en formato .csv (Figura 50) se obtuvo el comportamiento de los mejores cinco algoritmos (Tabla 14

Figura 50

Procesamiento en la App Leaf Doctor para estimar la severidad de roya

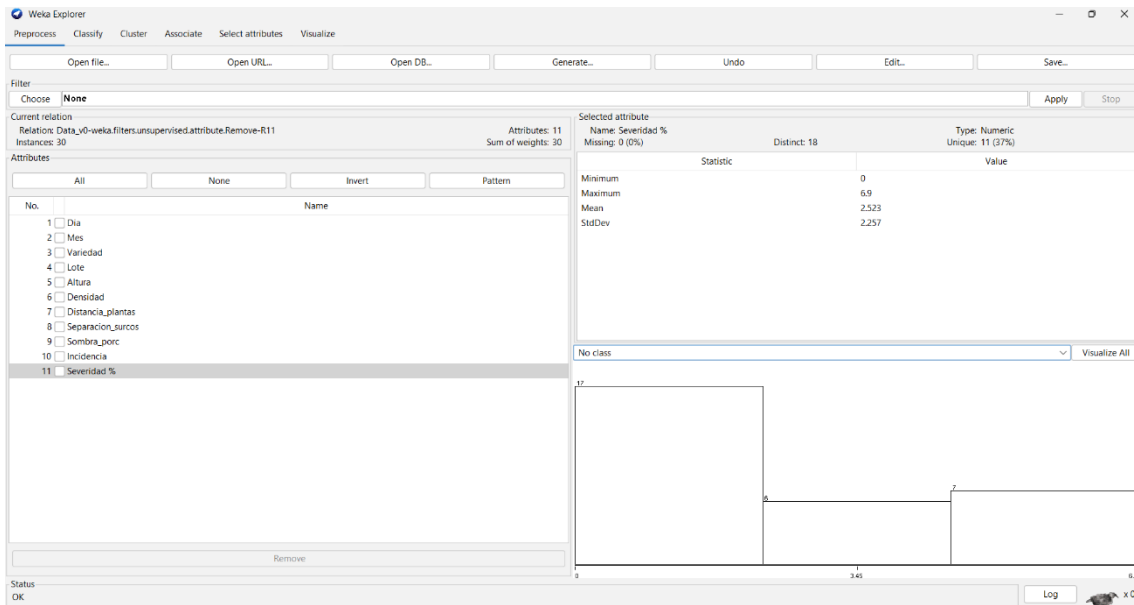


Tabla 14

Comportamiento de los algoritmos en el software Weka

Algoritmo	R	MAE	RMSE
Regresión Lineal	0.87	3.38	4.48
SMO	0.89	2.92	4.20
M5rules	0.88	3.07	4.41
Decision Stump	0.89	3.53	4.16
M5P	0.88	3.07	4.41

3.2.6. Estado de arte de sistemas informáticos similares al proyecto

Hasta el 20 de febrero del 2023 se encontraron tres sistemas informáticos similares:

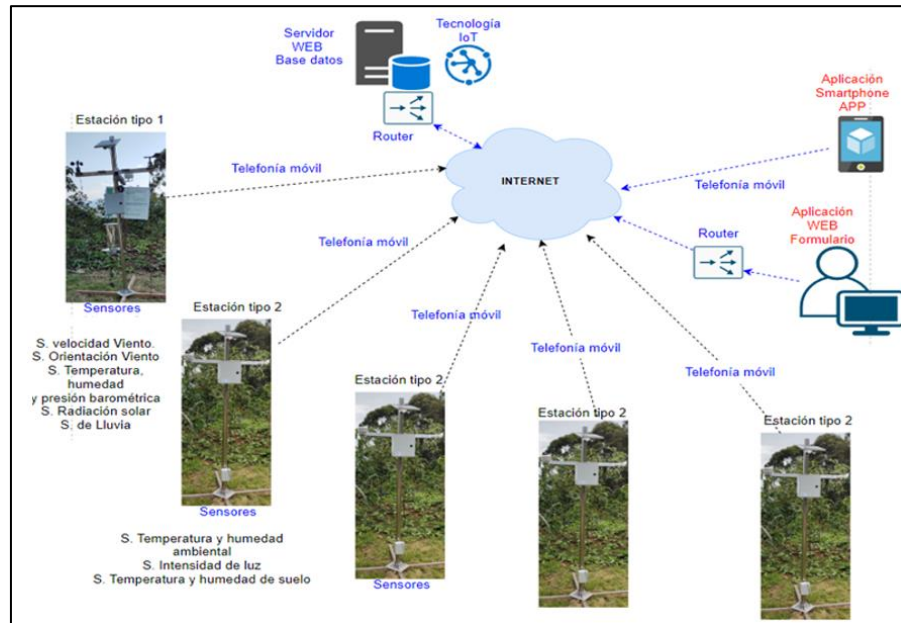
- ✓ Este estudio tuvo como objetivo desarrollar una plataforma de sistema de alerta para la incidencia de la roya del café con quince días de anticipación, así como validar y regionalizar modelos de regresión lineal múltiple basados en variables meteorológicas (Pozza et al., 2021).
- ✓ El Sistema Regional de Alerta Temprana (SRAT) ayudará a prevenir y mitigar el impacto de la roya en la región, integrando variables climáticas, fitosanitarias, fenológicas y económicas, permitiendo a tiempo el manejo agronómico adecuado (ANIMUS, s. f.).
- ✓ Pergamino es un producto del Programa Centroamericano para la Gestión Integrada del Café (PROCAGICA), y responde a las necesidades de los países por tener mejores herramientas para la gestión integrada del café (PROCACIGA, s. f.).

3.2.7. Diseño del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana

Diseño y desarrollo del componente Hardware.

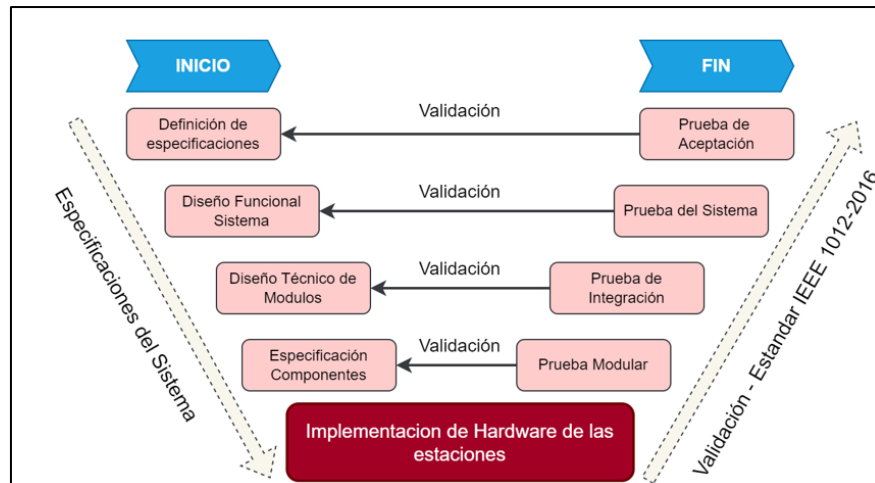
Para el diseño del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana (Figura 51) se tuvo en consideración tres componentes relacionados al internet de las cosas (en inglés, Internet of Things-IoT), los cuales son: la electrónica de cinco estaciones meteorológicas, el medio de transmisión por radiofrecuencia establecida por telefonía móvil y el servicio de plataforma WEB, en el cual se utilizó para el almacenamiento y posterior análisis de datos.

Figura 51
Sistema de monitoreo actual



El modelo “v” fue utilizado para el diseño e implementación del hardware de las estaciones, tal como se muestra en la Figura 52.

Figura 52
Modelo “V” usado para el diseño e implementación del hardware



Diseño y desarrollo del componente Software.

En cuanto al diseño y el desarrollo de la página web y aplicación móvil, se inició con la identificación y análisis de diversos puntos relacionados a la arquitectura del sistema, éstos fueron:

- a. **Requerimientos del sistema:** Con el fin de determinar las

características que debe de contar el producto final y además del alcance que tendrá, se formularon los siguientes requerimientos, tal como se muestra en la Tabla 15.

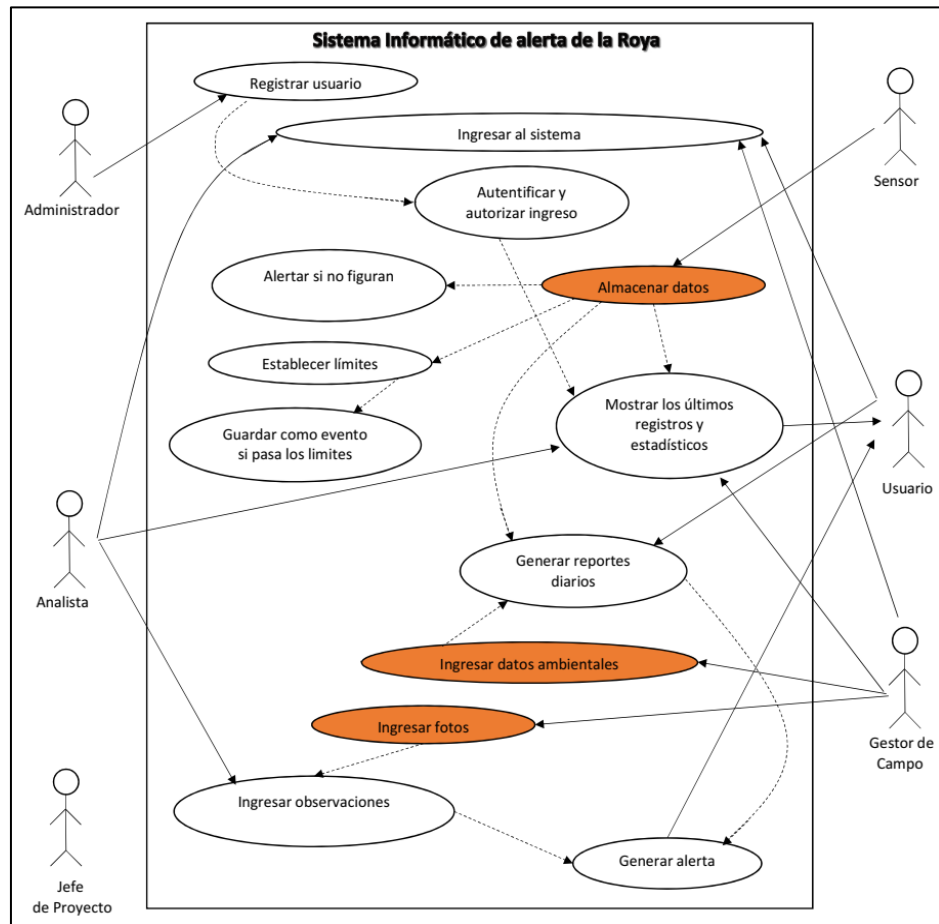
Tabla 15
Lista de requerimientos

Requerimientos
1. El sistema debe permitir acceso a público en general, además de contar con un Login para usuarios “Gestores”.
2. El sistema debe identificar, autenticar y autorizar a cada usuario Gestor que ingrese.
3. El sistema debe recepcionar datos provenientes de los sensores previamente identificados.
4. El sistema debe clasificar y almacenar los datos recibidos por los sensores según nombre y ubicación de cada estación.
5. El sistema debe mostrar en tiempo real y gráficamente el historial de los datos recibidos por los sensores.
6. El sistema debe mostrar en diagramas el último registro obtenido por cada sensor.
7. El sistema debe desplegar un formulario para los gestores de campo que permita el registro de datos manuales.
8. El sistema debe contar al inicio del formulario con una opción de auto rellenado de datos estáticos como el nombre del lugar, estación, tipo de café, etc.
9. El sistema debe validar que el formulario tenga campos obligatorios de llenado.
10. El sistema debe contar en el formulario con un apartado para el ingreso de las características de las hojas de café a analizar.
11. El sistema debe determinar las variables de Incidencia y Severidad en base a las características de las hojas de café ingresadas.
12. El sistema debe contar con una opción de recuperación de datos a través de archivos .CSV
13. El sistema debe identificar a que tabla (según estación) se hará la incorporación de los archivos .CSV
14. El sistema debe contar con un apartado de visualización de alertas en base a la Incidencia y Severidad obtenidas.
15. El sistema debe identificar la clase de alerta generada basada en colores e intensidad.
16. El sistema debe contar con un filtro para las alertas de acuerdo con cada estación, magnitud y fecha.
17. El sistema debe autenticar a los usuarios en un aplicativo móvil.
18. El sistema debe poder transmitir todo lo visto en la página web, en el aplicativo móvil a través de WebViews.

b. Diagrama de caso de uso: Para poder identificar la interacción del sistema con cada actor (administrador, analista, sensor, usuario, jefe de proyecto y gestor de campo), se describe el comportamiento de cada uno con el uso del software, en la Figura 53 se describe la relación de los actores y sus casos de uso del sistema informático

de alerta de la roya.

Figura 53
Diagrama de casos de uso

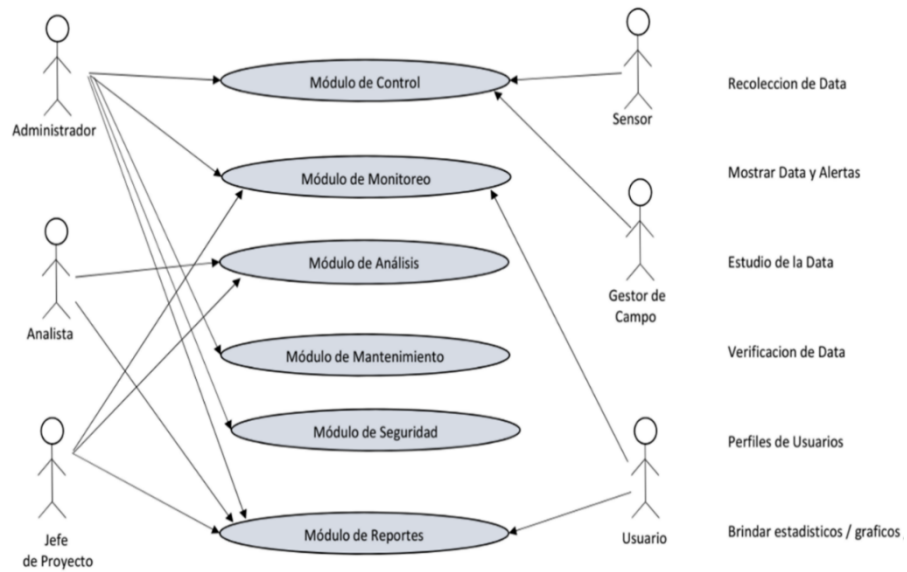


c. Diagrama de Caso de Uso de Negocio: De una manera más descriptiva lo visto anteriormente, se pueden dividir en 6 módulos con el fin de determinar el rol de cada involucrado de acuerdo con su posición, estos 6 módulos son:

- Módulo de control
- Módulo de monitoreo
- Módulo de análisis.
- Módulo de mantenimiento
- Módulo de seguridad
- Módulo de reportes.

En la Figura 54, se muestra la relación de los diferentes actores relacionados a los 6 módulos.

Figura 54
Diagrama de caso de uso de negocio



d. **Normalización de la ficha evaluación de plagas de campo:** En cuanto a los datos ingresados manualmente, se tomó de referencia a la ficha de Evaluación de plagas de campo de SENASA, tal como se muestra en la Figura 55.

Figura 55
Normalización de ficha de evaluación de plagas de campo con las posibles tablas

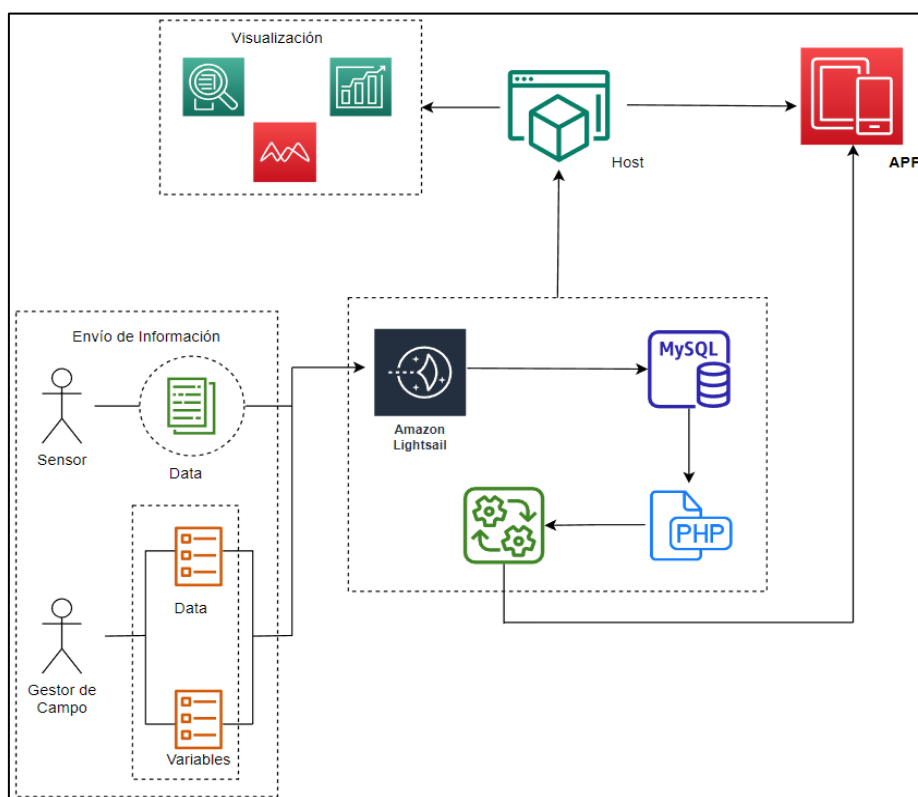
Posibles tablas:

- FICHA_EVALUACIÓN
- PRODUCTOR
- TIPO DE DOCUMENTO
- PREDIO
- TERRENO_PRODUCCIÓN
- FICHA_EVALUACIÓN
- PRODUCTOR
- TIPO DE DOCUMENTO
- PREDIO
- TERRENO_PRODUCCIÓN

Terminando la identificación de bases para el desarrollo del software, el diagrama de funcionamiento de este fue identificado de acuerdo con los mostrado en la Figura 56.

Figura 56

Diagrama de funcionamiento del sistema informático de alerta de la roya



El uso del sistema y la obtención de resultados será conforme a los siguientes pasos:

- El envío de información al sistema será a través de 2 actores: los sensores con la data de parámetros ambientales y demás, y el gestor de campo a través del formulario elaborado.
- La información recolectada será recibida en el entorno de Amazon Lightsail, y luego almacenada en una BD MySQL (PHPMyAdmin en este caso), con ello y con el lenguaje de programación PHP se hacen los cálculos correspondientes para la determinación de variables.
- Finalizado ello, los resultados se podrán observar tanto en la plataforma web como la app móvil a través de modelo gráficos e histogramas.

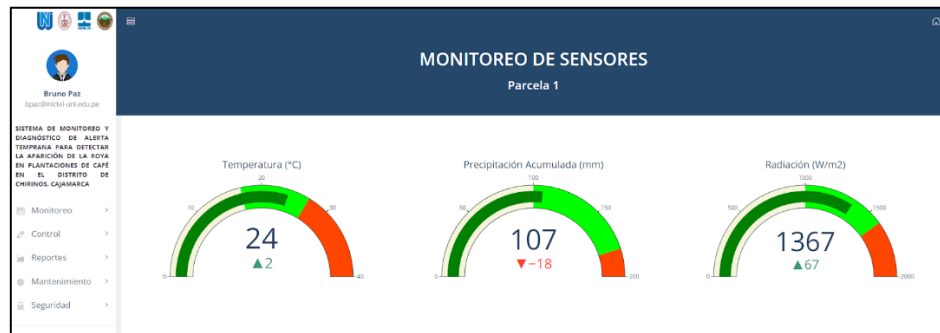
3.2.8. Prototipo del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana

Prototipo de Plataforma Web: En base a los requerimientos, casos de uso, bases de datos y manejo de la información se obtuvo el siguiente prototipo:

- **Visualización de datos de sensores:** Basado en la recolección de datos, se propuso mostrar la información de los sensores en gauges derivados de la librería Plotly, tal como se muestra en la Figura 57.

Figura 57

Visualización de la última lectura de cada sensor



En la Figura 58, se muestra el histograma generado con valores de la temperatura.

Figura 58

Visualización del historial de las lecturas del sensor de temperatura



- **Formulario de ingreso de datos:** Respecto al formulario de ingreso, se dispuso a separarlos en 4 pestañas, quedando como se muestra en la Figura 59.

Figura 59

Primera pestaña: Datos Iniciales con búsqueda de datos estáticos como lo son los datos de la parcela

① Datos Iniciales (Parcela) Propiedad de Cultivo Gestión de Cultivo Cálculo de Variables

Cód. de Parcela

Razon Social / Dueño

Área evaluada del café m²

Variedad de Café

Elegir fecha

En la Figura 60, se muestra la segunda pestaña que indica la propiedad de cultivo teniendo los datos físicos de la parcela en estudio.

Figura 60

Segunda pestaña: Propiedad de Cultivo

① Datos Iniciales (Parcela) Propiedad de Cultivo Gestión de Cultivo Cálculo de Variables

Densidad de plantas por parcela árboles/m² (metros cuadrados)

Distancia entre surcos m (metros)

Distancia entre plantas m (metros)

Edad del cultivo años

Especie asociada al cultivo Frutal Forestal

Tipo de Sombra Temporal Intermedia Permanente

Porcentaje de Sombra %

Figura 61

Tercera Pestaña: Gestión de Cultivo que recopila datos pasados de tratamiento en la parcela

① Datos Iniciales (Parcela) Propiedad de Cultivo Gestión de Cultivo Cálculo de Variables

Control de Roya de café en los últimos 3 meses Si No

Fertilización en los últimos 4 meses Si No

Figura 62

Pestaña relacionada con el ingreso del número de hojas, ramas y árboles



Árbol 1	Árbol 2	Árbol 3	Árbol 4	Árbol 5
Hojas Rama Superior: 12	Hojas Rama Superior: 21	Hojas Rama Superior: 19	Hojas Rama Superior: 14	Hojas Rama Superior: 12
Hojas Rama Media: 23	Hojas Rama Media: 32	Hojas Rama Media: 17	Hojas Rama Media: 23	Hojas Rama Media: 8
Hojas Rama Inferior: 9	Hojas Rama Inferior: 8	Hojas Rama Inferior: 16	Hojas Rama Inferior: 20	Hojas Rama Inferior: 7

Figura 63

Pestaña para realizar el cálculo de incidencia y severidad



Incidencia

Hojas infectadas: 19

Severidad

Hojas con grado 0: Sano o sin síntomas visibles
51

Hojas con grado 1: Síntomas visibles llegando del 1 a 5 % del área total sana
3

Hojas con grado 2: Las manchas empiezan a unirse, ocupan del 6 al 20 % del área total sana
4

Hojas con grado 3: Las hojas comienzan a necrosarse, afectan del 21 al 50% del área sana
2

Hojas con grado 4: Mayor al 50 % del área foliar se encuentra afectada
0

Anterior Enviar

Prototipo de Aplicativo Móvil: La aplicación como todo el software fue dirigido a 2 tipos de usuarios: usuario general y gestor de campo, quedando de la siguiente forma:

- **Vista Usuario:** Secuencia para Usuario (público en general) que sigue la selección del botón “ESTACIONES”.

Figura 64

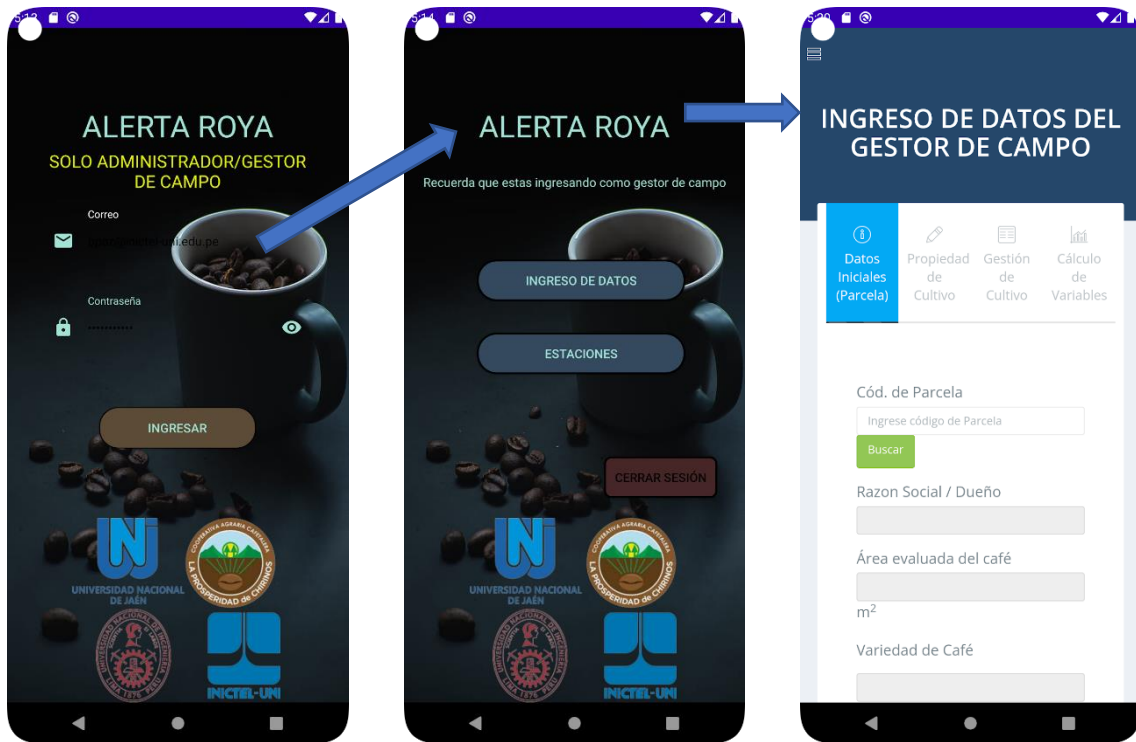
Secuencia de acceso al historial de datos por parcela en la aplicación móvil



- **Vista Gesto de Campo:** El gestor de campo será quien haga uso del formulario en el sistema, en este caso, a través de la aplicación móvil, previamente autenticado.

Figura 65

Secuencia de acceso al formulario con autenticación por Firebase



3.2.9. Pruebas del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana

Para las pruebas de integración del sistema se comprobó la correcta lectura de los sensores y el llenado del formulario, quedando de la siguiente manera:

- **Pruebas de Formulario:** Secuencia de llenado y almacenamiento en la BD.

Figura 66

Búsqueda de datos con JavaScript con información previamente almacenada

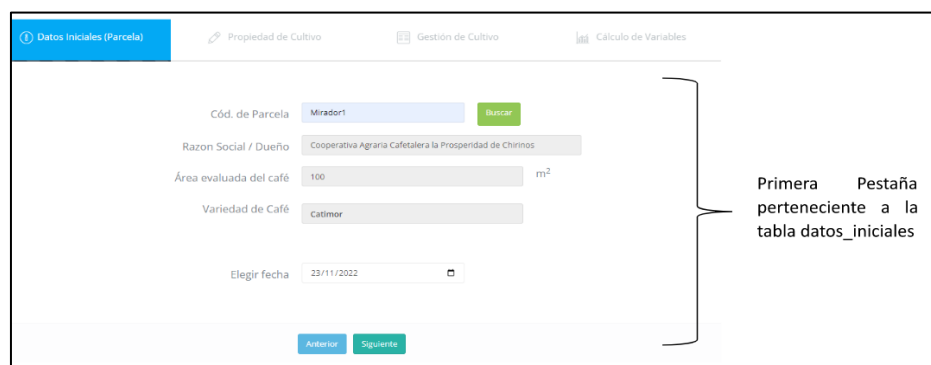


Figura 67
 Información almacenada recogida correctamente en la primera pestaña
 (Mirador1 para nuestro ejemplo)

```

MariaDB [pruebasensores]> select * from datos_iniciales;
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| id_datosini | cod_parc | nombre_parc | area_eval_parc | variedad_parc | fecha_datos |
+-----+-----+-----+-----+-----+
| 66 | Mirador1 | Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos | 100 | Catimor | 2022-12-10 |
| 67 | Mirador2 | Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos | 100 | Geisha | 2022-12-10 |
| 68 | Prosperidad3 | Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos | 100 | Otro | 2022-12-10 |
| 69 | Prosperidad2 | Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos | 100 | Caturra | 2022-12-10 |
| 70 | Prosperidad1 | Cooperativa Agraria Cafetalera la Prosperidad de Chirinos | 100 | Borbon - Caturra | 2022-12-10 |
+-----+-----+-----+-----+-----+
5 rows in set (0.000 sec)
    
```

Comprobación de búsqueda en datos_iniciales

Figura 68
 Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Propiedad de Cultivo

Datos Iniciales (Parcela)
 Propiedad de Cultivo
 Gestión de Cultivo
 Cálculo de Variables

Densidad de plantas por parcela: 12 árboles/m² (metros cuadrados)
 Distancia entre surcos: 2 m (metros)
 Distancia entre plantas: 1 m (metros)
 Edad del cultivo: 1 años
 Especie asociada al cultivo: Frutal Forestal **Manzano**
 Tipo de Sombra: Temporal Intermedia Permanente
 Porcentaje de Sombra: 52 %

Segunda Pestaña perteneciente a la tabla propiedad_cultivo

Figura 69
 Comprobación de almacenamiento de datos correctamente en la tabla de propiedad cultivo

```

MariaDB [pruebasensores]> select * from propiedad_cultivo;
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| id_propiedadcultivo | dens_plant | dist_sorc | dist_plant | edad_cult | esp_asoc_tip | esp_asoc_nom | sombra_tipo | sombra_po |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| 51 | 10 | 1 | 1 | 1 | Frutal | Especie 1 | Permanente | 61 |
| 52 | 10 | 1 | 1 | 1 | Forestal | Especie 2 | Permanente | 50 |
| 53 | 10 | 1 | 1 | 1 | Forestal | Especie 4 | Permanente | 68 |
| 54 | 10 | 1 | 1 | 1 | Forestal | Especie 2 | Permanente | 60 |
| 55 | 10 | 1 | 1 | 1 | Forestal | Manzano | Permanente | 68 |
| 56 | 12 | 2 | 1 | 1 | Frutal | Manzano | Intermedia | 52 |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
6 rows in set (0.001 sec)
    
```

Registro correcto de lo ingresado en la segunda pestaña

Figura 70
 Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Gestión de Cultivo

Datos Iniciales (Parcela)
 Propiedad de Cultivo
 Gestión de Cultivo
 Cálculo de Variables

Control de Roya de café en los últimos 3 meses: Si No
 Tipo de Control:
 Producto Utilizado:

Fertilización en los últimos 4 meses: Si No
 Fósforo:
 YaraMila:

Tercera Pestaña perteneciente a la tabla gestion_cultivo

Figura 71

Comprobación de almacenamiento de datos correctamente en la tabla gestión de cultivo

```
MariaDB [pruebasensores]> select * from gestion_cultivo;
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| id_gestio | cont_roya | cont_roya_tip | cont_roya_produc | fert_roya | fert_roya_tip | fert_roya_produc |
| cultivo  |          |               |                   |           |               |                   |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| 43 | No hubo Control | | | Si Fertilizacion | | |
| 44 | No hubo Control | | | Si Fertilizacion | | |
| 45 | No hubo Control | | | No Fertilizacion | | |
| 46 | No hubo Control | | | Si Fertilizacion | | |
| 47 | Si hubo Control | | | Si Fertilizacion | | |
| 48 | No hubo Control | | | Si Fertilizacion | Fósforo | YaraMila |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
6 rows in set (0.002 sec)
```

Registro correcto de lo ingresado en la tercera pestaña

Figura 72

Llenado de datos pertenecientes a la pestaña Cálculo de Variables referentes a datos físicos de las hojas identificadas en las plantas de café de la parcela seleccionada en la primera pestaña



Árbol 1	Árbol 2	Árbol 3	Árbol 4	Árbol 5
Hojas Rama Superior: 12	Hojas Rama Superior: 21	Hojas Rama Superior: 19	Hojas Rama Superior: 14	Hojas Rama Superior: 12
Hojas Rama Media: 23	Hojas Rama Media: 32	Hojas Rama Media: 17	Hojas Rama Media: 23	Hojas Rama Media: 8
Hojas Rama Inferior: 9	Hojas Rama Inferior: 8	Hojas Rama Inferior: 16	Hojas Rama Inferior: 20	Hojas Rama Inferior: 7

Total de hojas

Incidencia

Hojas infectadas para Incidencia: 19

Severidad

Hojas con grado 0: Sano o sin síntomas visibles: 51	Hojas con grado 1: Síntomas visibles llegando del 1 a 5 % del área total sana: 3
Hojas con grado 2: Las manchas empiezan a unirse, ocupan del 6 al 20 % del área total sana: 4	Hojas con grado 3: Las hojas comienzan a necrosarse, afectan del 21 al 50% del área sana: 2
Hojas con grado 4: Mayor al 50 % del área foliar se encuentra afectada: 0	

Hojas graduadas para Severidad

Tabla 16
Información proporcionada para pruebas de la variable Incidencia

FICHA PARA DETERMINAR INCIDENCIA DE ROYA					
Finca:	Mirador			Propietario:	
Lote:	I			Fecha de muestreo:	10/12/2022
Muestreador:				Variedad	
% de sombra	54%/46%			Tipo de sombra:	Catimor
N planta	N rama	Hojas totales	Hojas con roya	Observaciones	
1	1 (Superior)	12	1	Parcela sobre la carretera	
	2 (Medio)	23	0		
	3 (Inferior)	9	1		
2	1 (Superior)	21	5		
	2 (Medio)	32	3		
	3 (Inferior)	8	1		
3	1 (Superior)	19	2		
	2 (Medio)	17	3		
	3 (Inferior)	16	0		
4	1 (Superior)	14	0		
	2 (Medio)	23	2		
	3 (Inferior)	20	1		
5	1 (Superior)	12	0		
	2 (Medio)	8	0		
	3 (Inferior)	7	0		
		241	19	INCIDENCIA	7.884

Tabla 17
Información proporcionada para pruebas de la variable Severidad

FICHA PARA DETERMINAR SEVERIDAD DE ROYA								
Finca:	Mirador			Propietario:				
Lote:	I			Fecha de muestreo:	10/12/2022	Hora	18:10	
Muestreador:				Variedad				
% de sombra	54%/46%							
N planta	N rama	Hojas totales	N0	N1	N2	N3	N4	Observaciones
1	1 (Superior)	4	4	0	0	0	0	
	2 (Medio)	4	2	1	1			
	3 (Inferior)	4	4	0	0	0	0	III.1
2	1 (Superior)	4	4	0	0	0	0	III.2/III.3/III.4
	2 (Medio)	4	4	0	0	0	0	III.5/III.6
	3 (Inferior)	4	4	0	0	0	0	III.7
3	1 (Superior)	4	3	1				
	2 (Medio)	4	2	1	1			
	3 (Inferior)	4	0	0	2	2		
4	1 (Superior)	4	4	0	0	0	0	
	2 (Medio)	4	4	0	0	0	0	III.8/III.9
	3 (Inferior)	4	4	0	0	0	0	III.10
5	1 (Superior)	4	4	0	0	0	0	
	2 (Medio)	4	4	0	0	0	0	
	3 (Inferior)	4	4	0	0	0	0	
			51	3	4	2		
5.66666667								

- **Pruebas de lectura de sensores:** Para comprobar el funcionamiento de los sensores enlazados al sistema se monitorea junto con la hora del sistema en la que se recibe el dato registrado, de esta manera se ordena según la parcela a la que pertenece y en la que cada una cuenta con su tabla SQL propia.

Figura 73
Interacción de estación física y datos almacenados en el sistema

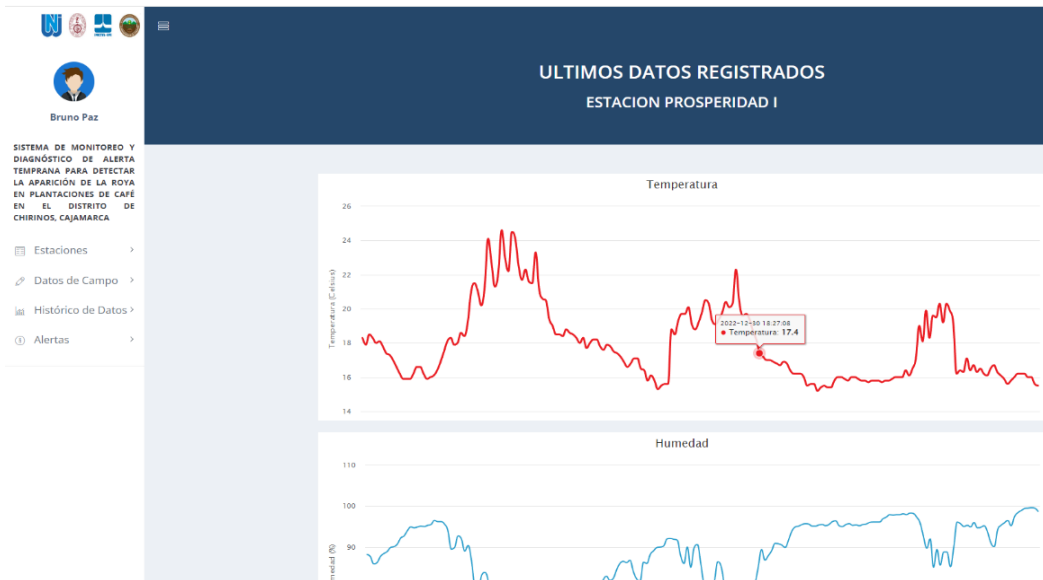


```
MariaDB [pruebasensores]> select * from Sensores Borbon limit 10
-> ;
```

id	temp	hum	luz	tempsuelo	humsuelo	reading_time
520	24.20	93.40	15550.00	26.66	49.14	2022-11-09 15:05:57
521	22.40	97.70	21223.33	24.82	54.33	2022-11-09 15:26:58
522	22.60	99.90	16980.00	25.58	55.76	2022-11-09 15:42:54
523	22.50	99.90	13033.33	24.29	56.78	2022-11-09 16:02:59
524	20.60	97.80	11546.67	22.08	56.40	2022-11-09 16:24:03
525	20.60	97.30	14890.00	22.31	56.71	2022-11-09 16:44:07
526	20.50	98.50	8140.00	21.84	58.77	2022-11-09 17:04:10
527	20.20	99.90	5143.33	22.78	55.69	2022-11-09 17:24:14
528	21.30	97.90	2246.67	21.44	59.70	2022-11-09 17:44:16
529	20.10	99.90	576.67	20.86	63.05	2022-11-09 18:05:23

10 rows in set (0.014 sec)

Figura 74
Visualización en histograma de los últimos datos registrados por sensor



3.3. Validación del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana

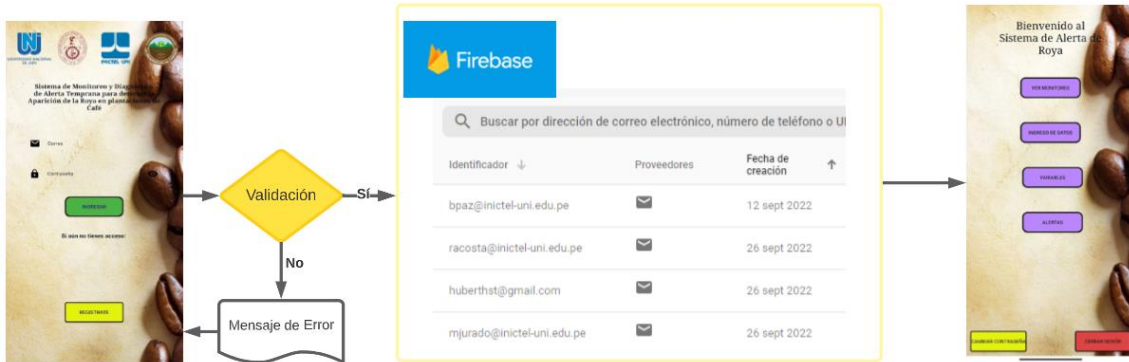
Teniendo formulado el sistema, se procedieron a validar 2 aspectos importantes del mismo: la autenticación de los usuarios y la muestra de las alertas en base a las variables de Incidencia y Severidad.

- **Autenticación del Gestor de Campo:** Apoyados en la BD Firebase se enlazó

con la aplicación móvil realizando primero una validación de campos vacíos, de haber validado los campos rellenos se procede a validar de acuerdo con las direcciones registradas en la BD, para luego permitir el acceso al sistema.

Figura 75

Diagrama de flujo de autenticación de usuario Gestor en el sistema



- **Visualización de Alertas y su clasificación:** Luego del llenado del formulario, se genera automáticamente una alerta en base a los datos ingresados, clasificándolos además por un color y mostrando a que estación/lugar pertenece (Figura 76).

Figura 76

Escala de Medición de Alerta relacionada a la suma de valores obtenidos de la suma entre la Incidencia y Severidad calculada.

Rango	Nivel	Color
[0-50]	Mínimo	Verde
<50-100]	Bajo	Amarillo
<100-150]	Moderado	Anaranjado
<150-200]	Alto	Rojo

Figura 77

Historial de alertas obtenidas por el llenado de los formularios manuales del sistema

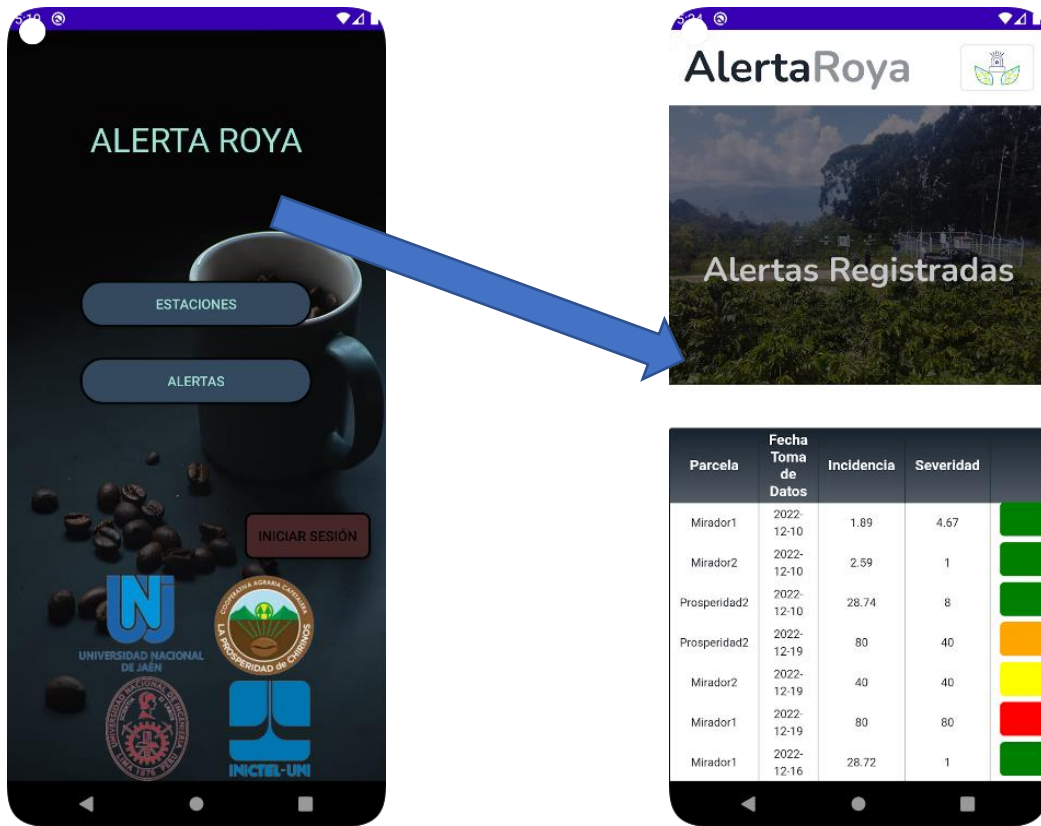


Figura 78

Vista web de las alertas obtenidas, con filtros para la mejor ubicación y manejo de los datos obtenidos



IV. DISCUSIÓN

El café, en la provincia de San Ignacio de la región Cajamarca, es el cultivo de mayor importancia económica (Tirado & Luján, 2022) y se está posicionando como una de las mejores zonas de producción de cafés especiales (ANDINA, 2022). Además, el 80.6% considera que el café es necesario e indispensable en su alimentación (García Caucha, 2017). En este contexto, los socios y/o productores de la Cooperativa Agraria Cafetalera La Prosperidad del Distrito de Chirinos se basan prácticamente en la producción de café que desempeña un papel importante en su economía. Además, que los cultivos de café tienen influencia ecológica y cultural (Delgado & Allende, 2022).

El ecosistema de dicha provincia es ventajoso para el desarrollo del cultivo, el cual, ha soportado una serie de problemas. Así, desde el año 2012 con la presencia de la roya amarilla del cafeto se devastaron varias hectáreas de cafetales no solo a nivel de provincia sino también a nivel nacional; obligó a los productores a buscar alternativas con alguna variedad que presentara resistencia o tolerancia a la misma (Arias Pastor, 2021). Es así, que MINAGRI a partir del año 2017 promueve la renovación de cafetales con enfoque agroforestal, diversificación productiva con adopción y mitigación al cambio climático con la finalidad de mejorar sus ingresos y competitividad, haciendo uso de las semillas de las variedades tolerantes a enfermedades, de mayor productividad y calidad en taza, así podrán finalmente pagar los créditos otorgados para la renovación de sus cafetales (ANDINA, 2018).

La ciencia, tecnología y crecimiento económico y social, son subsistemas con un elevado grado de correlación, por ello los países desarrollados invierten en ciencia y tecnología como estrategia para garantizar un desarrollo sostenible (Bulege, 2008). La incursión de las tecnologías de la información y comunicación (TICs) han generado cambios en la sociedad (Vitor & Andía, 2022), motivo por el cual han pasado a tener un papel protagónico para mediar el desarrollo, siendo su ausencia signo de subdesarrollo (Flores-Cueto et al., 2020). Por tanto, la apropiación social de las TIC en contextos rurales es un desafío para los gobiernos y los agricultores, que requieren de las TIC para fortalecer los procesos de producción y comercialización, a través de proyectos para la inclusión y la alfabetización digital (Molano, 2022). Por ende, este tipo de trabajo multidisciplinario es uno de los pioneros en la provincia de San Ignacio.

El uso de los dispositivos móviles ha crecido exponencialmente, cada vez son más las personas que utilizan los servicios que estos ofrecen (Bravo Casanova, 2018). Sin embargo, las aplicaciones móviles pueden generar un impacto positivo y mejorar la forma de vida de los agricultores, con su apropiación y participación social (Villalobos et al., 2018). Phonegap es la herramienta que ofrece las mejores características y funcionalidades para la implementación de la aplicación, se recomienda utilizar para el desarrollo de la aplicación móvil para controlar el uso inadecuado de agroquímicos con el fin de garantizar la sencillez en el manejo de la aplicación por parte de los agricultores (Haro Santamaría, 2016). También, se ha desarrollado un sistema web de bajo costo que permite monitorear y controlar un invernadero (Mamani et al., 2017). El aporte de los trabajos descritos previamente demuestran que es posible crear aplicaciones web que permiten evaluar cultivos agrícolas (Vásquez-García et al., 2017). La aplicación y la herramienta web fue programada para cada tipo de usuario que podría ser un usuario potencial de las tecnologías empleadas.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

Se han identificado y recolectado datos climáticos, además de características del suelo de los cinco lotes de plantaciones de café en dos parcelas ubicadas en el Distrito de Chirinos del departamento de Cajamarca. Las variables que podrían influir en la aparición de la roya de café han sido consideradas tomando en cuenta la revisión sistemática de la literatura técnica encontrada en investigaciones similares precedentes alojadas en bases de datos Scopus, Ebsco Host y Scielo.

Se implementó el *Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana*, a partir de la realización de las siguientes actividades: Estudio del estado del arte de sensores medioambientales relacionados a la roya, diseño y construcción de cinco estaciones meteorológicas para monitoreo de microclimas en agricultura, pruebas en laboratorio de la funcionalidad de las estaciones meteorológicas, toma fotográfica del estado de las hojas de café y su registro en base de datos, uso de minería de datos para encontrar patrones de comportamiento del avance de la Roya, estudio del estado del arte de sistemas informáticos para sistematizar la colección y el proceso de datos, diseño de la etapa de software para el monitoreo de datos y diagnóstico de alerta temprana (este último como alerta visual), pruebas finales en campo del prototipo del Sistema de Monitoreo y Diagnóstico de Alerta Temprana.

La validación del sistema de monitoreo y diagnóstico de alerta temprana consideró dos aspectos importantes a saber: la autenticación de los usuarios y la presentación visual de las alertas en base al cálculo de las dos variables de salida: Incidencia y Severidad de la roya en las plantas de café.

5.2. Recomendaciones

A las autoridades e investigadores de la UNJ, INICTEL-UNI y la Cooperativa Cafetalera La Prosperidad de Chirinos se recomienda que para futuros estudios el sistema tenga un escalamiento tecnológico, abarcando distintas alturas sobre el nivel del mar, variedades de café, evaluando la planta en cada fase de producción e incluyendo nuevas variables que podrían influir en los valores de incidencia o severidad de la roya de café por un tiempo más tiempo prolongado que permita el estudio sea sostenible.

A los estudiantes de la escuela profesional de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad Nacional de Jaén se les pide considerar el manuscrito como base para futuros trabajos en las diferentes áreas del conocimiento, así como visitar las parcelas de café donde se encuentran las estaciones instaladas para la extracción de datos y para la creación de modelos matemáticos.

A los colegas de las universidades se les recomienda desarrollar equipos multidisciplinarios que permitan plantear soluciones a la problemática de la roya de café que tienen los diferentes actores en el sector agricultura. Por ejemplo, proponer alternativas de mitigación a la enfermedad.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- ANDINA. (2018). *Café: Renuevan 39,314 hectáreas afectadas por la roya amarilla hasta agosto*. <https://andina.pe/agencia/noticia-cafe-renuevan-39314-hectareas-afectadas-por-roya-amarilla-hasta-agosto-726262.aspx>
- ANDINA. (2022). *Taza de Excelencia: El mejor café especial de Perú se cultiva en San Ignacio Cajamarca*. Andina.pe. <https://andina.pe/agencia/noticia-taza-excelencia-mejor-cafe-especial-peru-se-cultiva-san-ignacio-cajamarca-915809.aspx>
- ANIMUS. (s. f.). *Sistema de Alerta temprana a roya en café*. Recuperado 21 de febrero de 2023, de <https://www.fontagro.org/new/proyectos/sistema-de-alerta-temprana-roya-cafe/es>
- Arias Pastor, A. A. (2021). *Efecto de la altitud sobre la calidad del cafeto en la provincia y distrito de San Ignacio, departamento de Cajamarca* [Tesis de licenciatura, Universidad Señor de Sipán]. <http://repositorio.uss.edu.pe//handle/20.500.12802/9026>
- Avelino, J., Cristancho, M., Georgiou, S., Imbach, P., Aguilar, L., Bornemann, G., Läderach, P., Anzueto, F., Hruska, A. J., & Morales, C. (2015). The coffee rust crises in Colombia and Central America (2008–2013): Impacts, plausible causes and proposed solutions. *Food Security*, 7(2), 303-321. <https://doi.org/10.1007/s12571-015-0446-9>
- Avelino, J., Willocquet, L., & Savary, S. (2004). Effects of crop management patterns on coffee rust epidemics. *Plant Pathology*, 53(5), 541-547. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2004.01067.x>
- Avelino, J., Zelaya, H., Merlo, A., Pineda, A., Ordoñez, M., & Savary, S. (2006). The intensity of a coffee rust epidemic is dependent on production situations.

- Bigirimana, J., Njoroge, K., Gahakwa, D., & Phiri, N. A. (2012). Incidence and severity of coffee leaf rust and other coffee pests and diseases in Rwanda. *Afr. J. Agric. Res.*, 7(26), 3847-3852. Scopus.
- Boudrot, A., Pico, J., Merle, I., Granados, E., Vílchez, S., Tixier, P., Filho, E. de M. V., Casanoves, F., Tapia, A., Allinne, C., Rice, R. A., & Avelino, J. (2016). Shade Effects on the Dispersal of Airborne *Hemileia vastatrix* Uredospores. *Phytopathology®*, 106(6), 572-580. <https://doi.org/10.1094/PHTO-02-15-0058-R>
- Bravo Casanova, S. (2018). *Desarrollo de un aplicativo móvil para integrar procesos de estimación de producción en lotes de café* [Tesis de licenciatura, Universidad de Manizales]. <https://ridum.umanizales.edu.co/xmlui/handle/20.500.12746/3686>
- Bulege, W. (2008). Ciencia y Tecnología en el Perú: Una posibilidad para el desarrollo. *Apuntes de Ciencia & Sociedad*. <http://journals.continental.edu.pe/index.php/apuntes/article/view/156>
- Coutin Marie, G. (2007). Métodos para la detección de la variación estacional en Cuba aplicados a la vigilancia en salud. *Revista Cubana de Salud Pública*, 33(1), 0-0. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0864-34662007000100006&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Daba, G., Helsen, K., Berecha, G., Lievens, B., Debela, A., & Honnay, O. (2019). Seasonal and altitudinal differences in coffee leaf rust epidemics on coffee berry disease-resistant varieties in Southwest Ethiopia. *Tropical Plant Pathology*, 44(3), 244-250. Scopus. <https://doi.org/10.1007/s40858-018-0271-8>
- Delgado, L. D. A., & Allende, J. C. (2022). Estimación de la huella ecológica en la producción de café pergamino. Caso de los caficultores de la Cooperativa Agraria

- Cafetalera La Prosperidad de Chirinos. *Revista Campus*, 27(33), Art. 33.
<https://www.aulavirtualusmp.pe/ojs/index.php/rc/article/view/2208>
- Ehrenbergerová, L., Kučera, A., Cienciala, E., Trochta, J., & Volařík, D. (2018). Identifying key factors affecting coffee leaf rust incidence in agroforestry plantations in Peru. *Agroforestry Systems*, 92(6), 1551-1565.
<https://doi.org/10.1007/s10457-017-0101-x>
- Flores-Cueto, J. J., Hernández, R. M., & Garay-Argandoña, R. (2020). Tecnologías de información: Acceso a internet y brecha digital en Perú. *Revista Venezolana de Gerencia*, 25(90), 504-527.
<https://www.redalyc.org/journal/290/29063559007/html/>
- García Caucha, M. (2017). *Investigación de mercado para determinar el consumo de café en la ciudad de San Ignacio, 2017* [Universidad Señor de Sipán].
<http://repositorio.uss.edu.pe/handle/20.500.12802/4601>
- Haro Santamaría, M. B. (2016). *Desarrollo e implementación de una aplicación móvil para controlar el uso de agroquímicos en los cultivos de las comunidades del cantón Guamate, provincia de Chimborazo, Ecuador*. [Bachelor Thesis, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo].
<http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/6284>
- Herath, K., Lanka, S., Campus, T., Ariyathunge, S., Don, H., & Shayamal, N. (2020). Development of a Data Acquisition and Monitoring System Based on MODBUS RTU Communication Protocol. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, June, 433-440. <https://doi.org/10.38124/IJISRT20JUN479>
- Kuang, Y. (2014). Communication Between PLC and Arduino Based on Modbus Protocol. *Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control*, 370-373. <https://doi.org/10.1109/IMCCC.2014.83>

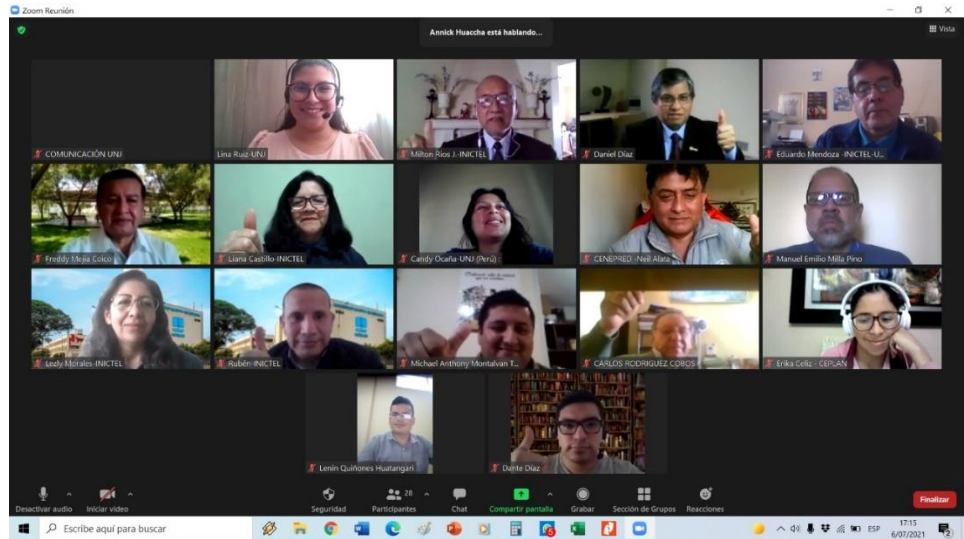
- López-Bravo, D. F., Virginio-Filho, E. de M., & Avelino, J. (2012). Shade is conducive to coffee rust as compared to full sun exposure under standardized fruit load conditions. *Crop Protection*, 38, 21-29.
<https://doi.org/10.1016/j.cropro.2012.03.011>
- Mamani, M., Villalobos, M., Herrera, R., Mamani, M., Villalobos, M., & Herrera, R. (2017). Sistema web de bajo costo para monitorear y controlar un invernadero agrícola. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 25(4), 599-618.
<https://doi.org/10.4067/S0718-33052017000400599>
- McCook, S., & Vandermeer, J. (2015). The Big Rust and the Red Queen: Long-Term Perspectives on Coffee Rust Research. *Phytopathology®*, 105(9), 1164-1173.
<https://doi.org/10.1094/PHYTO-04-15-0085-RVW>
- Molano, A. M. L. (2022). Apropiación social de las TIC y asociaciones agrícolas del sector rural: Revisión sistemática de la literatura 2010-2020. *Texto Livre*, 15.
<https://www.redalyc.org/journal/5771/577170677021/html/>
- Pozza, E. A., Santos, É. R. dos, Gaspar, N. A., Vilela, X. M. de S., Alves, M. de C., & Colares, M. R. N. (2021). Coffee Rust Forecast Systems: Development of a Warning Platform in a Minas Gerais State, Brazil. *Agronomy*, 11(11), Art. 11.
<https://doi.org/10.3390/agronomy11112284>
- PROCACIGA. (s. f.). *Pergamino*. Recuperado 21 de febrero de 2023, de <https://www.redpergamino.net/>
- Rendón-Macías, M. E., Villasís-Keever, M. Á., & Miranda-Novales, M. G. (2016). Estadística descriptiva. *Revista Alergia México*, 63(4), Art. 4.
<https://doi.org/10.29262/ram.v63i4.230>
- Rodrigues, W. N., Tomaz, M. A., Apostólico, M. A., Colodetti, T. V., Martins, L. D., Christo, L. F., Brinate, S. V. B., Jr, W. C. de J., & Amaral, J. F. T. do. (2014). Severity of Leaf Rust and Brown Eyespot in Genotypes of *Coffea arabica* L.

- Cultivated with High Plant Density. *American Journal of Plant Sciences*, 05(25), Art. 25. <https://doi.org/10.4236/ajps.2014.525386>
- Silva, M. do C., Várzea, V., Guerra-Guimarães, L., Azinheira, H. G., Fernandez, D., Petitot, A.-S., Bertrand, B., Lashermes, P., & Nicole, M. (2006). Coffee resistance to the main diseases: Leaf rust and coffee berry disease. *Brazilian Journal of Plant Physiology*, 18, 119-147. <https://doi.org/10.1590/S1677-04202006000100010>
- Talhinhas, P., Batista, D., Diniz, I., Vieira, A., Silva, D. N., Loureiro, A., Tavares, S., Pereira, A. P., Azinheira, H. G., Guerra-Guimarães, L., Várzea, V., & Silva, M. do C. (2017). The coffee leaf rust pathogen *Hemileia vastatrix*: One and a half centuries around the tropics. *Molecular Plant Pathology*, 18(8), 1039-1051. <https://doi.org/10.1111/mpp.12512>
- Tirado, J., & Luján, M. (2022). Hongos potencialmente ocratoxigénicos aislados de granos de café pergamino, oro verde y tostado en Jaén y San Ignacio, Cajamarca. *Revista Científica Dékamu Agropec*, 3(2), Art. 2. <https://doi.org/10.55996/dekamuagropec.v3i2.94>
- Toniutti, L., Breitler, J.-C., Etienne, H., Campa, C., Doulebeau, S., Urban, L., Lambot, C., Pinilla, J.-C. H., & Bertrand, B. (2017). Influence of Environmental Conditions and Genetic Background of Arabica Coffee (*C. arabica* L) on Leaf Rust (*Hemileia vastatrix*) Pathogenesis. *Frontiers in Plant Science*, 8. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpls.2017.02025>
- Vásquez-García, A., Sangerman-Jarquín, D. M., Reyes Muro, L., Vásquez-García, A., Sangerman-Jarquín, D. M., & Reyes Muro, L. (2017). Desarrollo de una aplicación web para evaluar cultivos agrícolas a través del método de la MAP. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 8(8), 1813-1825. <https://doi.org/10.29312/remexca.v8i8.704>

- Villalobos, G. M., Méndez, D. F., & Osorio, N. B. (2018). Desarrollo de un sistema web y móvil para la gestión de cultivos agrícolas *. *Trilogía Ciencia Tecnología Sociedad*, 10(18), 151-166.
<https://www.redalyc.org/journal/5343/534367758010/html/>
- Vitor, C. M., & Andía, M. D. S. (2022). Prioridad del estado es mejorar las TIC para la educación de calidad en el Perú. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(2), Art. 2. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i2.1871

ANEXOS

Anexo 1: Evento de lanzamiento y cierre del proyecto



Evento de lanzamiento del proyecto de investigación ante la comunidad universitaria y sociedad



Evento de cierre del proyecto de investigación ante la comunidad universitaria y sociedad

Anexo 2: Visitas al distrito de chirinos y la cooperativa



Estación meteorológica instalada por Senamhi



Parcelas de café atacadas con enfermedades

Review

Detection of Rust Emergence in Coffee Plantations using Data Mining: A Systematic Review

¹Lenin Quiñones Huatangari, ¹Candy Lisbeth Ocaña Zúñiga, ¹Annick Estefany Huaccha Castillo, ²Rubén Eusebio Acosta Jacinto, ¹Manuel Emilio Milla Pino, ²Milton Ríos Julcapoma, ²Ricardo Yauri Rodríguez, ²Eduardo Mendoza Villaizán and ³Aladino Pérez Cabrera

¹Institute of Data Science, National University of Jaen, Peru

²National Institute for Telecommunications Research and Training, National University of Engineering, Peru

³Department of Agriculture, Cooperativa Agraria Cafetalera La Prosperidad de Chirinos, Chirinos, Peru

Article history

Received: 06-10-2021

Revised: 26-02-2022

Accepted: 09-03-2022

Corresponding Author:

Lenin Quiñones Huatangari
Institute of Data Science,
National University of Jaen,
Peru
Email: lenin.quinones@unj.edu.pe

Abstract: *Hemileia vastatrix* is a fungus that causes coffee rust disease and, depending on the level of severity, reduces the photosynthetic capacity of the plant and of new shoots, leading to low coffee yields and even death; its symptoms are visible on the leaf. Systems based on computer algorithms have been developed to predict diseases and pests in coffee. The objective of the manuscript was to analyse the detection of rust occurrence in coffee plantations, through field determinations of climatological, agronomic and crop management variables using data mining algorithms. A systematic review of studies published from 2001 to 2021 was carried out in the Scopus, Ebsco Host and Scielo databases, considering as an inclusion criterion the works that used experimental design in data collection. The studies included in this review were 22, 64% of which came from the top two coffee-producing countries in Latin America (Brazil and Colombia); the analysis of these studies revealed that the input variables were climatic, soil fertility properties, management and physical properties of the crops. In addition, they used supervised (decision tree, artificial neural networks, multiple linear regression, among others) and unsupervised (clustering) algorithms, with the support of experts in the study of the fungus and used statistics such as coefficient of determination, root mean square error, among others, to validate the proposals. Overall, this systematic review provides evidence of the effectiveness of data mining algorithms implemented to detect the occurrence of rust in coffee plantations.

Keywords: Plant Product, Simulation Model, Statistical Inference, Statistical Inference, *Hemileia Vastatrix*

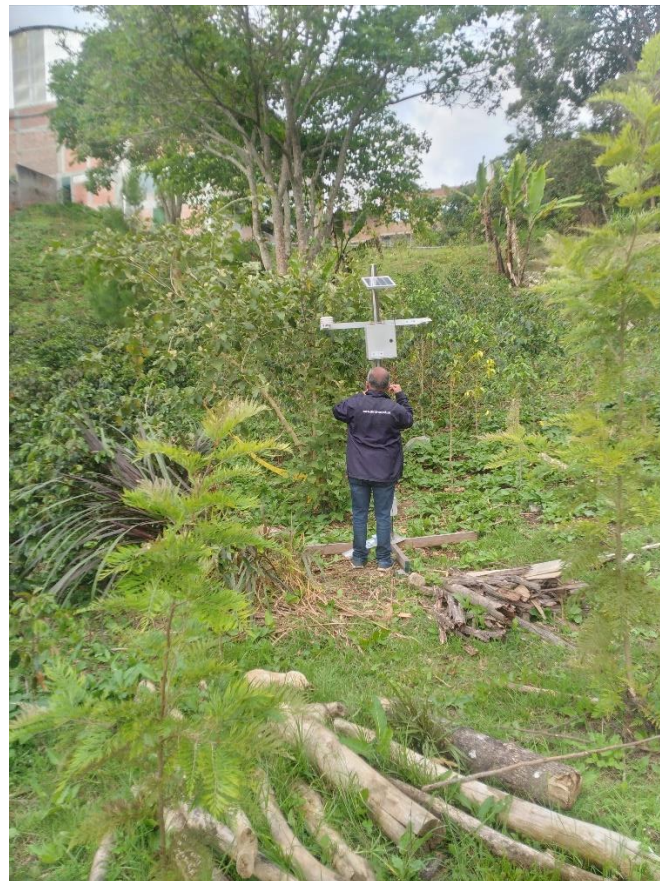
Introduction

Coffee is the second most traded commodity in the world after oil (Yosa and Regalado, 2021). Coffee production and quality are strongly affected by diseases and pests, the intensity of which depends on climatic conditions (Verhage *et al.*, 2017); (Harvey *et al.*, 2018). Destructive disease and causes a 40-50% decrease in crop yields (Hernández *et al.*, 2021); (Cressey, 2013). It infects coffee leaves through the stomata and subsequently world after oil (Yosa and Regalado, 2021). Coffee develops inside the tissue, its effect generates the production and quality are strongly affected by diseases appearance of orange circles and causes defoliation of

coffee trees, leading to low coffee yields and even plant conditions (Verhage *et al.*, 2017); (Harvey *et al.*, 2018); death (Hernández *et al.*, 2021). Likewise, climate change *Hemileia vastatrix* is the most economically important influences the proliferation of coffee rust, due to fungus in Arabica coffee production, severely affecting alterations in weather patterns which tend to increase the several countries in Latin America and the Caribbean incidence, severity and vulnerability of the crop to other during the last decade. It is considered the most diseases (Chakraborty and Newton, 2011); (Alvarado-Huamán *et al.*, 2020).

Agriculture faces challenges in maximising yields, including inadequate soil treatments, disease

Anexo 4: Instalación en campo las estaciones meteorológicas



Anexo 5: Algoritmos para determinar incidencia y severidad en roya

Algoritmo 1.- Determinar la tasa de incidencia de roya (TIR), porcentaje de incidencia de roya (PIR).

<p>Entrada: Lote, cámara fotográfica, ficha de recolección</p> <p>Salida: TIR, PIR</p> <p>Inicio</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Identificar cinco plantas del lote. 2. Elegir un café. 3. Escoger la rama con mayor follaje para cada nivel (alto, medio, bajo). 4. Contar las hojas de las ramas seleccionadas. 5. Contar las hojas infectadas por roya y evaluar si alguna de las hojas está infectada por roya. 6. Repetir los pasos 2, 3, 4 y 5 para cada árbol del lote hasta completar cinco. 7. Finalizados los pasos de 2 al 6, se suman las hojas de los cafetos seleccionados (<i>LCT</i>). 8. Finalizados los pasos de 2 al 6, sumar hojas infectadas por la roya (<i>ILR</i>) y sumar el total de plantas enfermas (<i>TPE</i>). 9. Calcular, la tasa de incidencia de roya (<i>TIR</i>) mediante ecuación (1) y calcular, el porcentaje de incidencia de roya (<i>PIR</i>) mediante ecuación (2): <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td style="text-align: center;">$TIR = \frac{ILR}{LCT} \times 100$</td> <td style="text-align: right;">(1)</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">$PIR = \frac{TPE}{5} \times 100$</td> <td style="text-align: right;">(2)</td> </tr> </table> <p>Fin</p>	$TIR = \frac{ILR}{LCT} \times 100$	(1)	$PIR = \frac{TPE}{5} \times 100$	(2)
$TIR = \frac{ILR}{LCT} \times 100$	(1)			
$PIR = \frac{TPE}{5} \times 100$	(2)			

Algoritmo 2.- Determinar la severidad de roya (SR)

<p>Entrada: Lote, cámara fotográfica, ficha de recolección</p> <p>Salida: Severidad de roya (SR)</p> <p>Inicio</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Identificar cinco plantas del lote. 2. Elegir un café. 3. Escoger la rama con mayor follaje para cada nivel (alto, medio, bajo). 4. Calcular la severidad en cada hoja (<u>leaf doctor</u>). 5. Repetir los pasos 2, 3 y 4 para cada árbol del lote hasta completar cinco. 6. Finalizados los pasos de 2 al 5, determinar la severidad de roya $SEV = \frac{N0 * 0 + N1 * 1 + N2 * 2 + N3 * 3 + N4 * 4}{N * 5} \times 100 \quad (3)$ <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <thead> <tr> <th>Grado o Calificación</th> <th>Descripción</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>Sano o sin síntomas visibles</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>Síntomas visibles llegando de 1 a 5% del área total sana</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>Las manchas empiezan a unirse, llegando a ocupar del 6 al 20% del área sana</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>Las hojas comienzan a necrosarse de manera muy notoria, afectando del 21 al 50% del área sana</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>Mayor al 50 del área foliar se encuentra afectada</td> </tr> </tbody> </table> <p>(SENASA, 2012).</p> <p>Fin</p>	Grado o Calificación	Descripción	0	Sano o sin síntomas visibles	1	Síntomas visibles llegando de 1 a 5% del área total sana	2	Las manchas empiezan a unirse, llegando a ocupar del 6 al 20% del área sana	3	Las hojas comienzan a necrosarse de manera muy notoria, afectando del 21 al 50% del área sana	4	Mayor al 50 del área foliar se encuentra afectada
Grado o Calificación	Descripción											
0	Sano o sin síntomas visibles											
1	Síntomas visibles llegando de 1 a 5% del área total sana											
2	Las manchas empiezan a unirse, llegando a ocupar del 6 al 20% del área sana											
3	Las hojas comienzan a necrosarse de manera muy notoria, afectando del 21 al 50% del área sana											
4	Mayor al 50 del área foliar se encuentra afectada											

FICHA PARA DETERMINAR INCIDENCIA DE ROYA

Finca: _____ Propietario: _____
 Lote: _____ Fecha muestreo: _____
 Muestreador: _____

Nº planta	Nº rama	Hojas totales	Hojas con roya
1	1 (Superior)		
	2 (Medio)		
	3 (Inferior)		
2	1 (Superior)		
	2 (Medio)		
	3 (Inferior)		
3	1 (Superior)		
	2 (Medio)		
	3 (Inferior)		
4	1 (Superior)		
	2 (Medio)		
	3 (Inferior)		
5	1 (Superior)		
	2 (Medio)		
	3 (Inferior)		
Total			
Incidencia			

FICHA PARA DETERMINAR SEVERIDAD DE ROYA

Finca: _____ Propietario: _____
 Lote: _____ Fecha muestreo: _____
 Muestreador: _____

Nº planta	Nº rama	Hojas totales	N0	N1	N2	N3	N4
1	1 (Superior)	4					
	2 (Medio)	4					
	3 (Inferior)	4					
2	1 (Superior)	4					
	2 (Medio)	4					
	3 (Inferior)	4					
3	1 (Superior)	4					
	2 (Medio)	4					
	3 (Inferior)	4					
4	1 (Superior)	4					
	2 (Medio)	4					
	3 (Inferior)	4					
5	1 (Superior)	4					
	2 (Medio)	4					
	3 (Inferior)	4					
Total		60					
Severidad							

Anexo 6: Obtención de información para la base de datos



Anexo 7: Bases de datos obtenidas

Dia	Mes	Variedad	Lote	Altura	Densidad	Distancia_plantas	Separacion_surcos	Sombra_porc	Incidencia	Severidad	Severidad %
12	Noviembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	6.63	0.03	3.00
12	Noviembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	28.05	0.0667	6.67
12	Noviembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	2.99	0.013	1.30
12	Noviembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	15.19	0.047	4.70
12	Noviembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	2.29	0.007	0.70
19	Noviembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	5.1	0.013	1.33
19	Noviembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	21.43	0.007	0.67
19	Noviembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	0.77	0.003	0.33
19	Noviembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	2.35	0.060	6.00
19	Noviembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	1.05	0.010	1.00
26	Noviembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	6.58	0.013	1.33
26	Noviembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	18.68	0.043	4.33
26	Noviembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	0	0.000	0.00
26	Noviembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	2.45	0.013	1.33
26	Noviembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	0.54	0.003	0.33
4	Diciembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	8.52	0.010	1.00
4	Diciembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	23.6	0.010	1.00
4	Diciembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	9.56	0.027	2.67
4	Diciembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	3.51	0.069	6.90
4	Diciembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	5.05	0.030	3.00
10	Diciembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	7.88	0.033	3.30
10	Diciembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	28.74	0.067	6.70
10	Diciembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	2.33	0.01	1.00

10	Diciembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	1.89	0.05	5.00
10	Diciembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	2.59	0.007	0.70
16	Diciembre	Bourbon	Prosperidad_I	1777	5000	0.8	2.5	54	9.524	0.037	3.70
16	Diciembre	Caturra	Prosperidad_II	1756	5000	1	2	72	28.72	0.06	6.00
16	Diciembre	Paches	Prosperidad_III	1752	3345	1.3	2.3	74	11.63	0.01	1.00
16	Diciembre	Catimor	Mirador_I	1613	4000	1	2.5	66	0.64	0	0.00
16	Diciembre	Geisha	Mirador_II	1599	5128	1.3	1.5	62	3.57	0.007	0.70

Anexo 8: Resultados en el software Google Colab para estadística inferencial

```

[1] import pandas as pd
[2] File = pd.ExcelFile('Data_python.xlsx')
[3] print(File.sheet_names)
['Hoja1']
[4] df=File.parse('Hoja1')
[5] print(df)

```

	Lote	Incidencia	Severidad	Severidad %
0	Prosperidad_I	6.630	0.030000	3.000000
1	Prosperidad_II	28.050	0.066700	6.670000
2	Prosperidad_III	2.990	0.013000	1.300000
3	Mirador_I	15.190	0.047000	4.700000
4	Mirador_II	2.290	0.007000	0.700000
5	Prosperidad_I	5.100	0.013333	1.333333
6	Prosperidad_II	21.430	0.006667	0.666667
7	Prosperidad_III	0.770	0.003333	0.333333
8	Mirador_I	2.350	0.000000	6.000000
9	Mirador_II	1.050	0.010000	1.000000
10	Prosperidad_I	6.580	0.013333	1.333333
11	Prosperidad_II	18.680	0.043333	4.333333
12	Prosperidad_III	0.000	0.000000	0.000000
13	Mirador_I	2.450	0.013333	1.333333
14	Mirador_II	0.540	0.003333	0.333333

```

[5]
21 Prosperidad_II 28.736 0.067000 6.700000
22 Prosperidad_III 2.334 0.010000 1.000000
23 Mirador_I 1.887 0.050000 5.000000
24 Mirador_II 2.591 0.007000 0.700000
25 Prosperidad_I 9.524 0.037000 3.700000
26 Prosperidad_II 28.723 0.000000 6.000000
27 Prosperidad_III 11.628 0.010000 1.000000
28 Mirador_I 0.641 0.000000 0.000000
29 Mirador_II 3.571 0.007000 0.700000

```

```

df.describe()

```

	Incidencia	Severidad	Severidad %
count	30.000000	30.000000	30.000000
mean	8.728633	0.025233	2.523330
std	9.111395	0.022564	2.256366
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	2.338000	0.007750	0.775000
50%	5.075000	0.013333	1.333333
75%	11.111000	0.041750	4.175000
max	28.736000	0.068966	6.896552

colab.research.google.com/drive/1cwHfrarMh0VpHr-NeIFvPCqhbGKYMajd#scrollTo=gizMETLbIOS

DescriptivaRoya.ipynb

Archivos

- sample_data
- Data_python.xlsx

```

# Libraries
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# Make a random dataset:
Incid = df.Incidencia
Parc = df.Lote
y_pos = np.arange(len(Parc))
# Create bars
plt.bar(y_pos, Incid)
# Create names on the x-axis
plt.xticks(y_pos, Parc)
# Show graphic
plt.show()

```

Disco 83.34 GB de espacio disponible

0 s completado a las 9:13

descarga.png

Mostrar todo

colab.research.google.com/drive/1cwHfrarMh0VpHr-NeIFvPCqhbGKYMajd#scrollTo=18Pyk1chfITV

DescriptivaRoya.ipynb

Archivos

- sample_data
- Data_python.xlsx

```

# Libraries
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# Make a random dataset:
Sever = df.SevPorc
Parc = df.Lote
y_pos = np.arange(len(Parc))
# Create bars
plt.bar(y_pos, Sever)
# Create names on the x-axis
plt.xticks(y_pos, Parc)
# Show graphic
plt.show()

```

Disco 83.34 GB de espacio disponible

0 s completado a las 9:32

Anexo 9: Resultados en el software Weka para incidencia

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier: Choose MSP-M 4.0 -num-decimal-places 4

Test options: Use training set, Supplied test set, Cross-validation Folds 10, Percentage split % 66

(Num) Incidencia

Result list (right-click for options): 223921 - functions.SMOreg, 224012 - lazylibk, 224027 - lazyLWL, 224108 - rules.DecisionTable, 224117 - rules.MRrules, 224148 - rules.ZeroR, 224159 - trees.DecisionStump, 224247 - trees.MSP

Classifier output:

```

varianza
Lote
Altura
Densidad
Distancia_plantae
Separacion_sucooe
Sombra_porc
Incidencia
Severidad %
Test mode: 10-fold cross-validation
=== Classifier model (full training set) ===
Linear Regression Model
Incidencia =
  5.4873 * Variada@Bourbon,Catarru +
  5.4873 * Lote@Properidad_I,Properidad_II +
  0.0045 * Densidad +
  0.8532 * Sombra_porc +
  1.011 * Severidad % +
  -74.5387
Time taken to build model: 0.05 seconds
=== Cross-validation ===
=== Summary ===
Correlation coefficient      0.8714
Mean absolute error         3.3751
Root mean squared error     4.4818
Relative absolute error     45.4791 %
Root relative squared error  40.572 %
Total Number of Instances   30
  
```

Status: OK

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier: Choose MSP-M 4.0 -num-decimal-places 4

Test options: Use training set, Supplied test set, Cross-validation Folds 10, Percentage split % 66

(Num) Incidencia

Result list (right-click for options): 223422 - functions.LinearRegression, 223921 - functions.SMOreg, 224012 - lazylibk, 224027 - lazyLWL, 224108 - rules.DecisionTable, 224117 - rules.MRrules, 224148 - rules.ZeroR, 224159 - trees.DecisionStump, 224247 - trees.MSP

Classifier output:

```

- 0.0051 * (normalized) Dia
+ 0.0973 * (normalized) Mes@Diciembre
+ 0.0347 * (normalized) Variada@Bourbon
+ 0.2245 * (normalized) Variada@Catarru
- 0.0477 * (normalized) Variada@Sucooe
- 0.0008 * (normalized) Variada@Catinor
- 0.0613 * (normalized) Variada@Geisha
- 0.0247 * (normalized) Lote@Properidad_I
+ 0.2245 * (normalized) Lote@Properidad_II
- 0.0477 * (normalized) Lote@Properidad_III
- 0.0808 * (normalized) Lote@Mirador_I
- 0.0803 * (normalized) Lote@Mirador_II
+ 0.116 * (normalized) Altura
+ 0.0852 * (normalized) Densidad
- 0.0515 * (normalized) Distancia_plantae
- 0.0414 * (normalized) Separacion_sucooe
+ 0.0014 * (normalized) Sombra_porc
+ 0.1727 * (normalized) Severidad %
+ 0.0715
Number of kernel evaluations: 465 (98.715% cached)
Time taken to build model: 0.02 seconds
=== Cross-validation ===
=== Summary ===
Correlation coefficient      0.8903
Mean absolute error         2.9146
Root mean squared error     4.2945
Relative absolute error     39.2762 %
Root relative squared error  45.4596 %
Total Number of Instances   30
  
```

Status: OK

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier: Choose MSP-M 4.0 -num-decimal-places 4

Test options: Use training set, Supplied test set, Cross-validation Folds 10, Percentage split % 66

(Num) Incidencia

Result list (right-click for options): 223422 - functions.LinearRegression, 223921 - functions.SMOreg, 224012 - lazylibk, 224027 - lazyLWL, 224108 - rules.DecisionTable, 224117 - rules.MRrules, 224148 - rules.ZeroR, 224159 - trees.DecisionStump, 224247 - trees.MSP

Classifier output:

```

varianza
Distancia_plantae
Separacion_sucooe
Sombra_porc
Incidencia
Severidad %
Test mode: 10-fold cross-validation
=== Classifier model (full training set) ===
Sf pruned model rules
(using smoothed linear models):
Number of Rules : 1
Rule: 1
Incidencia =
  -0.1676 * Dia
  + 3.4342 * Variada@Bourbon,Catarru
  + 16.3747 * Variada@Catarru
  + 0.5754 * Severidad %
  + 5.0585 [30/34.6624]
Time taken to build model: 0.01 seconds
=== Cross-validation ===
=== Summary ===
Correlation coefficient      0.8794
Mean absolute error         3.0744
Root mean squared error     4.4007
Relative absolute error     41.4263 %
Root relative squared error  37.9815 %
Total Number of Instances   30
  
```

Status: OK

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier: Choose **MSP_M 4.0 -num-decimal-places 4**

Test options

- Use training set
- Supplied test set
- Cross-validation Folds: 10
- Percentage split %: 66
-

(Num) Incidencia

Start Stop

Result list (right-click for options)

- 223422 - functions.LinearRegression
- 223921 - functions.SMOreg
- 224012 - lazyJk
- 224027 - lazyLWL
- 224108 - rules.DecisionTable
- 224117 - rules.M5Rules
- 224148 - rules.ZeroR
- 224159 - trees.DecisionStump
- 224247 - trees.MSP

Classifier output

```

Instances: 30
Attributes: 11
Dia
Dia
Mes
Variada
Lote
Altura
Densidad
Distancia_plantas
Separacion_surcos
Sombra_porc
Incidencia
Severidad %

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

Decision Stump

Classifications

Variedad = Caturra : 24.07
Variedad != Caturra : 4.693083333333333
Variedad is missing : 8.728466666666666

Time taken to build model: 0 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient      0.8856
Mean absolute error         3.5248
Root mean squared error     4.1631
Relative absolute error     47.4959 %
Root relative squared error  45.1167 %
Total Number of Instances   30
  
```

Status OK

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier: Choose **MSP_M 4.0 -num-decimal-places 4**

Test options

- Use training set
- Supplied test set
- Cross-validation Folds: 10
- Percentage split %: 66
-

(Num) Incidencia

Start Stop

Result list (right-click for options)

- 223422 - functions.LinearRegression
- 223921 - functions.SMOreg
- 224012 - lazyJk
- 224027 - lazyLWL
- 224108 - rules.DecisionTable
- 224117 - rules.M5Rules
- 224148 - rules.ZeroR
- 224159 - trees.DecisionStump
- 224247 - trees.MSP

Classifier output

```

=====
tree
  Altura
  Densidad
  Distancia_plantas
  Separacion_surcos
  Sombra_porc
  Incidencia
  Severidad %

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

M5 pruned model: tree:
(using smoothed linear models)
GSI (30/74.628)

M num: 1
Incidencia =
  -0.1676 * Dia
  + 3.4342 * Variada#Dousbon,Caturra
  - 16.3747 * Variada#Caturra
  + 0.2754 * Severidad %
  + 5.0585

Number of Rules : 1

Time taken to build model: 0 seconds

=== Cross-validation ===
=== Summary ===

Correlation coefficient      0.8796
Mean absolute error         3.0744
Root mean squared error     4.4087
Relative absolute error     41.4263 %
Root relative squared error  47.7018 %
Total Number of Instances   30
  
```

Status OK