

Sistema de soporte a la toma de decisiones para la prevención de brote de antracnosis en un cultivo de tomate



Trabajo de grado

Yeison Andrés Urrea Chaves

Director: Mg. Fulvio Yesid Vivas Cantero

Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Departamento de Telemática
Línea de investigación en sistemas embebidos
Popayán, Junio de 2018

Tabla de contenido

Tabla de contenido.....	2
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	7
1.1. Planteamiento del problema.....	7
1.2. Justificación.....	8
1.3. Objetivos	8
1.3.1. Objetivo General.....	8
1.3.2. Objetivos Específicos	9
1.4. Contribuciones	9
1.5. Estructura de la monografía	9
CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE	10
2.1. Conceptos y definiciones fundamentales.....	10
2.1.1. Agricultura de precisión	10
2.1.2. Sistemas de soporte a la toma de decisiones – Decision Support System (DSS)	10
2.1.3. Aprendizaje supervisado	11
2.1.4. Tomate o jitomate (<i>Lycopersicon esculentum</i>)	11
2.1.5. Antracnosis (<i>Colletotrichum gloeosporioides</i>).....	12
2.2. Trabajos relacionados.....	12
2.2.1. Agricultura de Precisión.....	12
2.2.2. DSS.....	12
2.2.3. Antracnosis.....	13
2.2.4. Tomate.....	15
2.2.5. Brechas existentes	17
2.3. Resumen.....	19
CAPÍTULO 3. MODELADO DE LA ANTRACNOSIS EN TOMATE	20
3.1. Algoritmos de aprendizaje supervisado	20
3.1.1. Árboles de decisión - Decision Tree (DT)	20
3.1.2. Redes Bayesianas – Bayesian Networks (BN).....	21

3.2.	Selección del algoritmo de aprendizaje supervisado	23
3.2.1.	Comprensión del negocio	23
3.2.2.	Comprensión de los datos	24
3.2.3.	Preparación de los datos	24
3.2.4.	Modelado	25
3.2.5.	Evaluación	25
3.3.	Detección de Alertas y Recomendaciones	28
3.3.1.	Generación de Alertas	28
3.3.2.	Generación de Recomendaciones	30
3.4.	Resumen	32
CAPÍTULO 4. ARQUITECTURA PARA EL DSS ANTRACNOSIS EN TOMATE		33
4.1.	Vista conceptual	33
4.1.1.	Requisitos funcionales	33
4.1.2.	Requisitos no funcionales	33
4.2.	Vista módulos o estática	33
4.2.1.	Capa de datos	34
4.2.2.	Capa de modelos	34
4.2.3.	Capa de presentación	34
4.2.4.	Capa de Almacenamiento	34
4.2.5.	Capa Comunicación	35
4.3.	Vista ejecución o funcional	35
4.4.	Vista dinámica	36
4.4.1.	Interacción NODO – PROCESADOR CENTRAL – USUARIO	37
4.4.2.	Interacción USUARIO – PROCESADOR CENTRAL – NODO	37
4.5.	Resumen	38
CAPÍTULO 5. IMPLEMENTACIÓN DE LA ARQUITECTURA		39
5.1.	Desarrollo hardware	40
5.1.1.	Selección de componentes	40
5.1.2.	Diseño esquemático y circuito PCB	42
5.1.3.	Diseño Final del Nodo	43
5.2.	Desarrollo Software	44

5.2.1. Base de Datos	44
5.2.2. Detección de alertas y recomendaciones	45
5.2.3 Interfaz de Usuario	47
5.3. Resumen.....	50
CAPÍTULO 6. PRUEBAS Y RESULTADOS.....	51
6.1. Preparación del caso de estudio.....	51
6.2. Resultados.....	55
6.3. Resumen.....	56
CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO	57
7.1. Conclusiones	57
7.2. Trabajo futuro.....	58
REFERENCIAS.....	59
ANEXOS	63
ANEXO A. CODIGO FUENTE CAPTURA Y ENVÍO DE DATOS.....	64
ANEXO B. CODIGO FUENTE CLASIFICACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATOS.	65
ANEXO C. CODIGO FUENTE DETECCIÓN DE ALERTAS.....	68
ANEXO D. ARTICULO APROVADO EN COLCOM2018.....	72

Listado de Figuras

Figura 1. Clasificación de antracnosis usando arboles de decisión.	21
Figura 2. Clasificación de antracnosis usando Naive Bayes.	22
Figura 3. Árbol de decisión algoritmo J48.	27
Figura 4. Composición de la Alerta	29
Figura 5. Arquitectura (Vista módulos).	34
Figura 6. Diagrama de secuencia – Captura y clasificación de datos.	37
Figura 7. Diagrama de secuencia – Visualizar alertas y recomendaciones.	38
Figura 8. Diagrama de secuencia - Tx en tiempo real.	38
Figura 9. Partes del prototipo.	39
Figura 10. Componentes del nodo.	39
Figura 11. Componentes del Procesador Central.	40
Figura 12. Esquemático Nodo sensor y Procesador central.	42
Figura 13. Tarjeta PCB del nodo sensor.	43
Figura 14. Nodo ensamblado.	44
Figura 15. Nodo ensamblado protegido.	44
Figura 16. Tabla Nivel Antracnosis.	45
Figura 17. Datos recolectados de la Tabla Nivel Antracnosis.	45
Figura 18. Diagrama de flujo detección de alertas	47
Figura 19. Ventana principal de la interfaz de usuario	48
Figura 20. Grafica de la temperatura.	48
Figura 21. Grafica de la humedad relativa.	49
Figura 22. Gráfica del nivel de antracnosis.	50
Figura 23. Germinación de semillas.	51
Figura 24. Plantas en almácigo para trasplante.	52
Figura 25. Plantas sembradas en los invernaderos.	52
Figura 26. Despliegue del DSSAT (Caso 1).	53
Figura 27. Floración de plantas.	54
Figura 28. Frutos pequeños.	54
Figura 29. Frutos medianos verdes.	54
Figura 30. Frutos maduros.	54
Figura 31. Emisión de una alerta.	55

Listado de Tablas

Tabla 1. Datos agroclimáticos de la antracnosis.	15
Tabla 2. Datos agroclimáticos del tomate.	17
Tabla 3. Brechas y aportes de los trabajos relacionados.	19
Tabla 4. Datos de entrenamiento para prevención de antracnosis	20
Tabla 5. Variables del conjunto de datos	24
Tabla 6. Resultados prueba de algoritmos.	26
Tabla 7. Matriz de confusión. Árbol de decisión.	27
Tabla 8. Medidas de evaluación. Árbol de decisión.	28
Tabla 9. Recomendaciones generadas por el sistema.	32
Tabla 10. Características sensores de temperatura.	40
Tabla 11. Características sensores de humedad relativa.	41
Tabla 12. Características Tarjetas.	41
Tabla 13. Resultados del conteo manual de frutos con antracnosis.	55

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Este capítulo presenta el planteamiento del problema, la pregunta de investigación y la hipótesis que será el eje principal sobre el cual se desarrollará todo el documento. De igual manera, el capítulo muestra la justificación de este trabajo de investigación, los objetivos, las contribuciones y la estructura del documento.

1.1. Planteamiento del problema

La Antracnosis en cultivos de tomate (*Lycopersicum esculentum*) es una enfermedad causada por el hongo *Colletotrichum gloeosporioides* que ataca los tejidos débiles (hojas, tallos y frutos) [1]. El hongo ataca el cultivo de tomate más severamente en época de floración y fructificación con humedades relativas mayor a 90% y temperaturas promedio entre 27°C y 32°C [2]. La enfermedad en el fruto produce hendiduras de forma circular, de color oscuro y aspecto de pudrición, generando pérdidas económicas por la baja comercialización del fruto [3]. Una solución para combatir la enfermedad es la aplicación de fungicidas de alta toxicidad, pero perjudica la salud de cultivadores y consumidores [4]. Otra posible solución es prevenir la enfermedad antes de su aparición y en etapas tempranas mediante mecanismos de monitorización y gestión de cultivos que busquen aumentar la producción del tomate, mejorar la calidad del fruto y evitar la aplicación de fungicidas. Es importante mencionar que el cultivo se realiza bajo un invernadero el cual lo protege de la lluvia extrema y el exceso de luz solar. Además, los invernaderos tienen la propiedad de poseer un microclima, el cual puede ser controlado mediante algunas técnicas como se explica en la sección 3.3.2.

En relación con mecanismos de monitorización y gestión de cultivos agrícolas se tiene la agricultura de precisión y los sistemas de Soporte para la toma de decisiones. La agricultura de precisión está enfocada en mejorar el uso de los recursos agrícolas con el propósito de hacer una gestión eficiente de los cultivos. Este mecanismo se compone de tres fases: la recolección de datos de los cultivos, el procesamiento de la información recolectada, y la toma de decisiones sobre la información procesada [5]. En esta última fase, los sistemas de soporte para la toma de decisiones (*Decision Support System - DSS*) procesan datos históricos de condiciones agroclimáticas de un cultivo para inferir reglas de clasificación y comportamientos del cultivo [6]. La inferencia de reglas usa un modelo de aprendizaje automático (*Machine Learning – ML*) basado en algoritmos de aprendizaje supervisado [7].

Pregunta de investigación

Debido al anterior planteamiento del problema, este proyecto pretende resolver la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo minimizar el brote de antracnosis en un cultivo de tomate utilizando tecnologías de agricultura de precisión?

Hipótesis

La hipótesis planteada para el trabajo y con la cual se pretende responder a la pregunta de investigación es: La implementación de un sistema de soporte a la toma de decisiones en torno a la humedad relativa y temperatura en la planta y otros factores influyentes en el cultivo de tomate puede prevenir el desarrollo de la antracnosis.

1.2. Justificación

En la literatura, los trabajos [8] [9] [10] [11] [12] [13] [14] [15] han utilizado la tecnología de agricultura de precisión para gestionar cultivos agrícolas. Los sensores desplegados en los cultivos capturan y visualizan datos agroclimáticos. Sin embargo, en estos trabajos la falta de una fase de procesamiento de datos y una toma de decisión impiden generar alertas y recomendaciones sobre los cultivos. Por lo tanto, la presencia de condiciones favorables para la aparición de enfermedades (antracnosis en tomate) es ignorada.

En este trabajo, proponemos un DSS para prevenir el desarrollo de la Antracnosis en cultivos de tomate (DSSAT). DSSAT recolecta datos agroclimáticos (temperatura y humedad relativa) del cultivo de tomate, procesa los datos recolectados junto con datos climatológicos históricos por medio de un modelo de aprendizaje supervisado previamente establecido y genera alertas y recomendaciones encaminadas a prevenir la enfermedad de antracnosis.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Proponer un sistema de soporte a la toma de decisiones para la prevención del brote de antracnosis en un cultivo de tomate que implemente tecnologías de agricultura de precisión.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Seleccionar y evaluar un algoritmo basado en aprendizaje supervisado para prevenir el brote de antracnosis en un cultivo de tomate.
- Especificar una arquitectura de referencia de un DSS mediante tecnologías de agricultura de precisión que implemente el algoritmo.
- Implementar y evaluar el sistema de soporte a la toma de decisiones por medio de un caso de estudio.

1.4. Contribuciones

Las contribuciones de este proyecto son:

- Artículo “DSSAT: DSS Anthracnosis in Tomato Crops” seleccionado para presentación en el congreso COLCOM 2018 – Colombian Conference on Communications and Computing, llevado a cabo del 16 al 18 de mayo de 2018, en la ciudad de Medellín, Colombia (Anexo D).
- Como aporte investigativo está la evaluación de un algoritmo basado en aprendizaje supervisado que será implementado por el DSS.
- Como aporte de innovación está la especificación de una arquitectura de referencia de un DSS basado en tecnologías de agricultura de precisión y que integre el algoritmo propuesto.
- Como aporte investigativo está la evaluación del sistema de soporte a la toma de decisiones por medio de un caso de estudio.

1.5. Estructura de la monografía

Capítulo 2: “Estado del arte” contiene una explicación de los conceptos y definiciones generales a utilizar durante el desarrollo de la monografía, así como una exploración sobre trabajos relacionados e identificación de sus brechas existentes.

Capítulo 3: “Modelado de la enfermedad antracnosis en tomate” sigue una metodología para la selección de un algoritmo de aprendizaje supervisado para detectar condiciones favorables y desfavorables para el desarrollo de antracnosis en tomate.

Capítulo 4: “Arquitectura de referencia para el DSS para prevención de antracnosis en tomate” realiza la descripción de la arquitectura de referencia en sus vista conceptual, módulos, ejecución y funcional.

Capítulo 5: “Implementación de la arquitectura” presenta los componentes físicos que soportan la arquitectura y su posterior despliegue en un cultivo.

Capítulo 6: “Pruebas y Resultados” contiene las pruebas realizadas de este proyecto y los resultados obtenidos al evaluar el DSSAT.

Capítulo 7: “Conclusiones y trabajo futuro” contiene las conclusiones obtenidas del proyecto realizado y el trabajo futuro que surge a partir de la elaboración del trabajo.

CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE

Este capítulo corresponde a la investigación documental. Contiene los conceptos y definiciones básicas en relación a los sistemas de soporte para la toma de decisiones, agricultura de precisión y enfermedad de antracnosis en tomate. También se revisan algunos trabajos relacionados identificando aportes significativos. Por último, mencionamos las brechas existentes en los trabajos relacionados marcando un punto de referencia que identifique la contribución realizada por este trabajo.

2.1. Conceptos y definiciones fundamentales

Esta sección contiene los conceptos y definiciones fundamentales para abarcar el problema central del presente trabajo de grado, entre los conceptos más importantes están: la agricultura de precisión, los sistemas de soporte para la toma de decisiones, el aprendizaje supervisado, el tomate y la antracnosis.

2.1.1. Agricultura de precisión

La Agricultura de Precisión corresponde a una estrategia de administración que utiliza tecnología de la información y las comunicaciones para recolectar datos útiles desde distintas fuentes, con el fin de apoyar decisiones asociadas a la producción de cultivos agrícolas [16]. Este mecanismo comprende tres fases: la recolección de datos de los cultivos, el procesamiento de la información recolectada, y la toma de decisiones sobre la información procesada [5].

2.1.2. Sistemas de soporte a la toma de decisiones – Decision Support System (DSS)

Los sistemas de soporte a la toma de decisión conocidos también por sus siglas en inglés DSS (*Decision Support System*) orientados a la agricultura apoyan el control eficiente de los cultivos, pues estos incluyen información disponible sobre epidemiología, susceptibilidad de los cultivos, fungicidas, desarrollo de la planta,

influencia climática entre otras; para que el agricultor tenga mejor conocimiento del desarrollo del cultivo y tome las mejores decisiones en cuanto a aplicaciones de fertilizantes, riego y demás productos agrícolas [17]. Además, los DSS procesan datos históricos de condiciones agroclimáticas de un cultivo para inferir reglas de clasificación y comportamientos del cultivo [6]. La inferencia de reglas usa un modelo de aprendizaje automático (*Machine Learning* – ML) basado en algoritmos de aprendizaje supervisado [7].

2.1.3. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado es una técnica para deducir una función a partir de datos de entrenamiento. Los datos de entrenamiento consisten de pares de objetos (normalmente vectores): una componente del par son los datos de entrada y el otro, los resultados deseados. La salida de la función puede ser un valor numérico (como en los problemas de regresión) o una etiqueta de clase (como en los de clasificación). El objetivo del aprendizaje supervisado es el de crear una función capaz de predecir el valor correspondiente a cualquier objeto de entrada válida después de haber visto una serie de ejemplos, los datos de entrenamiento. Para ello, tiene que generalizar a partir de los datos presentados a las situaciones no vistas previamente [18].

2.1.4. Tomate o jitomate (*Lycopersicon esculentum*)

Planta herbácea anual o perenne, perteneciente a la familia *Solanaceae* y al género *Lycopersicon esculentum* que es la especie cultivada [19]. El tomate posee tallo erguido y cilíndrico en planta joven, a medida que ésta crece, el tallo cae y se vuelve anguloso, puede llegar a medir hasta 2.50 m, ramifica de forma abundante y tiene yemas axilares [20]. Es una planta de clima cálido, sus temperaturas óptimas según el ciclo de vida son: temperaturas nocturnas entre 15°C y 18°C, temperaturas diurnas 22°C a 24°C, con temperatura ideal en la floración de 21°C. Temperaturas menores de 8 °C detienen su crecimiento. La planta de tomate se desarrolla mejor con alta intensidad luminosa. La exigencia del tomate en cuanto a la humedad del suelo es media, el exceso de humedad provoca el ataque de diferentes patógenos, además influye en el crecimiento de los tejidos, transpiración, fecundación de las flores y desarrollo de las enfermedades criptogámicas. Por otro lado, humedad relativa óptima de 65% a 75%, humedad relativa inferior al 60% causa la desecación del polen y mayor a 85% favorece la aparición de enfermedades.

2.1.5. Antracnosis (*Colletotrichum gloeosporioides*)

Enfermedad causada por el hongo *Colletotrichum gloeosporioides* durante periodos cálidos y húmedos. Esta enfermedad caracterizada por tener masas pegajosas de conidias desarrolladas en *acérvulos*. Los *acérvulos* tienen forma de anillos concéntricos sobre los frutos causando lesiones de apariencia deprimida gris rodeado de bordes oscuros [21].

2.2. Trabajos relacionados

Esta sección contiene los trabajos relacionados más relevantes en agricultura de precisión, DSS, Antracnosis y cultivo de tomate. Además las brechas existentes.

A continuación se menciona el trabajo relacionado en las categorías de agricultura de precisión, DSS, Antracnosis y cultivo de tomate.

2.2.1. Agricultura de Precisión.

Los trabajos [8], [9] y [22] realizaron la captura de datos climáticos (temperatura y humedad relativa) en un cultivo de tomate por medio de sensores y los datos recolectados son visualizados en pantallas LCD. Aun así, estos trabajos no hacen ningún tratamiento o análisis de la información recolectada para determinar la influencia de plagas y enfermedades en el cultivo. En [10] los autores almacenaron en una base de datos los datos recolectados por medio de sensores y luego graficaron las condiciones agroclimáticas de un cultivo de durazno. No obstante, falta la fase de procesamiento de los datos y la generación de alertas preventivas en el desarrollo de enfermedades en el cultivo. En [11] los autores propusieron un modelo de alertas y monitoreo de cultivos que ofrece un estudio detallado sobre la etapa de recolección e información y las tecnologías utilizadas. Sin embargo, la implementación usa solamente un ambiente simulado, sin llevarlo a la práctica en un ambiente real. En [23] se proveen lineamientos para el despliegue de redes de sensores inalámbricas en la agricultura de precisión, sin llevar a cabo el despliegue de dicha red.

2.2.2. DSS.

En [12] los autores diseñaron un DSS de bajo costo, orientado a cultivos localizados en la zona rural para mejorar la producción agrícola en tierras áridas. Sin embargo, falta la implementación en un ambiente real. En [13] los autores desarrollaron un DSS para mejorar la producción de semillas en invernadero, pero no cuenta con mecanismos de generación de alertas ni recomendaciones al agricultor. En [14] los autores enumeraron algunas tecnologías utilizadas en DSS. Ahora bien, no despliegan una red de sensores,

ni recolectan información para el procesamiento de los datos. En [15] los autores calcularon la dosis diaria de agua en un sistema de riego en invernadero mediante un software utilizando datos históricos del clima y simulaciones del sistema. Aun así, no utilizaron información de sensores desplegados en el sitio. En [24] los autores implementaron un DSS aplicado al control de la roya en un cultivo de café. Este trabajo utiliza el conocimiento de un experto e información climática de una zona para tomar decisiones. Las decisiones evidencian la posibilidad de presencia de la enfermedad y su grado de afectación en el cultivo. Sin embargo, el trabajo está restringido en la recolección de datos por medio de sensores en cultivos agrícolas de cielo abierto (e.g., café); razón por la cual, no es aplicable al cultivo de tomate que usa un invernadero con un microclima diferente a las condiciones externas

2.2.3. Antracnosis.

En la (¡**Error! No se encuentra el origen de la referencia.**). Son mostrados algunos trabajos relevantes respecto a la antracnosis. Estudiando las condiciones favorables y desfavorables para el desarrollo del hongo *Colletotrichum gloeosporioides*.

Estudio Antracnosis	Condiciones Favorables	Condiciones Desfavorables
Resistencia de campo a la antracnosis de los frutos (<i>Colletotrichum gloeosporioides</i>) en tomate [25]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ precipitación de 1361.1 mm en 6 meses (8mm/día). ▪ Temperatura promedio de 25.2 °C ▪ Humedad Relativa promedio de 89 % 	
Diagnóstico precoz de la antracnosis (<i>Colletotrichum gloeosporioides</i>) [2]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Alta precipitación. ▪ Tiempo de fructificación. ▪ Tiempo lluvioso. ▪ Humedad relativa >90% 	
Effect of Temperature , Wetness Duration , and Planting Density on Olive Anthracnose Caused by <i>Colletotrichum</i> spp [26]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Periodo de 48 horas con humedad relativa >85% produce alto grado de infección. ▪ Periodo de 24 horas con humedad relativa >85% produce grado medio de infección. ▪ Temperatura entre 26°C - 32 °C. ▪ Alta densidad de siembra 200plantas/100m². 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Poca infección a 35°C ▪ Poca infección a <20°C

Characterization of <i>Colletotrichum acutatum</i> Isolates Causing Anthracnose of Almond and Peach in California [27]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>C. gloeosporioides</i> crecimiento optimo a 30°C. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ No crece a 40°C. ▪ Disminuye su crecimiento entre 32°C - 38°C.
Characteristics of <i>Colletotrichum</i> from Peach, Apple, Pecan, and Others Host [1]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>C. gloeosporioides</i> fue descrita como de rápido crecimiento a 32°C 	
Effects of Temperature, Moisture and Cucumber Cultivar Resistance on Lesion Size Increase and Conidial Production by <i>Colletotrichum lagenarium</i> [28]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Lesiones de <i>C. gloeosporioides</i> observadas después de 5 días a 28°C a una humedad relativa > 85%. 	
A Model for Weather-Based Forecasting of Anthracnose on Annual Bluegrass [29]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Crecimiento de <i>C. gloeosporioides</i> se dio entre 27°C y 33 °C. 	
Effect of humidity and temperature on conidial germination and appressorium development of two Philippine isolates of the mango anthracnose pathogen <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> [30]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Crecimiento de <i>C. gloeosporioides</i> se produjo a 25°C con una humedad relativa de 95%. ▪ Máximo crecimiento se dio a los 30°C. 	
Field Spread of Anthracnose Fruit Rot of Strawberry in Relation to Ground Cover and Ambient Weather Conditions [31]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Las altas precipitaciones. 	
Influence of Carbon, Nitrogen, Temperature and PH on the Growtha Sporulation of some Indian Isolates of <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> Causing Anthracnose Disease of Papaya [32]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ El rango de temperatura de 28 a 30°C fue el más favorable para el crecimiento de <i>C. gloeosporioides</i>. 	
Prepenetration and	<ul style="list-style-type: none"> ▪ En 1997 se observó que a 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura

Penetration of <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> into Guava Fruit (<i>Psidium guajava</i> L .): Effects of Temperature , Wetness Period and Fruit Age [33]	30°C fue el óptimo crecimiento de Antracnosis.	entre 15°C - 20°C y 35°C - 40°C no crece.
Quantitative relationships between <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> infection of <i>Stylosanthes scabra</i> and weather under field conditions [34]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Humedad relativa >95% y periodo de 8 horas. ▪ Altas precipitaciones. 	
The effect of climatic factors on <i>Colletotrichum gloeosporioides</i> , causal agent of mango anthracnose, in the Philippines [35]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ <i>C. gloeosporioides</i> media entre 25°C y 27°C entre 85% y 94% de humedad relativa. ▪ <i>C. gloeosporioides</i> alta entre 28°C y 31°C >95% de humedad relativa. 	

Tabla 1. Datos agroclimáticos de la antracnosis.

2.2.4. Tomate.

En la (¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.). Son mostrados algunos trabajos relevantes respecto cultivo de tomate. Estudiando las condiciones favorables y desfavorables para la producción y desarrollo del cultivo.

Cultivo de Tomate	Condiciones Favorables	Condiciones Desfavorables
Comportamiento de portainjertos comerciales de tomate en el Valle de Lluta [36]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Entre 10°C-25°C el desarrollo del cultivo fue favorable. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura media de 30°C favorece la aparición de enfermedades.
El cultivo del tomate de mesa bajo invernadero, tecnología que ofrece mayor producción, calidad e inocuidad del producto [37]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 16°C-20°C en la noche, 20°C-25°C en el día. ▪ Entre 25°C-30°C se puede desarrollar bien, pero con humedad relativa baja <70% 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Humedad relativa > 80% ▪ Humedad relativa < 50% disminuye la polinización.

	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Humedad relativa 50%-65%. ▪ Mínimo 8 horas de luz solar. ▪ PH: 5.8-6.8 	
Factores que afectan la productividad del cultivo de tomate en invernadero temperatura [38]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 23°C-25°C día y 15°C-17 °C noche. ▪ Humedad relativa 70% 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: <8°C y >30°C. ▪ A 0°C por varios minutos se hiela la planta.
Manual Tomate Cámara de Comercio de Bogotá [39]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 15°C-20°C en la noche y 20°C-25°C en el día. ▪ Humedad relativa: 60-85%. ▪ PH: 6-7. ▪ 8 horas diarias de luz. ▪ Humedad del suelo del 75%. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura > 32°C ▪ Exceso o falta de agua. ▪ Falta de luz.
Participación en la Producción de Tomate Manzano en Sistema Hidropónico bajo Invernadero, en la Empresa Santa Mónica Valley S.A., San José Pinula, Guatemala [40]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura entre 14°C y 19 °C con humedad relativa entre 70% y 89% no presenta daños. ▪ Máximo de radiación solar. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: >30°C y <9°C.
Respuesta fisiológica del tomate a Diferentes Láminas de Riego y su Efecto en la Absorción de Nutrientes [41]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Datos de HR 	
Mejoramiento genético y producción de tomate en Colombia [19]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 24°C-25°C. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: <15°C y >35°C. ▪ Exceso de lluvia.
Guía del cultivo del tomate en invernaderos Mississippi [42]	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 70°F-82°F en el día, y en la noche 62°F-64°F. ▪ En tiempo nublado es mejor los valores bajos de temperatura. ▪ En tiempo soleado es mejor las temperaturas altas. ▪ Humedad relativa: 60% y 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Tiempo nublado, por la humedad relativa alta.

	<p>70%.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Riego: nuevos trasplantes 2 onzas (50ml) diarios. Plantas adultas 2000ml diarios 	
<p>Cultivo de Tomate Chemomics International [43]</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Humedad relativa: 65-70%. ▪ PH: 5,9-6,5 	
<p>Manual Buenas Prácticas en Tomate [44]</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 21-24°C. ▪ Humedad relativa: 70%-80%. ▪ Precipitación máxima de 1800mm/año. ▪ PH: 6 y 6,5. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: <15°C y >35°C. ▪ Húmeda relativa >90%
<p>Guía de Manejo Nutrición Vegetal de Especialidad Tomate [45]</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura: 18°C-25°C 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Temperatura <10°C y >35°C.

Tabla 2. Datos agroclimáticos del tomate.

2.2.5. Brechas existentes

A partir del análisis de los documentos anteriormente mencionados se determinan las brechas identificadas en los trabajos consultados. (Tabla 3)

Categoría	Aportes	Brechas
Agricultura de Precisión.	<p>La captura de datos climáticos (temperatura y humedad relativa) en un cultivo de tomate por medio de sensores y los datos recolectados son visualizados en pantallas LCD.</p> <p>Almacenamiento de los datos recolectados por medio de sensores y graficas de las condiciones</p>	<p>Ninguno de trabajos realiza un tratamiento o análisis de los datos capturados. Además, no están orientados a la monitorización del cultivo de tomate de mesa y en especial a la enfermedad de la antracnosis.</p> <p>Algunos trabajos se limitan a la captura de información y no a la prevención de posibles enfermedades</p>

	<p>agroclimáticas.</p> <p>Modelo de alertas y monitoreo de cultivos que ofrece un estudio detallado sobre la etapa de recolección e información y las tecnologías utilizadas</p>	<p>mediante la generación de alertas y recomendaciones sobre los cultivos.</p>
DSS.	<p>Calculo de la dosis diaria de agua en un sistema de riego en invernadero mediante un software utilizando datos históricos del clima y simulaciones del sistema.</p> <p>Mejoramiento de la producción de semillas en invernadero.</p> <p>DSS aplicado al control de la roya en un cultivo de café. Este trabajo utiliza el conocimiento de un experto e información climática de una zona para tomar decisiones. Las decisiones evidencian la posibilidad de presencia de la enfermedad y su grado de afectación en el cultivo.</p>	<p>Algunas limitaciones de los trabajos anteriores están relacionadas con la falta de evidencia de una arquitectura de referencia que especifique la captura de datos por medio de una red de sensores, siendo necesaria para conocer la condición actual del cultivo agrícola</p>
Antracnosis.	<p>Descripción de condiciones favorables y desfavorables para el desarrollo de la enfermedad.</p>	<p>El control de la enfermedad solo se hace mediante fungicidas altamente tóxicos. No hacen prevención de la enfermedad mediante mecanismos de monitorización.</p>

Tomate.	Descripción de condiciones favorables y desfavorables para el cultivo de tomate.	No hay generación de alertas y recomendaciones para el agricultor en cuanto a la prevención de antracnosis en el cultivo.
---------	--	---

Tabla 3. Brechas y aportes de los trabajos relacionados.

Finalmente, los trabajos consultados tienen aportes significativos en la monitorización y gestión de cultivos agrícolas. Sin embargo, faltan mecanismos (e.g., procesamiento de datos, toma de decisiones, generación de alertas y recomendaciones) que ayuden en la prevención de enfermedades. Además, ningún trabajo describe una arquitectura de referencia, ni están orientados a la prevención de antracnosis en tomate. Por tal motivo, DSSAT es una herramienta que resuelve la mayoría de estas limitaciones.

2.3. Resumen

Este capítulo presentó los conceptos y definiciones más importantes para el desarrollo del trabajo de grado. Además, los trabajos relacionados más relevantes se describieron sus aportes e identificaron las brechas más significativas.

CAPÍTULO 3. MODELADO DE LA ANTRACNOSIS EN TOMATE

Este capítulo presenta dos algoritmos de aprendizaje supervisado. Árboles de decisión y Naive Bayes. El primero porque es el más utilizado para la clasificación y detección de condiciones favorables para el desarrollo de enfermedades en cultivos [46]. El segundo porque trabaja con tablas de probabilidad estadística. Y para nuestro caso necesitamos clasificar en categorías, que indiquen cual es la probabilidad de presentar la enfermedad de antracnosis bajo ciertas condiciones climáticas. Luego, los algoritmos son evaluados en cuanto a su desempeño para la clasificación de condiciones favorables para el desarrollo de antracnosis. Finalmente, es seleccionado el algoritmo que presenta mejores resultados para la clasificación.

3.1. Algoritmos de aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado caracteriza el aprendizaje realizado a partir de un conjunto de datos de ejemplos, comúnmente llamado datos de entrenamiento. Los datos de entrenamiento definen el comportamiento del algoritmo empleado. Estos datos de entrenamiento consisten en un conjunto de atributos. Por ejemplo, en la Tabla 4, hay tres atributos, temperatura (TEMP), humedad relativa (HR) y grado de infección de antracnosis (ANTRAC). ANTRAC es llamado el atributo clase asociado a los atributos TEMP y HR que son atributos independientes. Los valores A0, A1, A2 y A3 son los niveles de posible desarrollo de antracnosis. Cada uno de los datos recolectados asociados a cada atributo es llamado una instancia. En este caso hay cuatro instancias, la primera de ellas es HR=70, TEMP=23 y ANTRAC= A0.

Atributos		Atributo Clase
HR (%)	TEMP (°C)	ANTRAC
70	23	A0
75	27	A1
80	29	A2
90	30	A3

Tabla 4. Datos de entrenamiento para prevención de antracnosis

A continuación, los algoritmos de árboles de decisión y Naive Bayes son descritos. La mayoría de definiciones fueron tomadas del trabajo [46].

3.1.1. Árboles de decisión - Decision Tree (DT)

Los árboles de decisión son algoritmos que permiten la aproximación de las funciones de valores discretos y continuos, a partir de la generación de un conjunto de reglas. El

árbol de decisión clasifica los valores que los atributos (llamados instancias) pueden tomar en un árbol, donde cada nodo representa una instancia de un atributo, y cada rama descendente desde el nodo corresponde a uno de los posibles valores que puede tomar el atributo [7].

La Figura 1 muestra un caso de estudio realizado para la identificación de condiciones favorables para el desarrollo de antracnosis, haciendo uso de un árbol de decisión y teniendo en cuenta los atributos de la humedad relativa (HR), temperatura (TEMP).

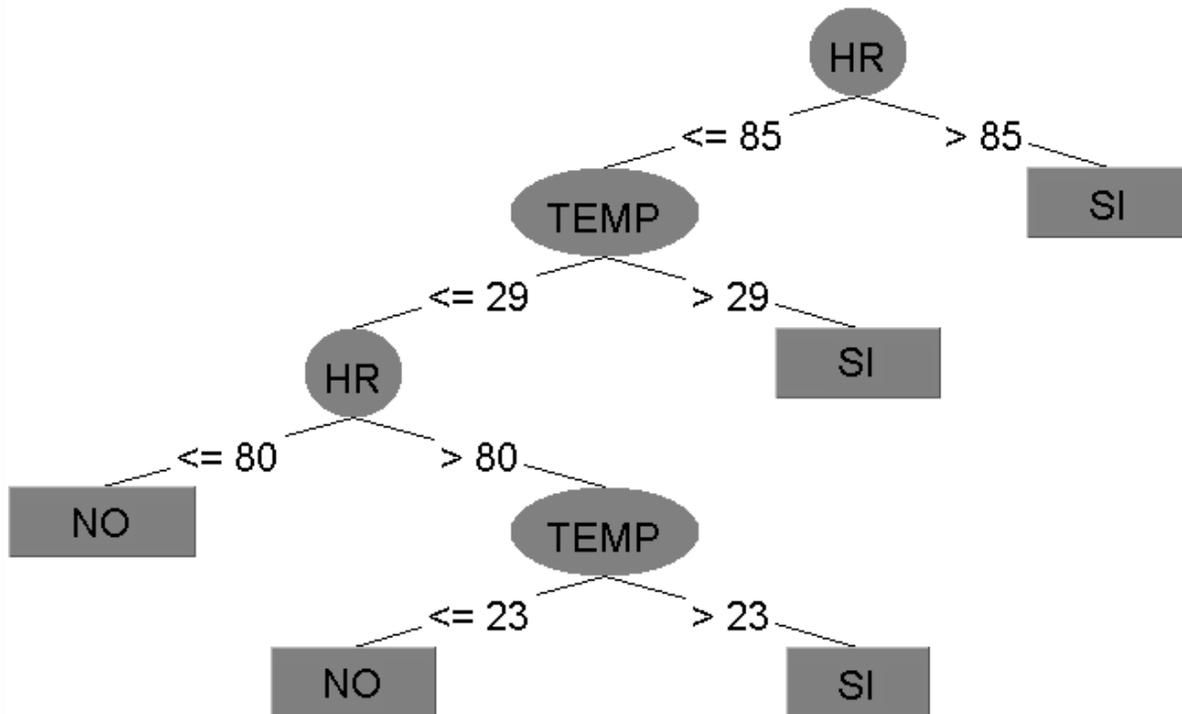


Figura 1. Clasificación de antracnosis usando arboles de decisión.

Cada atributo está representado por un nodo en función de su valor, que llevará a diferentes caminos para llegar a un nodo hoja. Los nodos de hoja del árbol corresponden a una categoría particular de la variable de destino (clase), en este caso NO (cuando no hay condiciones favorables para desarrollo de antracnosis) y SI (cuando se presentan condiciones favorables para desarrollo de antracnosis).

3.1.2. Redes Bayesianas – Bayesian Networks (BN)

Las redes bayesianas modelan un conjunto de variables y las relaciones de dependencia entre ellas, haciendo uso del teorema de Bayes. A través de este modelo, se puede estimar la probabilidad a posteriori de variables desconocidas, sobre la base de variables conocidas. Estos modelos pueden tener diversas aplicaciones:

clasificación, predicción, diagnóstico, etc. [18]. Las redes bayesianas tienen dos componentes esenciales: un gráfico acíclico dirigido que muestra la dependencia e independencia entre las variables, y un conjunto de tablas de distribución de probabilidad. Según [47], dos clases específicas de redes bayesianas son populares en el contexto de aprendizaje supervisado: Naive Bayes (NB) y Naive Bayes Aumentadas de árbol (TAN). En NB, solo existe una relación entre los nodos padre e hijo, mientras que TAN permite las relaciones entre nodos pares.

La Figura 2 muestra la relación de tres variables. Humedad relativa (HR), temperatura (TEMP) y condición favorable para antracnosis (ANTRAC).

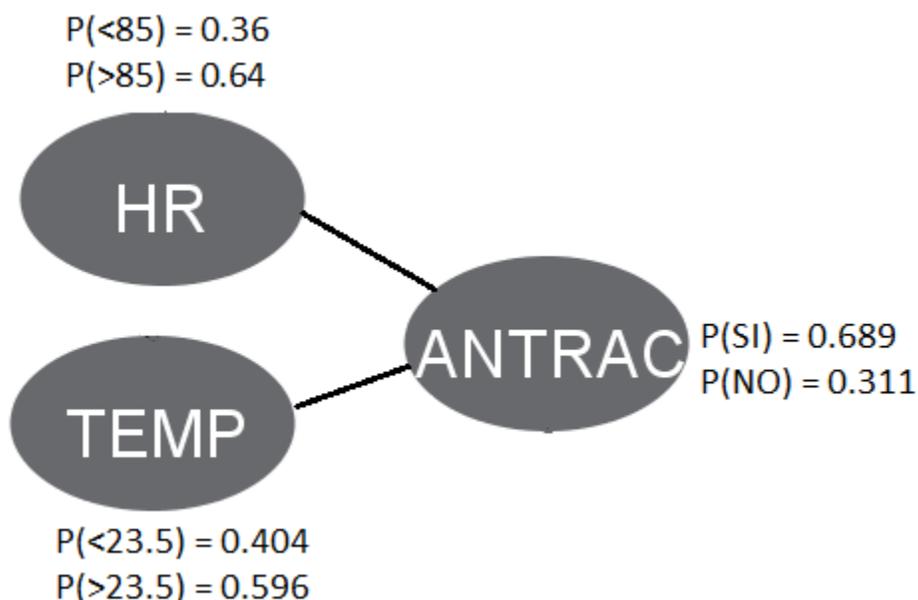


Figura 2. Clasificación de antracnosis usando Naive Bayes.

Para la variable HR, si su valor es menor al 85% indica que hay una probabilidad de 0.36 de presentar condiciones favorables para el desarrollo de antracnosis. Y si su valor es mayor al 85% hay una probabilidad de 0.64. Igual ocurre con TEMP, si su valor es menor 23.5°C indica que hay una probabilidad de 0.404 de presentar condiciones favorables para el desarrollo de antracnosis. Y si su valor es mayor 23.5°C hay una probabilidad de 0.596.

3.2. Selección del algoritmo de aprendizaje supervisado

La caracterización de la enfermedad de antracnosis brinda el conocimiento necesario para obtener un modelo general basado en estudios de laboratorio y datos históricos de la enfermedad. Dicho conocimiento establece algunas reglas para identificar casos de favorabilidad de aparición de la enfermedad haciendo uso de algoritmos de aprendizaje supervisado.

El proceso de modelado de la enfermedad de antracnosis sigue el modelo de minería de datos CRISP-DM [48] cuyas fases principales son: comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de los datos, modelado, evaluación y despliegue.

3.2.1. Comprensión del negocio

La Antracnosis en tomate es causada por el hongo *Colletotrichum gloeosporioides* el cual ingresa por las hojas, pasa por los tallos, y finalmente afecta el fruto [49]. Las condiciones favorables en la incubación del hongo son lesiones en tallos, hojas muertas, altos niveles de humedad relativa (>90%) y temperaturas entre los 27°C a 32°C. Además, el periodo durante el cual las condiciones deben mantenerse, lo determina el periodo de incubación de la enfermedad entre 6 y 24 horas [21].

Las muestras de afectación de antracnosis se recolectan de la siguiente manera:

De cada surco son seleccionadas el 30% de las plantas de tomate. Las plantas no deben estar continua una de la otra, sino haciendo saltos proporciones al total de plantas. Después de esto se cuenta el número de frutos de la planta y cuántos de estos están infectados. El mismo proceso se sigue con las demás plantas. Y al final se suman todos frutos infectados de las plantas seleccionadas y se divide entre el número total de estas plantas seleccionadas. Dado así el grado de infección del cultivo. Como se puede observar en la Ecuación 1.

$$\text{infeccion antracnosis (\%)} = \frac{\text{total frutos infectados}}{\text{total frutos}} \times 100$$

Ecuación 1. Cálculo de porcentaje de infección de antracnosis.

3.2.2. Comprensión de los datos

Esta fase comprende la recolección y entendimiento de las variables relacionadas en un conjunto de datos, identificando su relación con el problema a resolver. A partir de esta fase, fueron usados diferentes estudios vistos en la sección 2.2.3 y 2.2.4 relacionados con monitorización y características del desarrollo de antracnosis en tomate. Entre las actividades ejecutadas están la selección de atributos predictivos y variable dependiente.

Para este conjunto de datos, la variable dependiente (atributo clase) fue obtenida a partir del estudio [26]. Según las condiciones climáticas (temperatura y humedad relativa) y su nivel de favorabilidad de presentar la antracnosis. Donde se obtienen cuatro categorías:

Llamamos ANTRAC al atributo clase y tiene cuatro categorías: A0 que indica que no hay condiciones favorables para desarrollar la enfermedad (probabilidad < 20%), A1 indica una leve favorabilidad (probabilidad entre 20% y 50%), A2 indica una favorabilidad media (probabilidad entre 50% y 70%) y A3 indica una alta favorabilidad (probabilidad > 70%) [26] .

Por otra parte, los atributos predictivos (variables independientes) corresponden a valores climáticos (humedad relativa, temperatura) y el periodo de duración de estos valores climáticos.

3.2.3. Preparación de los datos

Esta fase comprende las actividades necesarias para la construcción del conjunto de datos final, el cual será usado en la fase de modelado.

Basados en la sección anterior, fue obtenido el conjunto de datos de 81 instancias cuyos atributos son descritos en Tabla 5.

Atributo	Descripción	Tipo	Unidad
ANTRAC	nivel de favorabilidad de presentar la antracnosis {A0, A1, A2, A3}	Nominal	-
HR	Humedad relativa	Numérico	%
TEMP	Temperatura	Numérico	°C

Tabla 5. Variables del conjunto de datos

Dentro de las 81 instancias, la distribución de la variable dependiente está dada por 25 registros para A0, 20 para A1, 20 para A2 y 16 para A3.

3.2.4. Modelado

Para el modelado utilizamos la herramienta WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), Weka es una plataforma de libre distribución basada en java creada por la Universidad de Waikato bajo licencia GNU-GPL, que implementa un conjunto de algoritmos de aprendizaje automático [50]. para determinar cuál algoritmo es el más adecuado en la identificación de casos de favorabilidad de aparición de la enfermedad.

Los algoritmos utilizados fueron árbol de decisión y redes bayesianas [46]. En algoritmos de árbol de decisión utilizamos J48 (C4.5) y para algoritmos de redes bayesianas usamos *Naive Bayes*. La justificación del uso de estos algoritmos esta al inicio de este Capítulo 3.

3.2.5. Evaluación

La evaluación de los algoritmos J48 y *Naive Bayes* (Tabla 6) se tiene en cuenta las medidas de desempeño del clasificador como: las instancias correctamente clasificadas, son aquellas cuyo valor clasificado por el algoritmo es igual al valor de los datos de entrenamiento. El error medio absoluto indica la cercanía entre el valor real y el valor predicho. El error relativo absoluto representa el porcentaje de error de predicción de un clasificador. Estadística Kappa representa el porcentaje de acuerdo entre observadores. Los posibles valores van desde un rango de +1 (acuerdo o acercamiento perfecto), 0 (ningún acuerdo por encima de lo esperado) y -1 (total desacuerdo). La tasa de verdaderos positivos es la medida encargada de calcular la proporción de instancias correctamente clasificadas en una clase. Tasa de falsos positivos es la proporción de elementos que no clasifican en una clase, de entre todos los elementos que realmente son de esa clase. La Precisión es la cantidad de ejemplos que realmente tienen una clase entre todos los elementos clasificados dentro de esta clase (capacidad del clasificador para evitar el ruido).

Validación cruzada: dado un número n (orden de la validación), los datos son divididos en n partes y, por cada parte, es construido el clasificador con las $n-1$ partes restantes (conjunto de entrenamiento), evaluando el clasificador obtenido con la parte no contenida en el conjunto de entrenamiento (conjunto de prueba). La tasa de error resultante es derivado como la media de las tasas de error obtenidas en cada una de las iteraciones (n).

Para la evaluación de los algoritmos se utilizó una validación cruzada de orden 10.

Medida de desempeño	J48	Naive Bayes
Instancias Correctamente Clasificadas	67	59
Porcentaje Instancias Correctas	82.7%	72.8%
Instancias Incorrectamente Clasificadas	14	22
Porcentaje Instancias Incorrectas	17.2%	27.1%
Estadística Kappa	0.7668	0.6371
Error Medio Absoluto	0.0868	0.1921
Error Relativo Absoluto	23.3%	51.5%
Tasa de verdaderos positivos	0.827	0.728
Tasa de falsos positivos	0.059	0.085
Precision	0.829	0.760
Numero de Instancias Total	81	81

Tabla 6. Resultados prueba de algoritmos.

Los resultados de la evaluación concluyen que el algoritmo de Árbol de Decisión (J48) clasificó un 82.7% de manera correcta las instancias y el Algoritmo de Naive Bayes apenas llego al 72.8%. El error medio absoluto para J48 es mucho menor, indicando una mejor aproximación. El error relativo absoluto para J48 es de 23.3% (bajo) y para Naive Bayes es de 51.5% (significativamente alto). En cuanto a la precisión para J48 se tiene 0.829 y para Naive Bayes 0.760. Lo que indica que arboles de decisión posee mejor precisión a la hora de clasificar. Además, Los algoritmos de árbol de decisión son los más utilizados en la agricultura y clasifican mejor las enfermedades corroborando lo dicho en el artículo [46]. De esta manera, el algoritmo seleccionado para la clasificación de nivel de antracnosis es el generado por el algoritmo de árbol de decisión (J48).

La Figura 3 muestra el árbol de decisión generado a partir de las reglas de clasificación. Los círculos representan los nodos donde son evaluados los atributos independientes (HR y TEMP) y los recuadros representan las clases predichas (A0, A1, A2, A3) del atributo clase ANTRAC.

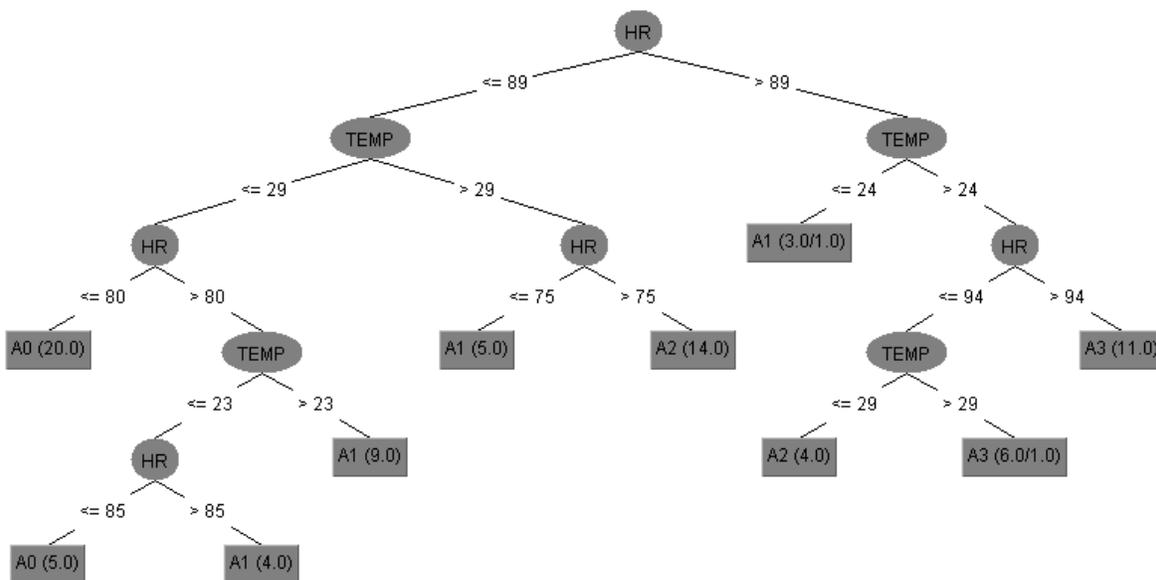


Figura 3. Árbol de decisión algoritmo J48.

El árbol de decisión generado parte del nodo raíz donde es evaluado el atributo HR (humedad relativa). El nodo raíz toma dos ramas principales. Por una parte si el valor de HR es mayor a 89, el siguiente atributo a evaluar es TEMP (temperatura). Si TEMP es menor o igual a 24 el nivel predicho es A1. Para TEMP mayor a 24 evaluamos de nuevo el atributo HR. Si HR es mayor a 94, el nivel predicho es A3. Si HR es menor o igual a 94, el atributo TEMP vuelve a ser evaluado. Si TEMP es menor o igual a 29 el nivel predicho es A2. Finalmente si TEMP es mayor a 29 el nivel predicho es A3. Para la segunda rama, HR menor o igual a 89, se sigue el mismo proceso de evaluación de la primera rama.

Otras medidas de evaluación para cada clase clasificada se presentan a continuación:

Matriz de confusión: es una herramienta de visualización usada para la evaluación del modelo con base en cada clase, donde cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real (Tabla 7).

clase	Clasificadas como			
	A3	A2	A1	A0
A3 (16)	12	4	0	0
A2 (20)	2	16	2	0
A1 (20)	0	2	15	3
A0 (25)	0	0	1	14

Tabla 7. Matriz de confusión. Árbol de decisión.

A partir de esta matriz son extraídas medidas de evaluación para cada clase, como son (Tabla 8):

Clase	Medida		
	Tasa de verdaderos positivos	Tasa de falsos positivos	Precisión
A3	0,750	0,031	0,857
A2	0,800	0,098	0,727
A1	0,750	0,049	0,833
A0	0,960	0,054	0,889

Tabla 8. Medidas de evaluación. Árbol de decisión.

Los resultados obtenidos se encuentran en un grado aceptable de instancias clasificadas correctamente por el modelo generado. Como puede verse en la matriz de confusión, la clase que presenta mayores instancias clasificadas incorrectamente es A1. Las clases A2 y A3 presentan igual número de instancias incorrectamente clasificadas. De esta manera, la precisión de la clase A0 es más confiable que las demás.

3.3. Detección de Alertas y Recomendaciones

Una vez seleccionado el algoritmo para la clasificación del nivel de antracnosis, el paso a seguir es identificar en qué momento el sistema debe emitir una alerta al usuario y dar una recomendación.

3.3.1. Generación de Alertas

La emisión de una alerta por parte del sistema tiene en cuenta el periodo mínimo que necesita el hongo (*Colletotrichum gloeosporioides*) para su reproducción bajo ciertas condiciones climáticas [26].

A continuación se describen las condiciones en la generación de alertas.

- ✓ Si las condiciones son clasificadas como no favorables en lo absoluto para la reproducción del hongo (A0). No se tiene en cuenta el periodo y simplemente no hay emisión de alerta.
- ✓ Si las condiciones en promedio son clasificadas como levemente favorables (A1) para el desarrollo de antracnosis. El periodo mínimo para la incubación del hongo está en un periodo de 24 horas.
- ✓ Si las condiciones en promedio son clasificadas como medianamente favorables (A2) para el desarrollo de antracnosis. El periodo mínimo para la incubación del hongo está en un periodo de 12 horas.

- ✓ Si las condiciones en promedio son clasificadas como altamente favorables (A3) para el desarrollo de antracnosis. El periodo mínimo para la incubación del hongo está en un periodo de 6 horas.

Tomando como referencia la información anterior, y con la ayuda de un experto en el tema (Ary Manzano Ingeniero Agrónomo) el sistema emite una alerta final con base en la discriminación de tres alertas que depende directamente del periodo de incubación del hongo (Figura 4).

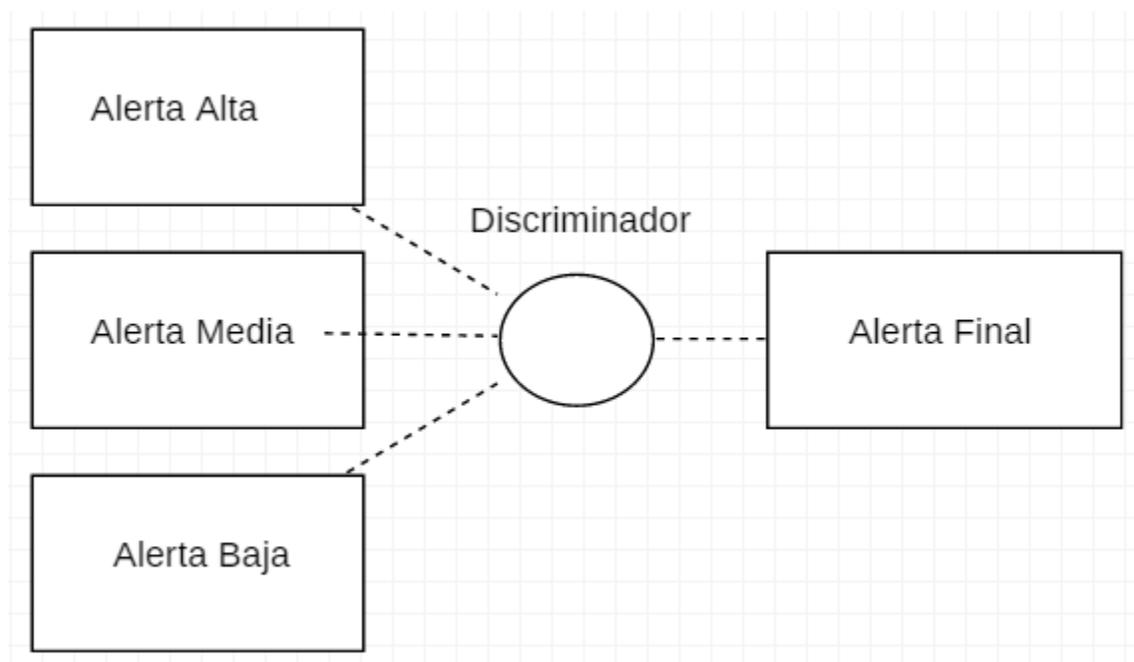


Figura 4. Composición de la Alerta

- Alerta Baja: toma los datos de las últimas 24 horas (periodo mínimo para la incubación del hongo con condiciones clasificadas como leves A1). Si el 80% de los datos son clasificados como A1. La alerta se activa.
- Alerta media: toma los datos de las últimas 12 horas (periodo mínimo para la incubación del hongo con condiciones clasificadas como medias A2) Si el 80% de los datos son clasificados como A2. La alerta se activa.
- Alerta alta: toma los datos de las últimas 6 horas (periodo mínimo para la incubación del hongo con condiciones clasificadas como medias A3) Si el 80% de los datos son clasificados como A3. La alerta se activa.
- Alerta final: es el nivel de la alerta que toma de la discriminación de las tres alertas anteriores. La alerta final toma el valor de la alerta de mayor gravedad activada.

3.3.2. Generación de Recomendaciones

El sistema hace una recomendación al agricultor para mejorar las condiciones climáticas dentro del invernadero y evitar la incubación del hongo (*Colletotrichum gloeosporioides*) causante del desarrollo de antracnosis. Esta recomendación depende del nivel de la alerta emitida y de las variables climáticas que mayor afecta la activación de dicha alerta.

Para las variables climáticas se han asignado unos rangos alta, media y baja [19].

- ✓ Para humedad relativa: se dice que es alta si está por encima de 85%. Media si está entre 75% y 85% y baja si es menor a 75%.
- ✓ Para la temperatura: se dice que es alta si está por encima de 27°C. Media si se encuentra entre 23°C y 27°C y baja si es menor a 23°C.

Las recomendaciones que debe seguir el agricultor fueron sugeridas por el Ingeniero Agrónomo Ary Manzano experto en el cultivo de tomate bajo invernadero Tabla 9.

Nivel de Alerta	Humedad Relativa	Temperatura	Recomendación
Alerta Baja	Alta	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales • Reducción de los aportes de agua por técnicas de riego localizado
	Alta	Media	<ul style="list-style-type: none"> • Reducción de los aportes de agua por técnicas de riego localizado.
	Alta	Baja	<ul style="list-style-type: none"> • Reducción de los aportes de agua por técnicas de riego localizado. • Cierre de cortinas
	Media	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales • Apertura de ventanas cenitales
	Media	Media	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas cenitales
	Media	Baja	<ul style="list-style-type: none"> • Cierre de cortinas
	Baja	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales • Aplicación de riego en las calles dentro del invernadero
	Baja	Media	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales
	Baja	Baja	<ul style="list-style-type: none"> • Cierre de cortinas • Aplicación de riego en las calles dentro del invernadero
Alerta media	Alta	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales

			<ul style="list-style-type: none"> • Reducción de los aportes de agua por técnicas de riego localizado • Apertura de ventanas cenitales • Poda y deshoje de las partes bajas e internas de las plantas
	Alta	Baja	<ul style="list-style-type: none"> • Reducción de los aportes de agua por técnicas de riego localizado • Poda y deshoje de las partes bajas e internas de las plantas
	Baja	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Sombra mediante la utilización de zarán • Apertura de ventanas laterales • Aumento de la circulación del aire
	Baja	Baja	<ul style="list-style-type: none"> • Aumento de la circulación del aire • Cierre de cortinas
Alerta alta	Alta	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales • Apertura de ventanas cenitales • Sombra mediante la utilización de zarán. • Poda y deshoje de las partes bajas e internas de las plantas • Utilizar coberturas plásticas en el suelo • Mantener el cultivo libre de malezas
	Alta	Baja-Media	<ul style="list-style-type: none"> • Utilizar coberturas plásticas en el suelo • Mantener el cultivo libre de malezas • Poda y deshoje de las partes bajas e internas de las plantas • Sombra mediante la utilización de zarán.
	Baja-Media	Alta	<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas laterales • Apertura de ventanas cenitales • Sombra mediante la utilización de zarán. • Utilizar coberturas plásticas en el suelo
	Baja-Media	Baja-Media	<ul style="list-style-type: none"> • Utilizar coberturas plásticas en el suelo

			<ul style="list-style-type: none"> • Apertura de ventanas cenitales • Sombra mediante la utilización de zarán.
--	--	--	--

Tabla 9. Recomendaciones generadas por el sistema.

3.4. Resumen

Este capítulo describió dos algoritmos de clasificación utilizados en el aprendizaje supervisado. Dichos algoritmos fueron evaluados con la metodología CRISP-DM. El algoritmo de árbol de decisión fue elegido para la clasificación del nivel de antracnosis en tomate. Finalmente, se describió la forma de detectar o emitir una alerta por el sistema y la respectiva recomendación basados en la ayuda de un experto en el tema.

CAPÍTULO 4. ARQUITECTURA PARA EL DSS ANTRACNOSIS EN TOMATE

La arquitectura implementada para la solución del planteamiento del problema seguirá un patrón o estilo de arquitectura en capas [51]. Se plantean cuatro vistas para describir y entender como está estructurada la arquitectura. Las vistas que propone el modelo de Siemens son: (i) Vista conceptual, (ii) Vista de módulos o estática, (iii) Vista de ejecución o funcional y (iv) Vista de código o dinámica [52].

4.1. Vista conceptual

Esta sección presenta el proceso para obtener el listado de requerimientos funcionales y no funcionales basados en las características a cumplir para solucionar el problema planteado y desarrollar el sistema. Los requerimientos fueron recolectados en compañía de un agrónomo y un agricultor.

4.1.1. Requisitos funcionales

- Lectura de datos generados por el sensor.
- Detección de valores inusuales o fuera del rango generados por el sensor.
- Transmisión de los valores capturados.
- Almacenamiento de los valores capturados.
- Clasificación de valores capturados.
- Generación de modelos con valores de fuentes externas.
- Generación de alertas.
- Visualización de gráficas y valores obtenidos.
- Notificación de recomendaciones sobre el cultivo.

4.1.2. Requisitos no funcionales

- El sistema debe funcionar correctamente durante todo el tiempo.
- La plataforma de servicio debe ser muy intuitiva.
- Las recomendaciones y alertas que el sistema genera deben estar en un lenguaje de fácil entendimiento.

4.2. Vista módulos o estática

Esta vista modela la estructura concreta de la arquitectura mediante la disgregación de módulos funcionales donde cada uno de ellos pertenece a una capa [52]. A continuación, la arquitectura detallada presenta módulos y capas (Figura 5),

posteriormente la vista en módulos se desglosa en capas dando una breve descripción sobre sus funcionalidades.

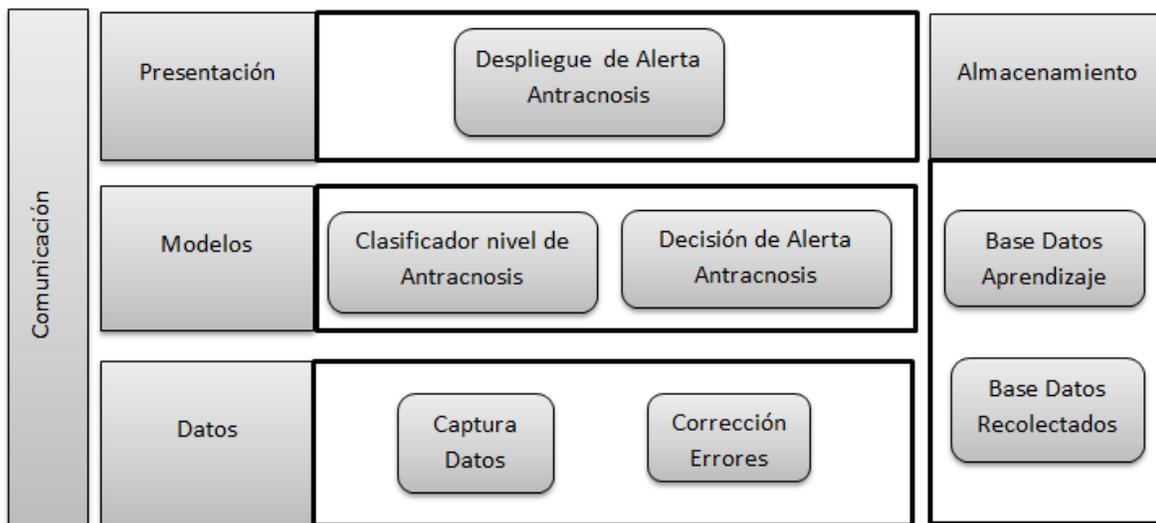


Figura 5. Arquitectura (Vista módulos).

4.2.1. Capa de datos

Capa encargada de interactuar con el medio ambiente. Captura los valores de los sensores de variables climáticas. Luego, los datos recopilados pasan a una etapa de filtrado donde limpia los datos capturados para evitar errores.

4.2.2. Capa de modelos

La capa de modelos está basada en algoritmos de clasificación y datos históricos. Esta capa presenta modelos para la clasificación de nivel de antracnosis y los compara con datos capturados por el sistema generando la decisión de alerta de antracnosis para prevenir la enfermedad.

4.2.3. Capa de presentación

La capa de presentación está encargada de presentar al usuario final las diferentes condiciones climáticas del cultivo y las posibles alertas de Antracnosis generadas y presentadas en forma de notificaciones.

4.2.4. Capa de Almacenamiento

La capa base de datos almacena datos correspondientes a variables agroclimáticas. Está dividida en dos partes Base de datos de aprendizaje y base de datos

recolectados. La primera es la base de información utilizada como referencia para generar los modelos de aprendizaje y la segunda es la información generada por los sensores.

4.2.5. Capa Comunicación

La capa de comunicación es la encargada de comunicar las otras capas. Hace uso de interfaces y protocolos de comunicación.

4.3. Vista ejecución o funcional

Se basa en la vista de módulos y toma de allí las capas especificadas para realizar la descripción de las funcionalidades de cada uno de sus módulos que se desarrollan dentro del sistema y logran un nivel de detalle más profundo.

Capa de datos

- Captura de datos: Encargado de todo el proceso de captura y lectura de los datos entregados por los sensores. Los sensores son de humedad relativa y temperatura. Con salida análoga o digital. Y rangos mínimos de captura de 0% a 100% para humedad relativa, y de 0°C a 50°C para la temperatura. Recibe las señales eléctricas del sensor y las transforma en valores numéricos.
- Corrección de errores: encargado de verificar los datos recolectados. si al momento de capturar los datos hay alguno que se salga del rango valido, este se desecha y se realiza la lectura del dato nuevamente. Recibe los valores numéricos de temperatura y humedad relativa y los pasa por un filtro.

Capa de modelos

- Clasificador nivel de antracnosis: Tomando como referencia una fuente de datos externa y colaboración de un experto en el tema, se genera un modelo mediante algoritmos de árbol de decisión. Para clasificar los datos recolectados en cuatro categorías: A3, A2, A1, A0.
- Decisión alerta antracnosis: Una vez clasificado los niveles de Antracnosis, se hace otra clasificación, en cuanto al periodo que mantiene uno de estos niveles, para así concluir si hay o no riesgo de presentarse la enfermedad, y en qué grado.

Capa de presentación

- Alerta preventiva antracnosis: Se da cuando se ha hecho caso omiso a la alerta preventiva del clima, o no se han podido mejorar las condiciones climáticas, y estas se mantienen por largos periodos, haciendo muy favorable la aparición de la enfermedad. para el despliegue de esta alerta se hace uso de una aplicación de escritorio.

Capa de Almacenamiento

- Base de datos aprendizaje: Es la base de datos tomada de estudios de laboratorio y seguimiento de cultivos relacionada con la Antracnosis y el cultivo de tomate. Se encuentra almacenada en un fichero de texto plano de extensión CSV.
- Base de datos recolectados: Es la base de datos que se genera al capturar las variables climáticas del cultivo. Y se almacena en un fichero de texto plano de extensión CSV.

Capa de Comunicación

- Las interfaces y los protocolos de comunicación permite la comunicación entre las diferentes capas. Transmisión serial, Bluetooth, WIFI.

4.4. Vista dinámica

Esta vista describe el comportamiento de los componentes a lo largo del tiempo y cómo interactúan entre si [52]. De los diagramas UML elegimos el diagrama de secuencia para dar la descripción de la interacción de los objetos entre sí.

El sistema se divide en dos partes. El nodo y el procesador central.

El Nodo está directamente relacionado con la capa de datos. Es el encargado de capturar los datos agroclimáticos para enviarlos al **Procesador Central** que está relacionado con la capa de almacenamiento, modelos y presentación. La Comunicación entre el nodo y el procesador central es posible mediante la capa de comunicación.

El comportamiento del sistema se divide en dos tipos de interacciones (i) nodo–procesador central–usuario y (ii) usuario– procesador central –nodo.

4.4.1. Interacción NODO – PROCESADOR CENTRAL – USUARIO

La interacción NODO – PROCESADOR CENTRAL – USUARIO muestra los procesos y diagramas de secuencia relacionados con la captura de información en el nodo, clasificación de datos por parte del sistema y envío de alertas al usuario.

La interacción inicia con la captura de datos donde el modelo envía la solicitud al nodo. El nodo recopila el dato y lo envía al procesador central. El procesador central clasifica los valores y los compara con el modelo de la enfermedad de antracnosis definiendo si existe o no la posibilidad de presentarse la enfermedad en el cultivo de tomate. Finalmente, una alerta y su respectiva recomendación son emitidas al usuario (Figura 6).

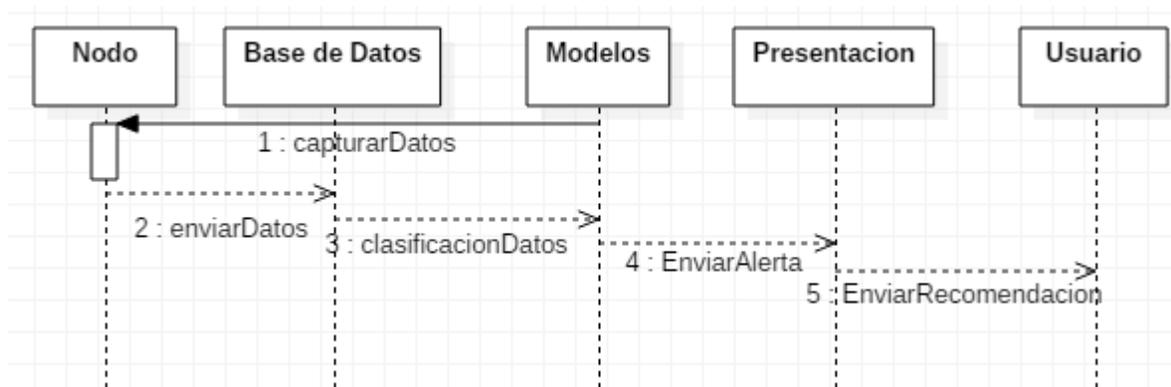


Figura 6. Diagrama de secuencia – Captura y clasificación de datos.

4.4.2. Interacción USUARIO – PROCESADOR CENTRAL – NODO

La interacción USUARIO – PROCESADOR CENTRAL – NODO muestra los procesos y diagramas de secuencia relacionados con visualizar alertas y recomendaciones, y solicitar datos en tiempo real.

En la visualización de alertas y recomendaciones el usuario ingresa a la aplicación de escritorio y puede observar todas las alertas emitidas por el sistema y las recomendaciones a seguir para evitar la propagación de la enfermedad antracnosis (Figura 7).

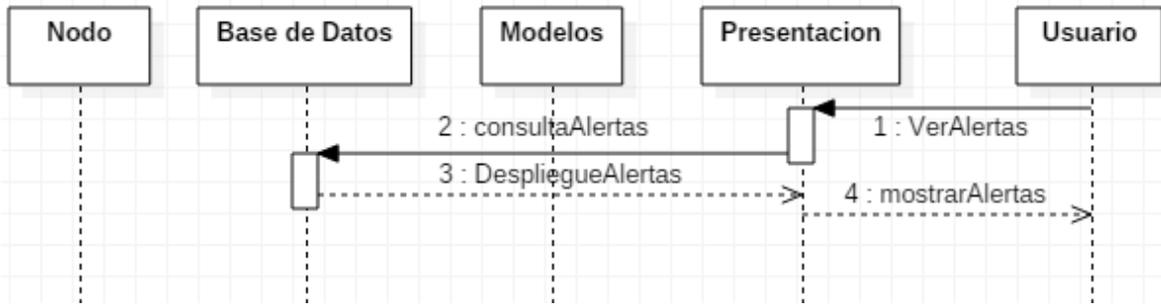


Figura 7. Diagrama de secuencia – Visualizar alertas y recomendaciones.

El usuario genera la solicitud de transmisión en tiempo real de los datos capturados por el sensor al sistema. El sistema a su vez envía la solicitud al nodo para que empiece a capturar y enviar los datos al procesador central y luego al usuario (Figura 8).

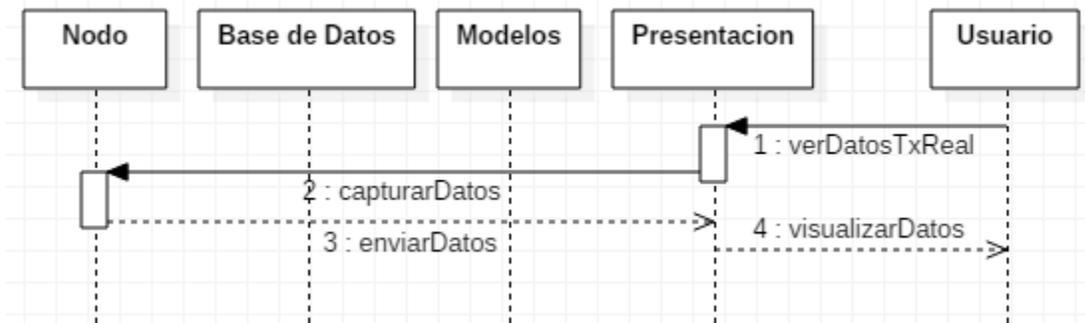


Figura 8. Diagrama de secuencia - Tx en tiempo real.

4.5. Resumen

Este capítulo definió la arquitectura para el sistema de soporte a la toma de decisiones para la prevención de antracnosis en tomate. Además, la arquitectura cumple con los requisitos funcionales y no funcionales, describe las capas y módulos que comprenden la estructura de la arquitectura de referencia y explica las funcionalidades de cada uno de los módulos. Finalmente, esta sección presenta un diagrama general del funcionamiento del sistema y la forma en que se llevan a cabo las interacciones entre los nodos, los usuarios y el sistema.

CAPÍTULO 5. IMPLEMENTACIÓN DE LA ARQUITECTURA.

Este capítulo describe el proceso de implementación de la arquitectura del DSS para prevención de antracnosis en tomate por medio de un prototipo. El prototipo está dividido en dos partes bien definidas un nodo sensor y un procesador central (Figura 9). La estructura del capítulo comprende por un lado el desarrollo hardware del nodo sensor y por otro lado el desarrollo de la plataforma de alertas y recomendaciones.



Figura 9. Partes del prototipo.

El Nodo: Está directamente relacionado con la capa de Datos. Es el encargado de capturar los datos agroclimáticos para enviarlos al Procesador Central. Está compuesto por el sensor de temperatura y humedad relativa, un conversor análogo digital, un mini procesador y la interfaz de comunicación (Figura 10).

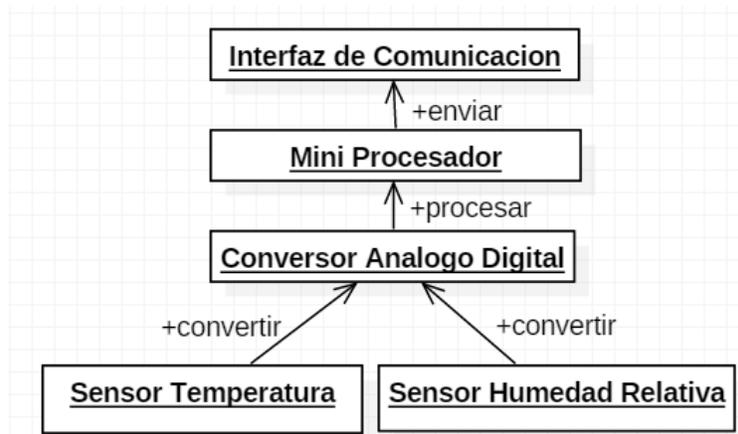


Figura 10. Componentes del nodo.

El Procesador Central: Relacionado con las capas de Almacenamiento, Modelo y Presentación (Figura 11). El Procesador Central recibe los datos enviados por el nodo, almacena, procesa y muestra las alertas. El procesador utiliza la tarjeta Raspberry Pi 3 modelo 2, con el sistema operativo Raspbian que es una distribución Debian (Linux). La base de datos almacena archivos de texto plano (extensión csv). El modelo usa una librería WEKA implementada en el lenguaje de programación Python y la visualización implementada en una aplicación de escritorio y programada en Python.

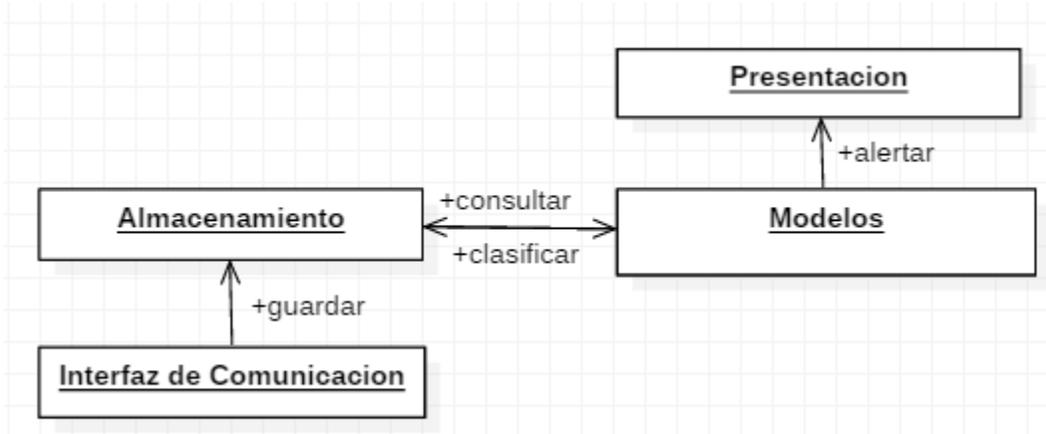


Figura 11. Componentes del Procesador Central.

5.1. Desarrollo hardware

5.1.1. Selección de componentes

El tipo de componentes hardware elegidos para la construcción del nodo son (i) Sensor de Temperatura, (ii) Sensor de Humedad Relativa, (iii) Conversor Análogo Digital, (iv) Mini Procesador y para el procesador central una tarjeta de procesamiento.

Sensor de temperatura: Las características más significativas de algunos sensores de temperatura (Tabla 10) permite seleccionar el componente más adecuado. Los sensores a evaluar son DHT22 [53], DHT11[54] y LM35 [55].

Características	DHT22	DHT11	LM35
Rango de temperatura	-40°C a 80°C	0°C a 50 °C	-55°C a 150°C
Tipo de Salida	Digital	Digital	Analógica
Precisión	±0.5 °C	±2°C	±0.5°C

Tabla 10. Características sensores de temperatura.

En la lista de chequeo comprobamos que el DHT22 y el LM35 tienen mejor precisión y rango de temperatura se diferencian en la señal de salida. Sin embargo, el LM35 puede presentar problemas de precisión en algunas variaciones de temperatura por tal motivo el sensor utilizado es el DHT22.

Sensor de humedad relativa: Siguiendo el mismo procedimiento que se hizo para la selección del sensor de temperatura se extraen las características de selección del sensor de humedad relativa (Tabla 11). De esta manera, los sensores a evaluar son DHT22 [53], DHT11 [54] y HS1101 [56].

Características	DHT22	DHT11	HS1101
Rango de humedad relativa	0-100%	20-90%	1-99%
Tipo de salida	Digital	Digital	Analógica (circuito adicional)
Precisión	±2%	±5%	±2%

Tabla 11. Características sensores de humedad relativa.

El DHT22 es el sensor seleccionado debido a que tiene el rango total del porcentaje de humedad relativa y buena precisión. De forma adicional, cabe resaltar que el DHT22 tiene incorporado el sensor de temperatura seleccionado anteriormente.

Convertor análogo digital: El convertor análogo digital viene incorporado en el sensor DHT22 (sensor de temperatura y humedad relativa) debido a que tiene una salida digital.

Tarjeta miniprosesadora y tarjeta de procesamiento: En este caso se van a elegir dos tarjetas una para el nodo y la otra para el procesador central. Las tarjetas evaluadas son Arduino, Raspberry Pi e Intel Galileo (Tabla 12).

Características	Arduino	Raspberry Pi	Intel Galileo
Interfaz de comunicación	Serial Bluetooth (con modulo)	Serial Bluetooth WIFI Ethernet	Serial WIFI Ethernet
Almacenamiento interno	NO	SI	SI
Procesador alto nivel	Bajo	Alto	Medio
Salida de Video	NO	SI	NO
Costo comercial	Bajo	Medio	Alto

Tabla 12. Características Tarjetas.

En la tarjeta miniprosesadora basta con que reciba el dato capturado por el sensor, verifique algún error en la toma y si todo está bien enviar el dato al procesador central por medio de la interfaz de comunicación. Por lo tanto no es necesario almacenar datos, ni un alto nivel de procesamiento. De esta manera, la tarjeta Arduino suple las funcionalidades del nodo. Además, el costo comercial de la tarjeta es el más barato.

La tarjeta de procesamiento necesita almacenamiento interno no volátil, un buen procesador y una salida de video para la visualización de alertas y recomendaciones que el sistema genere. Por tal motivo, la tarjeta Raspberry Pi cubre las necesidades expuestas anteriormente con un costo comercial no tan elevado.

5.1.2. Diseño esquemático y circuito PCB

El diseño del esquemático tiene en cuenta los componentes seleccionados y su tipo de conexión con la tarjeta Arduino y Raspberry Pi (Figura 12). En el diseño del circuito PCB se elige en su mayoría componentes de montaje superficial para reducir el tamaño. El diseño de este circuito está basado en Arduino UNO, un módulo Bluetooth y el sensor DHT22 (Figura 13).

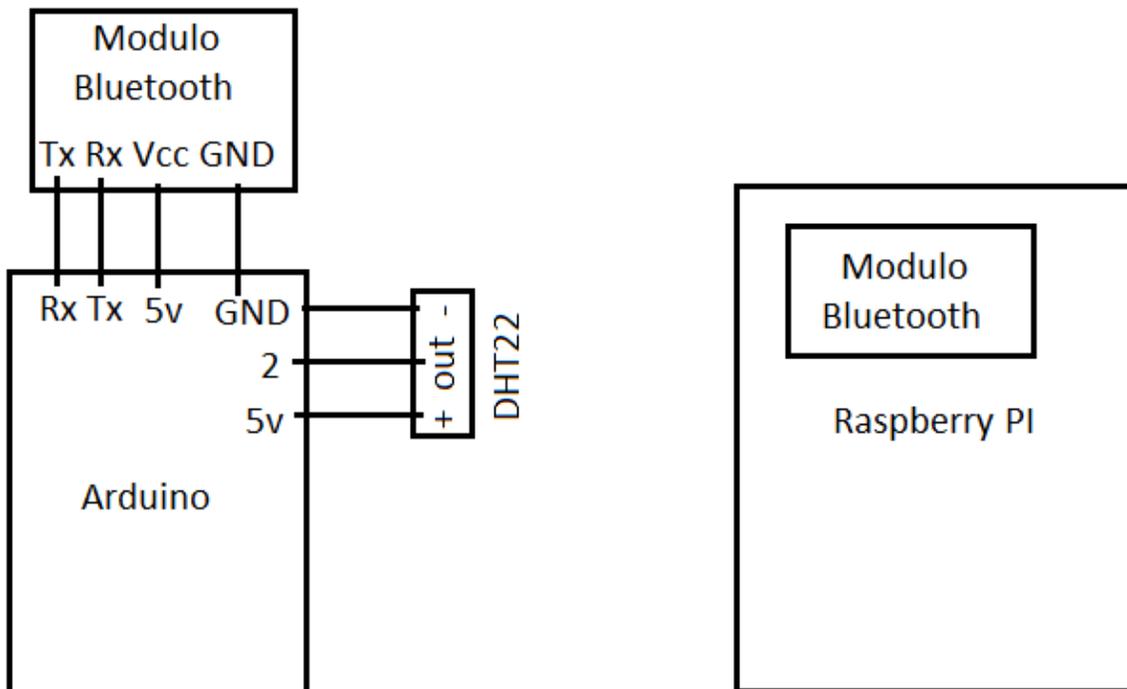


Figura 12. Esquemático Nodo sensor y Procesador central.

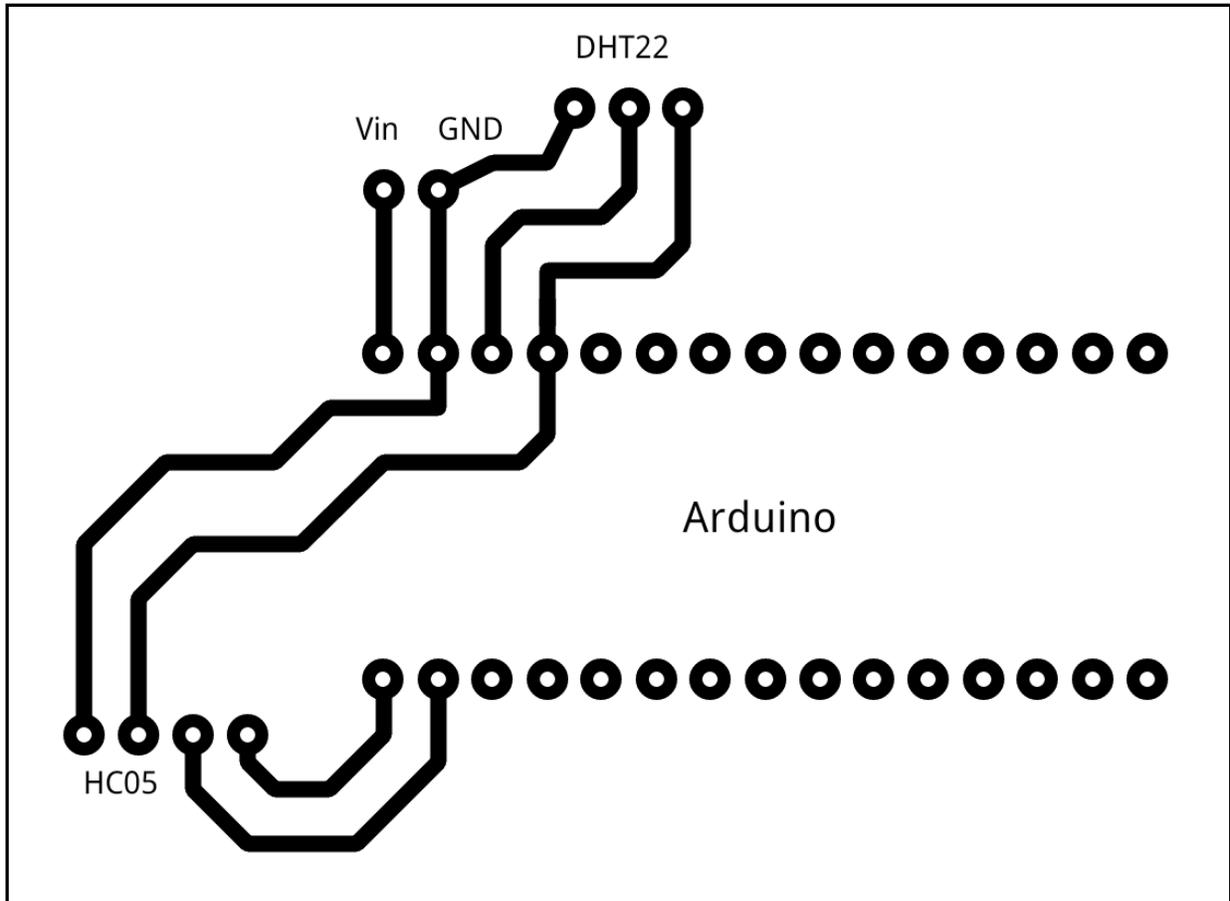


Figura 13. Tarjeta PCB del nodo sensor.

5.1.3. Diseño Final del Nodo

El despliegue del nodo en un invernadero necesita proteger las partes que lo componen y fijar los elementos, para lo cual utilizamos una caja semiplástica donde a través de un clavo se asegura la tarjeta y sus componentes (Figura 14). La caja contiene la batería, la tarjeta Arduino, el módulo Bluetooth, el sensor DHT22 y los cables de conexión. La caja tiene una tapa que se cierra (Figura 15) para proteger y evitar filtraciones de agua o polvo sin afectar el funcionamiento de los componentes.

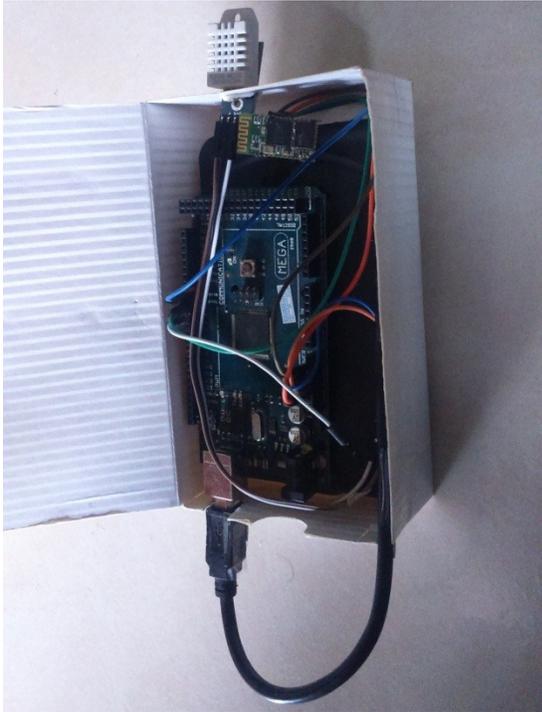


Figura 14. Nodo ensamblado.



Figura 15. Nodo ensamblado protegido.

5.2. Desarrollo Software

Una vez desarrollado el hardware del nodo y el procesador central procedemos a implementar las funcionalidades del sistema en software. El desarrollo software se divide en tres partes, la primera parte la base de datos de clasificación de nivel de antracnosis, la segunda parte la detección de alertas, y la última parte la interfaz de usuario.

5.2.1. Base de Datos

La base de datos es almacenada en archivos de texto plano de extensión csv. Está compuesta por una tabla (Figura 16) cuyos campos que la componen son:

- ✓ HR (Humedad Relativa): guarda el valor de humedad relativa capturado.
- ✓ TEMP (temperatura): guarda el valor de temperatura capturado.

- ✓ ANTRAC (nivel de antracnosis A0, A1, A2, A3): guarda el valor generado por el modelo de la enfermedad basado en los datos de HR y TEMP
- ✓ FECHA: guarda la fecha y hora de la captura del dato.

NivelAntracnosis
HR TEMP ANTRAC FECHA

Figura 16. Tabla Nivel Antracnosis.

En la Figura 17 se observa algunos datos recolectados por el DSSAT. Solo se toman valores enteros, debido al margen de error en la medida de los sensores.

HR	TEMP	ANTRAC	FECHA
85	17	A0	13/12/2018 22:50
85	17	A0	13/12/2018 21:05
85	16	A0	13/12/2018 21:20
85	17	A0	13/12/2018 21:35
85	16	A0	13/12/2018 21:50
85	17	A0	13/12/2018 21:05
85	17	A0	13/12/2018 21:20
85	16	A0	13/12/2018 21:35
85	16	A0	13/12/2018 21:50
86	16	A1	13/12/2018 21:05
86	16	A1	13/12/2018 21:20

Figura 17. Datos recolectados de la Tabla Nivel Antracnosis.

En el Anexo B. encontramos el código fuente de la clasificación y almacenamiento de datos en lenguaje Python.

5.2.2. Detección de alertas y recomendaciones

La temperatura y la humedad relativa no tienen cambios significativos en poco tiempo (algunos minutos) por tal motivo es suficiente capturar un dato cada 15 minutos. Es decir, en una hora se capturan 5 datos. Estos datos son almacenados en orden de llegada de tal forma que los últimos datos almacenados corresponden al comportamiento climático de las últimas horas dentro del invernadero. La detección de alertas se da en las siguientes situaciones:

- ✓ Las últimas 6 horas corresponden a los últimos 30 datos almacenados. Este es el periodo para la tercera alerta.

- ✓ Las últimas 12 horas corresponden a los últimos 60 datos almacenados. Este es el periodo para la segunda alerta.
- ✓ Las últimas 24 horas corresponden a los últimos 120 datos almacenados. Este es el periodo para la primera alerta.

La programación para la detección de una alerta (Figura 18) se implementó en el lenguaje Python. Python es el lenguaje nativo del sistema operativo Raspbian que a su vez está integrado en la tarjeta Raspberry Pi. El proceso de detección de alertas inicia con la consulta a la base de datos para obtener los últimos valores y asignarlos en tres rangos correspondientes a los periodos de las alertas auxiliares (primera alerta, segunda alerta y tercera alerta). Posteriormente, la alerta final está basada en el promedio de las alertas auxiliares. Finalmente, el sistema envía una recomendación al usuario dependiendo de la alerta que emite el DSSAT. En el Anexo C. encontramos el código fuente en Python.

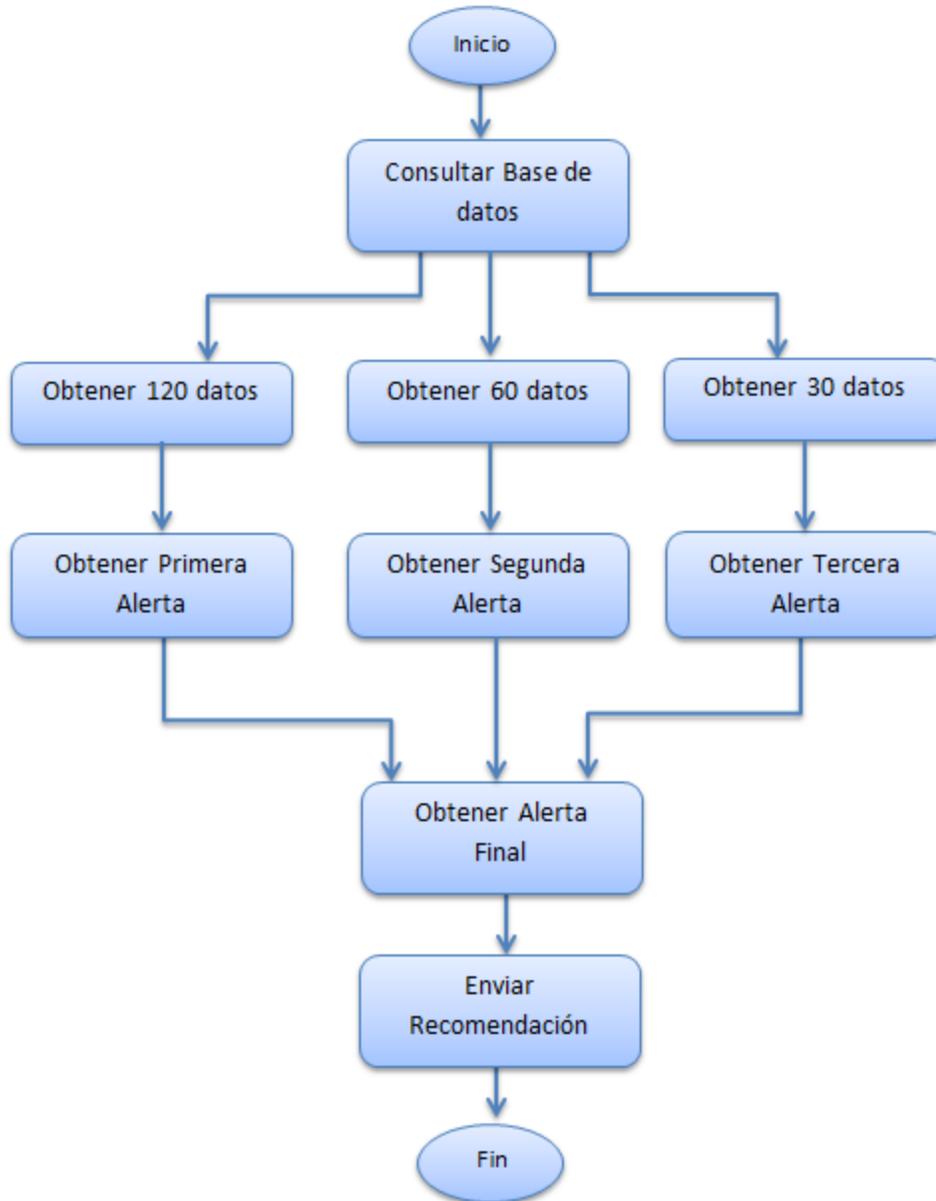


Figura 18. Diagrama de flujo detección de alertas

5.2.3 Interfaz de Usuario

La interfaz de usuario hace uso de la librería TK nativa de Python. La interfaz de usuario es simple e intuitiva debido al público a quien está dirigida (Figura 19). La interfaz consta de una ventana principal donde muestra las variables climáticas (humedad relativa y temperatura). También, se observa un área donde se despliegan las alertas y recomendaciones que el sistema genera al usuario. Además, una información relacionada con gráficas del comportamiento de la temperatura (botón ver temp), humedad relativa (botón ver HR) y nivel de antracosis (botón ver Antrac).

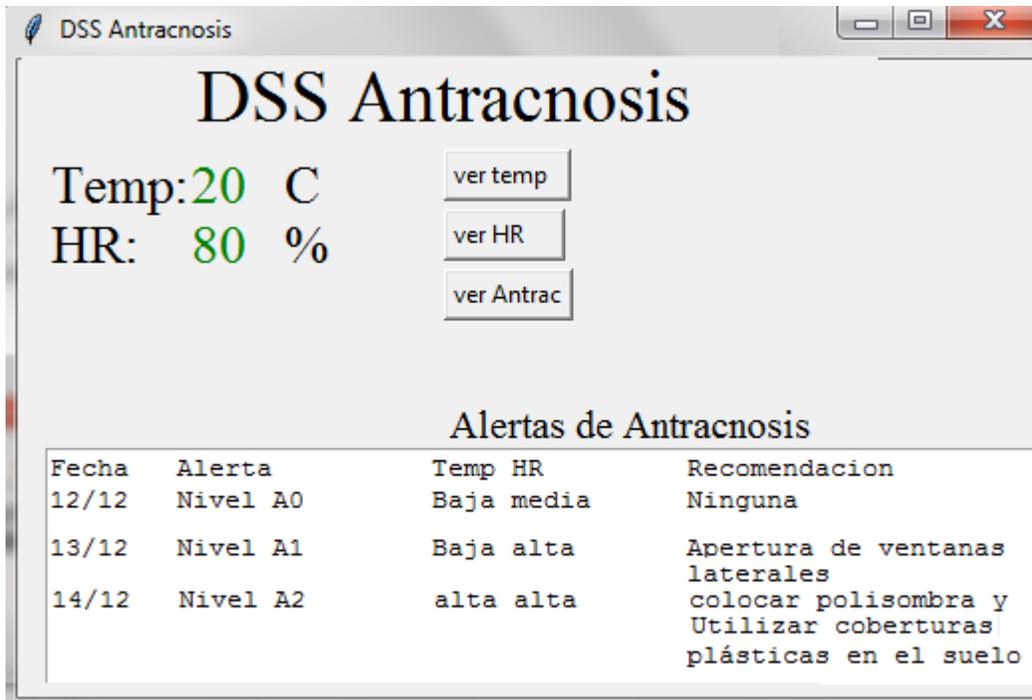


Figura 19. Ventana principal de la interfaz de usuario

El comportamiento de la temperatura (Figura 20) muestra en color azul el valor capturado por el sensor en una noche y en color verde los límites ideales para el cultivo.

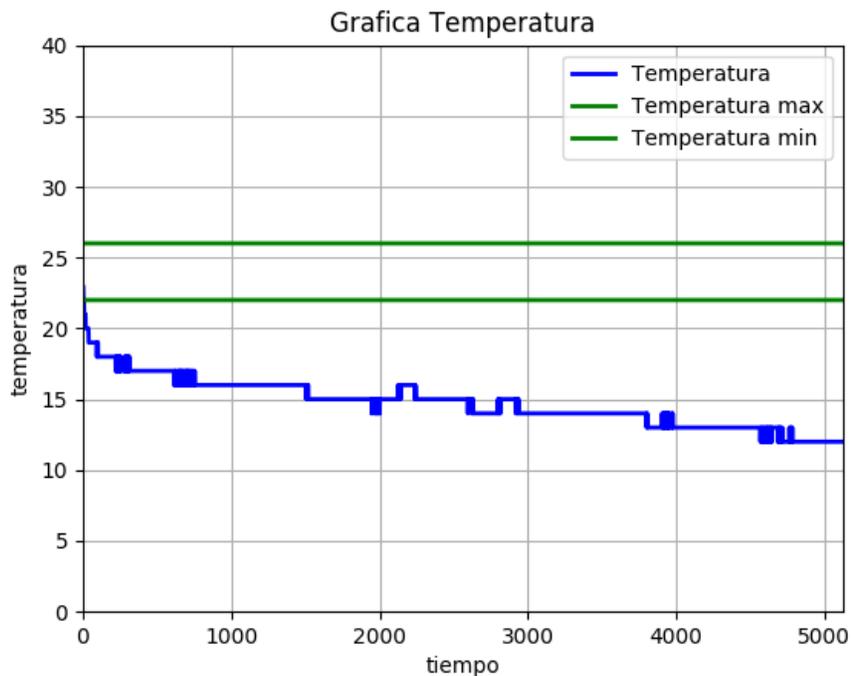


Figura 20. Grafica de la temperatura.

El comportamiento de la humedad relativa (Figura 21) muestra en color azul el dato capturado por el sensor en una noche y en color verde los límites ideales para el cultivo.

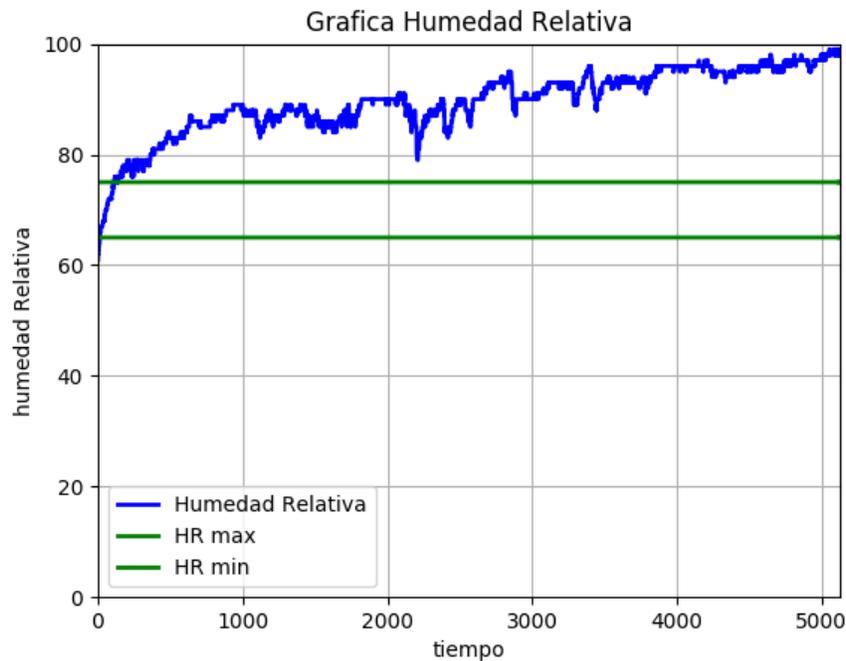


Figura 21. Grafica de la humedad relativa.

La relación entre temperatura, humedad relativa y clasificación de nivel de antracnosis se muestra en un gráfico en tres dimensiones (Figura 22). Los colores ayudan a visualizar el nivel de posible desarrollo de antracnosis dependiendo de las variables climáticas (humedad relativa y temperatura). En color verde los datos clasificados como A0, en color amarillo los clasificados como A1, en color naranja los clasificados como A2 y en rojo los clasificados como A3.

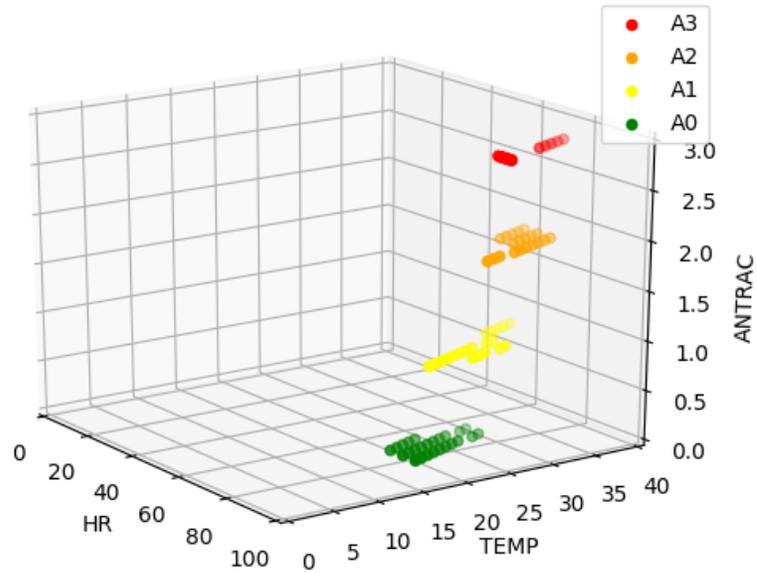


Figura 22. Gráfica del nivel de antracosis.

5.3. Resumen

En este capítulo se llevó a cabo la implementación del DSSAT, en el cual se especificó y seleccionó los componentes hardware necesario para la adquisición de datos y funcionalidades software para el nodo y procesador central. Además, describió la base de datos, la forma para detectar una alerta y la interfaz gráfica.

CAPÍTULO 6. PRUEBAS Y RESULTADOS.

Este capítulo describe las pruebas realizadas en la arquitectura del DSS para prevención de antracnosis en tomate por medio de un caso de estudio. Al mismo tiempo los resultados obtenidos y su interpretación. La evaluación realizada consiste en una evaluación tipo caso-control. Donde al agricultor se le van a indicar unas sugerencias para prevenir y hacer control en la aparición de la antracnosis.

6.1. Preparación del caso de estudio

El caso de estudio para el DSSAT consistió en seleccionar dos cultivos de tomate en invernadero (invernadero 1 e invernadero 2). Los invernaderos están distanciados unos 100 metros el uno del otro, localizados en la vereda La Paz del municipio de Sotará Cauca, Colombia. En cada uno de los invernaderos se cultivaron 30 plantas de tomate. El cultivo inicio el 22 de septiembre de 2017 y terminó el 4 de enero de 2018. Lo que equivale a unos 4 meses.

El ciclo del cultivo de tomate se divide en: selección de semillas y siembra, germinación de semillas, trasplante, floración, primeros frutos, frutos medianos verdes y frutos maduros. Para las primeras etapas (selección de semillas y siembra, germinación de semillas y trasplante) se siguen los mismos pasos para ambos invernaderos.

Selección de semillas y siembra: la variedad seleccionada para este caso de estudio fue la llamada comúnmente como chonto (*Lycopersicon esculentum* Mili). Este tipo de variedad es uno de los más utilizados en el mercado familiar, presenta más resistencia a las enfermedades y sin aplicación de fungicidas. Dando lugar únicamente a la prevención de la enfermedad antracnosis por medio del DSSAT. Las semillas fueron sembradas en pequeños vasos de plástico llenos de tierra y puestos en un almácigo.

Germinación de semillas: las semillas germinaron a los 8 días de sembradas (Figura 23).



Figura 23. Germinación de semillas.

Trasplante: a los 16 días de la germinación de la semilla la planta está lista para el trasplante al invernadero (Figura 24). Treinta plantas fueron sembradas en cada uno de los invernaderos (Figura 25).



Figura 24. Plantas en almácigo para trasplante.



Figura 25. Plantas sembradas en los invernaderos.

Para las etapas de floración, primeros frutos, frutos medianos verdes y frutos maduros se divide en dos casos.

Caso 1: para el cultivo del invernadero 1 se despliega el DSSAT sobre el terreno (Figura 26). Siguiendo las recomendaciones generadas por el sistema.

Caso 2: para el invernadero 2 no se despliega el DSSAT. El agricultor hace las labores que él cree conveniente. Sin tener en cuenta factores de influencia como las variables climáticas.



Figura 26. Despliegue del DSSAT (Caso 1).

De ahora en adelante solo nos ocuparemos del caso 1. El que utiliza el DSSAT que vamos a evaluar. El caso 2 solo vamos a necesitar los resultados finales de cuantos fueron los frutos afectados por la antracnosis para compararlos con los resultados del caso 1.

Continuando con las etapas del cultivo monitorizadas con el DSSAT tenemos la floración al mes y medio del trasplante (Figura 27). Los pequeños frutos a los quince (15) días de la floración (Figura 28). Los frutos medianos verdes veintidós (22) días después (Figura 29) y finalmente los frutos maduros (Figura 30) quince (15) días después de los frutos medianos verdes. Terminando así con un ciclo de casi cuatro meses.



Figura 27. Floración de plantas.



Figura 29. Frutos medianos verdes.



Figura 28. Frutos pequeños.



Figura 30. Frutos maduros.

Para el caso 1 el DSSAT capturo los datos de temperatura y humedad relativa. Los clasifico en cuatro categorías (A0, A1, A2 y A3) y dependiendo del periodo de duración de cada categoría el DSSAT genero las alertas para que el agricultor siguiera unas recomendaciones.

Una alerta nivel A3 es generada por el DSSAT (Figura 31) con base en la clasificación de los datos capturados y la comparación de estos con el modelo de la enfermedad. La alerta A3 es generada después de haber generado las alertas A1 y A2. La alerta indica que las condiciones climáticas son altamente favorables para el desarrollo de la antracnosis. Por tal motivo debe seguir las recomendaciones del caso.

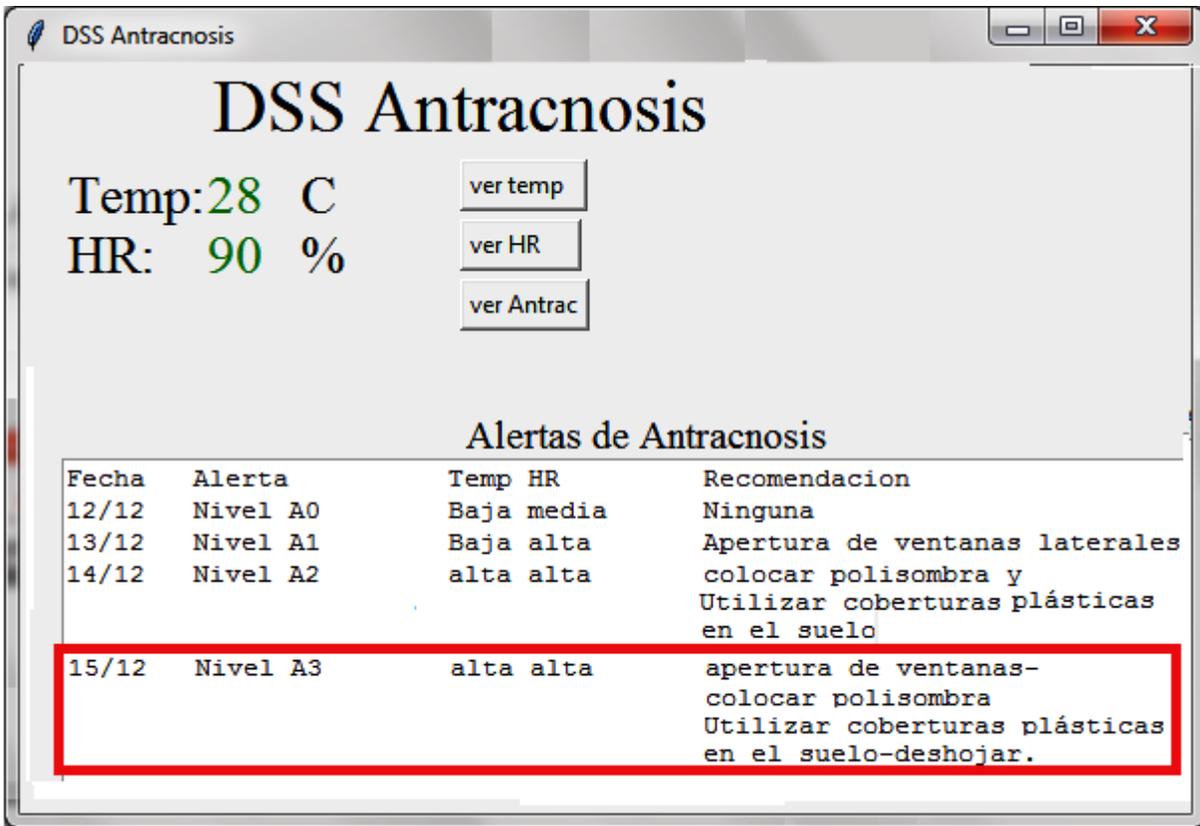


Figura 31. Emisión de una alerta.

En esta evaluación no se utilizó la aplicación de fungicidas. Por tal motivo a pesar de seguir las recomendaciones del DSSAT hubo algunos casos de frutos infectados con la antracnosis.

6.2. Resultados.

Al terminar la cosecha, en ambos invernaderos realizamos una inspección manual, haciendo un balance de la cantidad de frutos producidos y cuántos de estos estaban infectados con antracnosis (Tabla 13).

Inspección	Caso 1 (Con DSSAT)	Caso 2 (Sin DSSAT)
Número de plantas	30	30
Promedio número de frutos por planta	55.2	42.3
Aproximado total frutos	1700	1300
Frutos infectados	64	116
Porcentaje número de frutos infectados	3.7%	8.9%

Tabla 13. Resultados del conteo manual de frutos con antracnosis.

Los resultados del caso de estudio resalta que al utilizar el DSSAT (caso 1) no solo se presenta una disminución de la presencia de antracnosis en el fruto (3.7 % contra 8.9%). Sino también un aumento en el número de frutos por planta (55 contra 42). De esta manera, el DSSAT logra una reducción de la aparición de la enfermedad de antracnosis en los cultivos de tomate.

En cuanto al retorno de inversión. El despliegue de un nodo tiene un valor aproximado de 50.000 pesos. Por otra parte los frutos de ganancia usando el DSSAT son aproximadamente 400, y los frutos que el DSSAT evito que se infectaran fueron aproximadamente 52. De esta manera se tienen 452 frutos de ganancia. En promedio una libra de tomate equivalen a unos cuatro tomates, de esta manera se tienen 113 libras. Si valoramos una libra en 1.200 pesos obtenemos 135.600 pesos. Llegamos entonces a una ganancia neta de 85.600 pesos. Este análisis se hace para un caso de estudio donde solo se toman 30 plantas. La ganancia se puede incrementar sustancialmente si el sistema se lleva a un cultivo mayor (de unas 500 plantas).

6.3. Resumen.

En este capítulo describimos el caso de estudio para el despliegue del DSSAT. Además, mostramos los resultados del DSSAT que redujo la aparición de la enfermedad y aumento la producción de tomate.

CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

7.1. Conclusiones

Ninguno de los trabajos consultados en la revisión desplegaba una arquitectura de referencia para los DSS en prevención de enfermedades como la antracnosis en cultivos de tomate. Durante la revisión se observó falta de procesamiento de la información capturada, mediante sensores. Ausencia de generación de alertas y recomendaciones para los agricultores.

Los algoritmos de árboles de decisión tienen mejor porcentaje de instancias correctamente clasificadas con un 82.7% contra un 72.8% del algoritmo de *Naive Bayes*. Razón por la cual es el elegido para el modelado de la antracnosis.

Teniendo en cuenta el modelo de la enfermedad antracnosis, los conceptos en DSS, y la agricultura de precisión, planteamos una arquitectura encaminada a los DSS para la prevención de antracnosis en tomate. La arquitectura establece procesos y procedimientos eficaces para el control de la información como lo es el manejo de errores, almacenamiento y clasificación de datos, detección de alarmas y generación de recomendaciones al usuario.

El DSSAT redujo un 5.2 % la aparición de antracnosis en los frutos de tomate en comparación cuando no se utilizó ningún sistema pasando de 8.9% a 3.7%. Además, el DSSAT incrementó en 13 unidades el número de frutos producidos por una planta pasando de 42 a 55 frutos por planta. Por lo tanto, el DSSAT es importante para la prevención de antracnosis en tomate.

La validación de las soluciones tecnológicas, aplicadas en dominios como la agricultura, presenta algunas dificultades, como captura de datos del entorno, calidad en estos datos y colaboración de expertos agrónomos. Si bien, los resultados obtenidos al aplicar el DSSAT son buenos, la implementación de este sistema en un entorno de producción real necesita de una validación más rígida.

El DSSAT cumple con la relación costo beneficio. Ya que la inversión utilizada en el despliegue del sistema puede ser recuperada mediante el aumento en la producción y la disminución de frutos infectados por antracnosis.

El sistema se puede mejorar si se toma en cuenta otras variables que afectan el cultivo y el desarrollo de antracnosis. En el caso de estudio se notó que la humedad del suelo y las corrientes de viento pueden influenciar de manera significativa la aparición de antracnosis.

7.2. Trabajo futuro

El principal aporte de este trabajo de grado es el DSSAT, el cual es el sistema de soporte a la toma de decisiones para la prevención de antracnosis en tomate. Basados en una arquitectura en capas y un modelado de la enfermedad antracnosis para la prevención de brote de antracnosis en un cultivo de tomate. Y siendo este sistema capaz de realizar la captura de datos agroclimáticos, detectar errores en la captura, almacenar la información capturada, clasificar los datos capturados, detectar alertar y generar recomendaciones. Se proponen los siguientes trabajos a futuro:

- Integrar un número mayor de sensores por sitio y analizar la información recolectada con mayor detalle.
- Modelar el DSSAT con mayor precisión tomando en cuenta otras variables como humedad del suelo y flujo del viento las cuales son significativas en el desarrollo de la antracnosis.
- Mejorar el prototipo utilizando tecnologías más eficientes y económicas para generar un producto potencial de comercialización.
- Desarrollar una versión para aplicaciones móviles del DSSAT con el fin de facilitar al usuario el acceso a las recomendaciones y la notificación de alertas.
- Aumentar el número de plantas a estudiar y cambiar la variedad de tomate utilizada.

REFERENCIAS

- [1] B. Bernstein, "Characteristics of Colletotrichum from Peach, Apple, Pecan, and Others Host," *The American Phytopathological Society*, vol. 79, no. 5, pp. 478–482, 1995.
- [2] J. Restrepo and W. Montoya, "Diagnóstico precoz de la Antracnosis (*Colletotrichum gloeosporioides*) en tomate mediante el empleo de infecciones quiescentes," *Universidad de Caldas*, vol. 15, no. 1, pp. 89–102, 2008.
- [3] I. Chuquimarca, "Evaluacion en el Laboratorio del Comportamiento de Cuatro Fungicidas Biologicos para el control de Antracnosis," Universidad de Cuenca, 2010.
- [4] S. Babbitt, "Plagas y Enfermedades del Tomate," *Suplemento Especial*, p. 23, 2006.
- [5] F. Y. Vivas, J. C. Corrales, and G. Ramírez-gonzález, "Aproximación a un modelo contextual para calidad de datos en agricultura de precisión," *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, vol. 15, no. 29, pp. 99–112, 2016.
- [6] R. C. Seem, "Decision Support Systems : Quenching the Thirst," *Plant Disease*, vol. 86, no. 1, pp. 2–14, 2002.
- [7] T. M. Mitchell, *Machine Learning*. U.K: McGraw-Hill, 1997.
- [8] M. Mancuso, "A Wireless Sensors Network For Monitoring Environmental Variables in a Tomato Greenhouse," *Sensicast Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 74–85, 2009.
- [9] G. Galande, "Greenhouse Microclimatic Real-Time Monitoring Embedded WSN Used in Agriculture," *International Journal of Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 1328–1333, 2015.
- [10] A. Jimenez, "Sistema de adquisición, almacenamiento y análisis de información de fenológica para el manejo de plagas y enfermedades de un duraznero mediante tecnologías de agricultura de precisión," *Tecnura*, vol. 14, no. 27, pp. 41–51, 2010.
- [11] A. Badage and P. Aishwarya, "Alarm System in WSN for Critical Event Monitoring : Indian Agriculture," *International Journal of Innovative*, vol. 1, no. 2, pp. 74–77, 2014.
- [12] A. J. Churi, M. R. S. Mlozi, H. Mahoo, S. D. Tumbo, and R. Casmir, "A Decision Support System for Enhancing Crop Productivity of Smallholder Farmers in Semi-Arid Agriculture," *International Journal of Information and Communication Technology Research*, vol. 3, no. 8, pp. 238–248, 2013.
- [13] M. K. Gupta, D. V. K. Samuel, and N. P. S. Sirohi, "Decision support system for greenhouse seedling production," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 73, no. 2, pp. 133–145, 2010.

- [14] S. G. Karandikar, "A review of soft computing based DSS in fertilizer management in India," *YMT College of Management*, pp. 118–122, 2014.
- [15] M. Gallardo, F. Arrabal, F. M. Padilla, and R. B. Thompson, "Use of the VegSyst-DSS to calculate the irrigation and N requirements and the applied N concentration of fertigated greenhouse-grown vegetable crops," *II Simposio Nacional de Ingeniería Hortícola*, pp. 161–164, 2016.
- [16] E. Garcia, "Agricultura de Precision," *C & T Universidad de Palermo*, vol. 1, no. 1, pp. 99–116, 2014.
- [17] M. Schepers, "Advances in decision support systems for control of Phytophthora infestans in Europe," *Proceedings of the International Workshop on Complementing Resistance to Late Blight (Phytophthora infestans) in the Andes*, vol. 1, no. 1, pp. 145–150, 2001.
- [18] S. Araujo, *Aprendizaje automático: conceptos básicos y avanzados: aspectos prácticos utilizando el software Weka*. Madrid: Pearson Pr, 2006.
- [19] F. A. Vallejo, *Mejoramiento genético y producción de tomate en Colombia*. Palmira: Universidad Nacional de Colombia, 1999.
- [20] L. Garza, *Las hortalizas cultivadas en México, características botánicas*, Departamen. Chapingo, Mexico: Departamento de Fitotecnia, 1985.
- [21] A. Saldarriaga, "Caracterización del Agente Causante de la Antracnosis en Tomate de Arbol, Manzano y Mora," *Revista Academia Colombiana de Ciencias*, vol. 32, no. 123, pp. 145–156, 2008.
- [22] D. Chaudhary, "Application of Wireless Sensor Networks for Greenhouse Parameter Control in Precision Agriculture," *International Journal of Wireless & Mobile Networks*, vol. 3, no. 1, pp. 140–149, 2011.
- [23] I. Mampentzidou and E. Karapistoli, "Basic Guidelines for Deploying Wireless Sensor Networks in Agriculture," *University of Macedonia*, p. 6, 2012.
- [24] E. Lasso, Ó. Valencia, and J. C. Corrales, "Decision Support System for Coffee Rust Control Based on Expert Knowledge and Value-Added Services," *Springer International Publishing*, vol. 2, pp. 70–83, 2017.
- [25] M. Lobo, "Resistencia de campo a la Antracnosis de los frutos (Colletotrichum gloeosporioides) en tomate," *Universidad de Medellin*, vol. 53, no. 2, pp. 1129–1142, 2000.
- [26] J. Moral, "Effect of Temperature , Wetness Duration , and Planting Density on Olive Anthracnose Caused by Colletotrichum spp .," *The American Phytopathological Society*, vol. 102, no. 10, pp. 974–981, 2012.
- [27] J. E. Adaskaveg and R. J. Hartin, "Characterization of Colletotrichum acutatum Isolates Causing Anthracnose of Almond and Peach in California," *The American Phytopathological Society*, vol. 87, no. 9, pp. 979–987, 1997.

- [28] D. Thompson, "Effects of Temperature, Moisture and Cucumber Cultivar Resistance on Lesion Size Increase and Conidial Production by *Colletotrichum lagenarium*," *The American Phytopathological Society*, vol. 75, no. 7, pp. 828–832, 1985.
- [29] T. Danneberger, J. Vargas, and A. Jones, "A Model for Weather-Based Forecasting of Anthracnose on Annual Bluegrass," *The American Phytopathological Society*, vol. 74, no. 4, pp. 448–451, 1983.
- [30] A. B. Estrada, J. C. Dodd, and P. Jeffries, "Effect of humidity and temperature on conidial germination and appressorium development of two Philippine isolates of the mango anthracnose pathogen *Colletotrichum gloeosporioides*," *Plant Pathology*, vol. 49, no. 1, pp. 608–618, 2000.
- [31] L. Madden, "Field Spread of Anthracnose Fruit Rot of Strawberry in Relation to Ground Cover and Ambient Weather Conditions," *The American Phytopathological Society*, vol. 77, no. 9, pp. 861–866, 1993.
- [32] K. Wasantha, "Influence of Carbon, Nitrogen, Temperature and PH on the Growth Sporulation of some Indian Isolates of *Colletotrichum gloeosporioides* Causing Anthracnose Disease of Papaya," *Tropical Agricultural Research*, vol. 11, no. 1, pp. 7–12, 2008.
- [33] S. Raquel, G. Moraes, M. E. Escanferla, and N. Sidnei, "Prepenetration and Penetration of *Colletotrichum gloeosporioides* into Guava Fruit (*Psidium guajava* L.): Effects of Temperature, Wetness Period and Fruit Age," *Journal of Phytopathology*, vol. 1, no. 1, pp. 1–11, 2014.
- [34] S. Chakraborty and L. Billard, "Quantitative relationships between *Colletotrichum gloeosporioides* infection of *Stylosanthes scabra* and weather under field conditions," *Plant Pathology*, vol. 44, no. 1, pp. 63–72, 1995.
- [35] J. C. Dodd, A. B. Estrada, J. Matcham, and M. Jeffries, "The effect of climatic factors on *Colletotrichum gloeosporioides*, causal agent of mango anthracnose, in the Philippines," *Plant Pathology*, vol. 40, no. 1, pp. 568–575, 1991.
- [36] R. Sepúlveda, "Comportamiento de portainjertos comerciales de tomate en el valle de Illuta," *Ministerio de Agricultura Chile*, vol. 1, no. 72, pp. 1–4, 2013.
- [37] DANE, "El cultivo del tomate de mesa bajo invernadero, tecnología que ofrece mayor producción, calidad e inocuidad del producto," *Insumos y factores asociados a la producción agropecuaria*, vol. 1, no. 30, pp. 1–12, 2014.
- [38] J. Muñoz, "Factores que afectan la productividad del cultivo de tomate en invernadero temperatura," *agro-ux*, vol. 12, no. 11, pp. 3–23, 2011.
- [39] E. Avila, "Manual Tomate," *Cámara de Comercio de Bogotá*, pp. 1–56, 2015.
- [40] O. Robles, "Participación en la Producción de Tomate Manzano en Sistema Hidropónico bajo Invernadero, en la Empresa Santa Mónica Valley S.A., San José Pinula, Guatemala .," Universidad Rafael Landívar, 2014.

- [41] O. Perenguez, “Respuesta fisiológica del tomate a Diferentes Láminas de Riego y su Efecto en la Absorción de Nutrientes,” Universidad Nacional de Colombia, 2011.
- [42] R. Snyder, “Guía del cultivo del tomate en invernaderos,” *Mississippi State University*, Mississippi, pp. 2–24, 2006.
- [43] O. Zaidan, “Cultivo del Tomate,” *Chemonics International*, pp. 1–34, 2008.
- [44] J. López, “Manual Buenas Prácticas en Tomate,” *USAID-RED*, pp. 4–24, 2010.
- [45] H. Tjalling and H. M. Sc, “Guía de Manejo Nutrición Vegetal de Especialidad Tomate,” *CropKit*, pp. 3–84, 2006.
- [46] D. C. Corrales, J. C. Corrales, and A. Figueroa-Casas, “Towards detecting crop diseases and pest by supervised learning,” *Ing Univ*, vol. 19, no. 1, pp. 207–228, 2015.
- [47] G. Meyfroidt, F. Güiza, J. Ramon, and Bruynooghe, “Machine learning techniques to examine large patient databases,” *Best Pract Res Clin Anaesthesiol*, vol. 23, no. 1, pp. 127–143, 2009.
- [48] J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer, and R. Wirth, *CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide*. 2000.
- [49] S. Freeman, T. Katan, and E. Shabi, “Characterization of Colletotrichum Species Responsible for Anthracnose Diseases of Various Fruits,” *Plant Disease*, vol. 82, no. 6, pp. 596–605, 1998.
- [50] “WEKA.” [Online]. Available: <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/>.
- [51] J. Nilsson, *Applying domain-driven design and patterns : with examples in C# and .NET*. Addison-Wesley, 2006.
- [52] R. Limón, “Las vistas arquitectónicas de software y sus correspondencias mediante la gestión de modelos.” 2009.
- [53] “DataSheff DHT22,” 2018. [Online]. Available: <https://www.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Temperature/DHT22.pdf>.
- [54] “Ddatasheff DHT11,” 2018. [Online]. Available: <http://www.micropik.com/PDF/dht11.pdf>.
- [55] “Ddatasheff LM35,” 2018. [Online]. Available: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/lm35.pdf>.
- [56] “Ddatasheff HS1101,” 2018. [Online]. Available: <https://www.todopic.com.ar/utiles/hs1100es.pdf>.

ANEXOS

ANEXO A. CODIGO FUENTE CAPTURA Y ENVÍO DE DATOS

A continuación encontramos el código fuente para la captura y envío de los datos agroclimáticos generados por los sensores. Este código se utilizó en la tarjeta Arduino la cual es un componente del nodo.

```
#include <DHT.h>
#include <Adafruit_Sensor.h>
int SENSOR = 2; // puerto sensor DHT22
DHT dht (SENSOR, DHT22);
void setup () {
  dht.begin();
  Serial.begin(9600);
  delay(500);
}
void loop () {
  int humedad = dht.readHumidity();
  int temp = dht.readTemperature();
  if(Serial.available()) {
    char c = Serial.read();
    if (c=='L') {
      Serial.print(humedad);
      Serial.print(',');
      Serial.println(temp);
    }
  }
  delay(500);
}
```

ANEXO B. CODIGO FUENTE CLASIFICACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATOS.

A continuación mostramos el código fuente para la clasificación y el almacenamiento de datos en lenguaje Python.

```
# Abrimos la conexión con el Nodo/Arduino por Bluetooth y puerto serial
arduinoNodo=serial.Serial('/dev/ttyACM0',baudrate=9600, timeout = 3.0)
#arbolDecisionJ48() ingresan los valores de HR y Temp
#retorna la clasificación Antrac (A3,A2,A1,A0)
def arbolDecisionJ48(HR, T):
    HR = int(HR) #conversión para asegurar que es entero
    T = int(T)
    if HR <= 89:
        if T <= 29:
            if HR <= 80:
                Antrac = 'A0'
            elif HR > 80:
                if T <= 23:
                    if HR <= 85:
                        Antrac = 'A0'
                    elif HR > 85:
                        Antrac = 'A1'
                elif T > 23:
                    Antrac = 'A1'
            elif T > 29:
                if HR <= 75:
                    Antrac = 'A1'
                elif HR > 75:
```

```

        Antrac = 'A2'
elif HR > 89:
    if T <= 29:
        if HR <=95 :
            if HR <=90:
                Antrac = 'A1'
            elif HR >90:
                Antrac = 'A2'
        elif HR >95:
            Antrac = 'A3'
    elif T > 29 :
        Antrac = 'A3'
return Antrac
def capturarDatosSensor():
    HRA = 0
    TL = 0
    try:
        var = "L"
        arduinoNodo.write(var)
        time.sleep(900) #tiempo que demora en envia y obtener respuesta de arduino
        while arduinoNodo.inWaiting() > 0:
            line = arduinoNodo.readline()
            print line
            archivo = open("datoTemporal.csv","w")
            archivo.write(line)
            archivo.close()
    M = []

```

```

f = open("datoTemporal.csv")
Ins = csv.reader(f,delimiter=',')
for i in Ins:
    M = M+[i]
dataSet = []
for i in M:
    HRA = int(i[0])
    TL = int(i[1])
    print HRA,TL
except KeyboardInterrupt:
    capturarDatosSensor()
    print "ERROR DESDE EL NODO"
except IOError:
    print "ERROR CARGAR DATO TEMPORAL"
return HRA,TL
def almacenarDatosClasificados():
    while True:
        HRAI, TEMPAL = capturarDatosSensor()
        ANTRACAI = arbolDecisionJ48(HRAI, TEMPAL)
        fechaDato = strftime("%d %b %Y %H:%M:%S", gmtime())
        line = str(HRAI)+' '+str(TEMPAL)+' '+ANTRACAI+' '+fechaDato+'\n'
        print line
        archivo = open("clasificacionAntrac.csv","a")
        archivo.write(line)
        archivo.close()
        time.sleep(2)
almacenarDatosClasificados()

```

ANEXO C. CODIGO FUENTE DETECCIÓN DE ALERTAS.

A continuación tenemos el código fuente en lenguaje Python para la detección de alertas.

```
lista = []
def iniciarArchivo():
    archivo = open("clasificacionAntrac.csv","a")
    archivo.close()
def cargar():
    archivo = open("clasificacionAntrac.csv","r")
    linea = archivo.readline()
    if linea:
        while linea:
            if linea[-1]=='\n':
                linea = linea[:-1]
            lista.append(linea)
            linea = archivo.readline()
    archivo.close()
def capturarUltimosValores():
    listaA1 = lista[len(lista)-120:len(lista)] #ultimos datos del archivo clasificacionAntrac
    listaA2 = lista[len(lista)-60:len(lista)]
    listaA3 = lista[len(lista)-30:len(lista)]
    valoresA1 = [] #valores de los ultimos datos de ANTRAC (A0,A1,A2,A3)
    valoresA2 = []
    valoresA3 = []
    for elemento in listaA1:
        arreglo = elemento.split(",") # arreglo es una fila del archivo
```

```

    valoresA1.append(arreglo[2]) # valoresA1 es una lista con los valores de ANTRAC
de listaA1
    for elemento in listaA2:
        arreglo = elemento.split(",") # arreglo es una fila del archivo
        valoresA2.append(arreglo[2]) # valoresA2 es una lista con los valores de ANTRAC
    for elemento in listaA3:
        arreglo = elemento.split(",") # arreglo es una fila del archivo
        valoresA3.append(arreglo[2]) # valoresA3 es una lista con los valores de ANTRAC
    return valoresA1, valoresA2, valoresA3
def capturarAlerta():
    vA1, vA2, vA3 = capturarUltimosValores()
    n1A0 = vA1.count('A0')
    n1A1 = vA1.count('A1')
    n1A2 = vA1.count('A2')
    n1A3 = vA1.count('A3')
    lAlerta1 = [n1A3,n1A2,n1A1,n1A0]
    indAlerta1 = lAlerta1.index(max(lAlerta1))
    n2A0 = vA2.count('A0')
    n2A1 = vA2.count('A1')
    n2A2 = vA2.count('A2')
    n2A3 = vA2.count('A3')
    lAlerta2 = [n2A3,n2A2,n2A1,n2A0]
    indAlerta2 = lAlerta2.index(max(lAlerta2))
    n3A0 = vA3.count('A0')
    n3A1 = vA3.count('A1')
    n3A2 = vA3.count('A2')
    n3A3 = vA3.count('A3')

```

```

IAler3 = [n3A3,n3A2,n3A1,n3A0]
indAlerta3 = IAler3.index(max(IAler3))

IAlerFinal = [indAlerta3,indAlerta2,indAlerta1]
indn1A0 = IAlerFinal.count(3)
indn1A1 = IAlerFinal.count(2)
indn1A2 = IAlerFinal.count(1)
indn1A3 = IAlerFinal.count(0)

lindexAlertaFinal = [indn1A3,indn1A2,indn1A1,indn1A0]
indAlertaFinal = lindexAlertaFinal.index(max(lindexAlertaFinal))
nivelAlertaFinal = ""
if indAlertaFinal == 0:
    nivelAlertaFinal = 'A3'
elif indAlertaFinal == 1:
    nivelAlertaFinal = 'A2'
elif indAlertaFinal == 2:
    nivelAlertaFinal = 'A1'
elif indAlertaFinal == 3:
    nivelAlertaFinal = 'A0'
return nivelAlertaFinal

def enviarAlerta():
    alertF = capturarAlerta()
    fechaDato = strftime("%d %b %Y %H:%M:%S", gmtime())
    archivoAlerta = open("alertasAntrac.csv","a")
    line = alertF+', '+fechaDato+'\n'
    if alertF == 'A0':

```

```
    print 'no hay alerta'
else:
    archivoAlerta.write(line)
archivoAlerta.close()

def consultarAlerta():
    valores = []
    for elemento in lista:
        arreglo = elemento.split(",")
        valores.append(arreglo[3])

iniciarArchivo()
cargar()
enviarAlerta()
```

ANEXO D. ARTICULO APROVADO EN COLCOM2018.

