



**Desarrollo de una metodología para la identificación de la sintomatología de fusarium  
raza 1 en banano mediante el uso de sensores aéreos no tripulados**

Bastidas Guayasamín, Galo Andrés y Naranjo Moina, Emilia Martina

Departamento de Ciencias de la Tierra y de la Construcción

Carrera de Ingeniería Geográfica y del Medio Ambiente

Trabajo de titulación, previo a la obtención del título de Ingeniero Geógrafo y del Medio  
Ambiente

Ms. C. Sinda González, Izar

02 de febrero del 2022



TESIS\_BASTIDAS\_NARANJO\_SG.docx

Scanned on: 18:11 February 8, 2022 UTC



Overall Similarity Score



Results Found



Total Words in Text

Identical Words	151
Words with Minor Changes	17
Paraphrased Words	75
Ommited Words	1725

**IZAR SINDE**  
**GONZALEZ**

Firmado digitalmente  
por IZAR SINDE  
GONZALEZ  
Fecha: 2022.02.08  
13:28:09 -05'00'



**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y DE LA CONSTRUCCIÓN**  
**CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE**

**CERTIFICACIÓN**

Certifico que el trabajo de titulación, "**Desarrollo de una metodología para la identificación de la sintomatología de fusarium raza 1 en banano mediante el uso de sensores aéreos no tripulados**" fue realizado por los señores **Bastidas Guayasamin, Galo Andrés y Naranjo Moina, Emilia Martina**, el cual ha sido revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 02 de marzo del 2021

Firma:

**IZAR SINDE** Firmado  
 digitalmente por  
**GONZALEZ** IZAR SINDE  
 GONZALEZ

.....  
**Ing. Sinde González, Izar Ms. C.**

C. C: 175649127-8

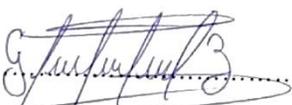


DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y DE LA CONSTRUCCIÓN  
CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Nosotros, **Bastidas Guayasamín, Galo Andrés y Naranjo Moina, Emilia Martina**, con cédulas de ciudadanía n° 1755871579 y 1718134875, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: **Desarrollo de una metodología para la identificación de la sintomatología de fusarium raza 1 en banano mediante el uso de sensores aéreos no tripulados** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 02 de marzo del 2022

  
.....  
**Bastidas Guayasamín, Galo Andrés**

C.C: 1755871579

  
.....  
**Naranjo Moina, Emilia Martina**

C.C: 1718134875



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y DE LA CONSTRUCCIÓN  
CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO AMBIENTE

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN

Nosotros **Bastidas Guayasamín, Galo Andrés y Naranjo Moina, Emilia Martina**, con cédulas de ciudadanía n° 1755871579 y 1718134875, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: **Desarrollo de una metodología para la identificación de la sintomatología de fusarium raza 1 en banano mediante el uso de sensores aéreos no tripulados**, en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi/nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 02 de marzo del 2022

  
.....  
**Bastidas Guayasamín, Galo Andrés**

C.C: 1755871579

  
.....  
**Naranjo Moina, Emilia Martina**

C.C: 1718134875

**Dedicatoria**

A mis padres, que con su esfuerzo y dedicación, supieron enseñarme el valor del trabajo duro. Sus palabras de apoyo siempre estuvieron presentes durante toda mi carrera universitaria.

A mi hermano, quien siempre estuvo pendiente de mí en cada momento y ser aquella persona que considero uno de los más grandes ejemplos a seguir.

**Galo.**

A los seres más perseverantes, y fuertes que la vida me dio como padres, con su amor, cuidado y arduo trabajo me enseñaron las lecciones más importantes de mi vida, Su preocupación y aliento de cada día, me ha permitido cumplir uno más de mis sueños.

A mi abuelita Rosita, la mujer más fuerte que he conocido y el ejemplo más grande de amor y generosidad, quien con sus ocurrencias y sonrisas alegró mi vida.

A mi hermano, la persona más incondicional y el reflejo más grande de valentía, que, con sus cuidados y risas, me ha apoyado y alegrado mis días desde muy pequeña.

**Emi.**

## **Agradecimiento**

El agradecimiento más grande a mis padres y a mi hermano, que siempre estuvieron en cada momento de mi vida, gracias por enseñarme que el trabajo duro siempre rinde frutos. El terminar con éxito mi etapa universitaria es un reflejo de la confianza que ellos han depositado en mí.

A Emi, que durante el transcurso de toda la carrera y el desarrollo de esta investigación, formamos un gran equipo y una gran amistad. Gracias por ser aquella amiga que siempre tenía palabras de ánimo.

A mis maravillosos amigos que pude conocer en la universidad, gracias por haber compartido conmigo experiencias y momentos llenos de alegría. No cabe duda que hicieron que esta etapa de mi vida sea inolvidable.

**Galo.**

## Agradecimiento

A Dios y a la vida por regalarme oportunidades y bendiciones para cumplir un logro más en mi desarrollo personal. Porque en los momentos más complicados siempre tuve calma y seguridad.

A mis padres, por nunca dejar de creer en mí, por enseñarme a no rendirme frente a una dificultad, y principalmente porque me dieron todas las herramientas necesarias para que sea la mujer que ahora soy.

A Xavier, por sus consejos y amor incondicional en esta etapa. Con su amor y dedicación me enseñó que todos nuestros sueños se van a cumplir.

A mi amigo Galito, quien me brindó su amistad durante toda la universidad, que con esfuerzo y dedicación en conjunto culminamos este proyecto de investigación con éxito.

Y por supuesto, a todos mis amigos de la universidad, que me han brindado su amistad sincera en una de las etapas más bonitas de mi vida. Ahora son mi segunda familia.

**Emi.**

## **Agradecimiento**

De manera especial queremos agradecer al Ing. Izar Sinde por la confianza que depositó en nosotros durante el desarrollo de esta investigación. Su ejemplo como ser humano y profesional, así como su conocimiento y enseñanzas compartidas, serán una guía para nuestro futuro camino. El éxito de esta investigación no sería lo mismo sin su ayuda.

También queremos expresar nuestro agradecimiento al Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias (INIAP), en especial al Ph.D. Antonio Bustamante, Ing. Diana López y al Ing. Javier Maiguashca, los cuales nos brindaron todas las facilidades necesarias para cumplir con cada uno de los objetivos de esta investigación.

**Emi y Galo.**

## Índice de contenidos

Dedicatoria .....	2
Agradecimiento .....	7
Índice de contenidos.....	10
Índice de tablas .....	16
Índice de figuras .....	18
Resumen.....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Abstract.....	20
Capítulo I.....	22
Antecedentes.....	22
Planteamiento del problema .....	24
Justificación e Importancia.....	26
Descripción del área de estudio .....	29
Objetivos.....	30
Objetivo General .....	30
Objetivos Específicos .....	30
Hipótesis.....	31

Metas.....	31
Capítulo II.....	33
Teledetección .....	33
Resolución.....	34
Fotogrametría .....	35
Espectro electromagnético.....	36
Imágenes Multiespectrales .....	37
Vehículos aéreos no tripulados (VANT – UAV).....	37
Agricultura de precisión.....	37
Banano .....	39
Fusarium.....	51
Clasificación de imágenes .....	39
Clasificación no supervisada de imágenes.....	39
Clasificación supervisada de imágenes.....	40
Métodos de clasificación.....	40
Algoritmo de clasificación Random Forest (RF).....	40
Mapeo del ángulo espectral (SAM).....	41

Segmentación de imágenes a partir de índices de vegetación .....	42
Firma Espectral.....	43
Índices de vegetación .....	44
Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI).....	45
Índice del borde rojo de diferencia normalizada (NDRE) .....	45
Índice de clorofila verde ( $CI_{green}$ ) .....	46
Índice de clorofila del borde rojo ( $CI_{RE}$ ).....	46
Análisis multitemporal .....	47
Estadística .....	56
Estadística descriptiva .....	56
Estadística inferencial .....	57
Muestreo.....	57
Análisis de la varianza ANOVA.....	60
Prueba de Kolmogorov-Smirnov .....	60
Prueba de Levene.....	61
Prueba de Kruskal-Wallis.....	61
Matriz de confusión.....	61

Índice kappa .....	64
Base Legal.....	65
Capítulo III.....	67
Generalidades .....	67
Fase I.....	69
Materiales y equipos.....	69
Condiciones del área de estudio .....	70
Ubicación y materialización de puntos de apoyo fotogramétrico.....	71
Plan de vuelo .....	73
Ejecución de los vuelos.....	73
Captura de imágenes aéreas UAV .....	74
Georreferenciación de imágenes.....	74
Proceso fotogramétrico de imágenes multiespectrales.....	75
Fichas agronómicas .....	76
Medidas en campo .....	77
Estimación de diámetro y altura de la planta .....	77
Fase II.....	78

Cálculo y obtención de índices de vegetación .....	78
Identificación de plantas con sintomatología de FOC R1.....	79
Métodos de Clasificación.....	81
Spectral Angle Mapper (SAM). .....	81
Segmentación de imágenes a partir de índices espectrales.....	84
Random Forest (RF). .....	84
Fase III.....	85
Análisis estadístico .....	86
Muestreo.....	86
Aplicación de la matriz de confusión. ....	86
Aplicación del índice kappa.....	87
Análisis exploratorio de datos. ....	87
Prueba de normalidad.....	87
Prueba de homogeneidad de varianzas.....	88
Prueba Kruskal-Wallis.....	88
Validación de resultados .....	89
Capítulo IV .....	90

Análisis estadístico de la matriz de confusión .....	90
Análisis estadístico del índice kappa.....	92
Análisis estadístico de índices de vegetación .....	93
Análisis exploratorio .....	93
Aplicación de la metodología en la Estación Experimental Tropical Pichilingue .....	97
Análisis multitemporal del comportamiento de los índices de vegetación.....	100
Análisis de los índices de vegetación en la zona de Caluma .....	111
Aplicación de la metodología en la plantación comercial.....	114
Capítulo V .....	115
Conclusiones .....	115
Recomendaciones .....	118
Referencias bibliográficas.....	120
Anexos .....	129

## Índice de tablas

Tabla 1 Descripción botánica del banano .....	49
Tabla 2 Condiciones agroecológicas del banano.....	51
Tabla 3 Ecuaciones obtenidas a partir de la matriz de confusión.....	63
Tabla 4 Valoración del índice kappa.....	65
Tabla 5 Materiales y equipos .....	69
Tabla 6 Parámetros de los planes de vuelo -UAV DJI Phantom + Parrot Sequoia.....	73
Tabla 7 Ficha agronómica .....	76
Tabla 8 Matriz de confusión de los métodos de clasificación para alturas de 25 m y 35 m .....	90
Tabla 9 Parámetros calculados a partir de la matriz de confusión .....	91
Tabla 10 Índice kappa para cada uno de los métodos de clasificación para alturas de 25 m y 35 m .....	92
Tabla 11 Análisis exploratorio para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m ...	94
Tabla 12 Prueba de normalidad (K-S) para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m .....	94
Tabla 13 Prueba de homogeneidad para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m.....	96

Tabla 14 Prueba de Kruskal-Wallis para índices de vegetación tomados con UAV a 35

m .....96

## Índice de figuras

Figura 1 Mapa de ubicación del área de estudio .....	29
Figura 2 Componentes del proceso de teledetección .....	34
Figura 3 El espectro electromagnético.....	36
Figura 4 Etapas de la agricultura de precisión .....	38
Figura 5 Caracteres botánicos del banano .....	49
Figura 6 Presencia de FOC R1 a nivel vascular .....	53
Figura 7 Distribución global de Fusarium raza 4 .....	55
Figura 8 Curva de invasión y fases de respuesta ante Fusarium raza 4 .....	55
Figura 9 Firmas espectrales de agua, suelo y vegetación .....	44
Figura 10 Matriz de confusión .....	62
Figura 11 Metodología general del proyecto.....	67
Figura 12 Dron DJI Phantom 4 .....	69
Figura 13 Mapa de ubicación de la zona de estudio en Caluma .....	71
Figura 14 Ubicación de los puntos de apoyo fotogramétrico.....	72
Figura 15 Diseño de los vuelos multiespectrales .....	74
Figura 16 Medidas en campo de altura y diámetro de la planta .....	77
Figura 17 Obtención de índices de vegetación en el lote Salvatierra <b>Error! Marcador no definido.</b>	
Figura 18 Toma coordenadas de plantas con sintomatología en campo .....	79

Figura 19 Ubicación de plantas con sintomatología de FOC R1 en la zona de Caluma.	80
Figura 20 Ortomosaico multiespectral .....	82
Figura 21 Máscara de hojas .....	83
Figura 22 Estructura del árbol de decisión puesto a prueba .....	85
Figura 23 Mapa de Identificación de sintomatología de FOC R1 en Caluma .....	93
Figura 24 Gráficos de los índices de vegetación tomados con UAV a 35 m. ....	95
Figura 25 Aplicación de la metodología en la E.E.T.P .....	98
Figura 26 Verificación en campo a través de la numeración de las plantas .....	99
Figura 27 Análisis multitemporal de los índices de vegetación - NDVI.....	101
Figura 28 Análisis multitemporal de los índices de vegetación - NDRE .....	102
Figura 29 Análisis multitemporal de los índices de vegetación - $CI_{green}$ .....	104
Figura 30 Análisis multitemporal de los índices de vegetación – CIRE .....	106
Figura 31 Comportamiento de los índices de vegetación en el lote “Salvatierra” durante los 5 meses .....	108
Figura 32 Índices de vegetación en la zona de Caluma.....	111
Figura 33 Comportamiento de los índices de vegetación entre planta con sintomatología de FOC R1 y sin sintomatología de FOC R1. ....	112
Figura 34 Validación de la metodología en plantación comercial.....	115

## Resumen

El banano es una planta perteneciente a la familia de las Musáceas que se ha visto gravemente afectada por una variedad de enfermedades que debilitan su producción. Una de estas enfermedades es la marchitez por *Fusarium* provocada por el hongo *Fusarium oxysporum f. sp. cubense* (FOC) que ha sido catalogada como una de las diez más devastadoras en torno al campo de la agricultura. El objetivo de este estudio fue desarrollar y validar una metodología para la identificación de la sintomatología de *Fusarium* raza 1 a partir de técnicas geoespaciales mediante el uso de sensores aéreos no tripulados. En la primera fase se realizó el levantamiento de información en campo compuesta por la obtención de imágenes multiespectrales y RGB con UAV, en la segunda fase se realizó el análisis de información a partir de la implementación de cuatro índices de vegetación, NDVI, NDRE, CIRE,  $CI_{green}$ , y tres métodos de clasificación, Algoritmo Random Forest, Algoritmo Spectral Angle Mapper y Método de segmentación de imágenes a partir de índices de vegetación. Finalmente, en la fase 3 se aplicaron diferentes técnicas estadísticas y se realizó la validación de la metodología. Aplicando la matriz de confusión e índice kappa se obtuvo que la altura más adecuada para la identificación de la sintomatología de FOC R1 es la aplicación del método de Random Forest, a partir de una ortofoto multiespectral obtenida a una altura de vuelo de 35 m con una exactitud del 73 % y una tasa de error del 27.

### **PALABRAS CLAVE:**

- **BANANO**
- **FUSARIUM**
- **ÍNDICES DE VEGETACIÓN**
- **MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN**

## **Abstract**

Banana is a plant belonging to the Musaceae family that has been severely affected by a variety of diseases that weaken its production. One of these diseases is the wilt of *Fusarium* caused by the fungus *Fusarium oxysporum f. sp. cubense* (FOC) that has been listed as one of the ten most devastating in the field of agriculture. The objective of this study was to develop and validate a methodology for the identification of the symptomatology of *Fusarium* race 1 from geospatial techniques using unmanned aerial sensors. In the first phase was carried out the collection of information in field composed by obtaining multispectral images and RGB with UAV, In the second phase was carried out the analysis of information from the implementation of four vegetation indices, NDVI, NDRE, CIRE,  $CI_{green}$ , and three classification methods, Random Forest Algorithm, Spectral Angle Mapper Algorithm and Image Segmentation Method from Vegetation Indices. Finally, in phase 3 different statistical techniques were applied and the methodology was validated. By applying a matrix of confusion and kappa index it was obtained that the most appropriate height for the identification of the symptomatology of FOC R1 is the application of the Random Forest method, from a multispectral orthophoto obtained at a flight height of 35 m with an accuracy of 73 % and an error rate of 27 %.

### **KEYWORDS:**

- **BANANAS**
- **FUSARIUM**
- **VEGETATION INDICES**
- **CLASSIFICATION METHODS**

## Capítulo I

### Problema

#### Antecedentes

El banano es un fruto que es considerado un alimento básico para el hogar de millones de personas en el mundo, siendo el cuarto cultivo alimenticio que más se destaca debido a su dinámica comercial (FAO, 2004). El auge del banano en Ecuador se da entre 1948 y 1965, transformando así la economía del país junto con otros productos de exportación de esa época, con el boom bananero, el país tuvo un incremento del PIB, con valores de incremento constantes, siendo un hito en la repercusión socioeconómica fuerte en un corto periodo de tiempo (Larrea, 1989). De acuerdo a los últimos datos proporcionados por FAOSTAT en el 2017, alrededor de 5.6 millones de hectáreas de tierra están ocupadas con plantaciones de banano, siendo los principales productores: India, China, Indonesia, Brasil y Ecuador (Arguello & Jaramillo, 2020).

Al ser el Ecuador líder en la exportación de banano ha logrado ubicar este producto en el mercado internacional generando así alrededor de 2.5 millones de plazas de trabajo y siendo un aporte del 2% al Producto Interno Bruto (PIB) y el 35 % al PIB agropecuario (El Telégrafo, 2021). Además es el segundo recurso más importante para el desarrollo del país después del petróleo (León et al., 2021). Hoy en día con la incertidumbre que ha generado la pandemia del COVID-19, no se tienen valores exactos sobre la producción de banano en Ecuador, pero según datos preliminares, exportó 4.3 millones de toneladas en los primeros meses del 2020 lo que resulta en un aumento del 8.5% en relación al año 2019 (FAO, 2020).

Una de las limitantes para el adecuado cultivo de banano es la presencia de distintas enfermedades, siendo una destacada el vulgarmente denominado mal de Panamá, causada por *Fusarium oxysporum cubense* (FOC), una comunidad de hongos que genera marchitamiento temprano en el hospedante (López & Castaño, 2019). En contraste con otros patógenos, el *Fusarium oxysporum* debido a sus características simbióticas llega a establecer redes de dependencia con otros organismos, puede sobrevivir en el suelo por largos períodos de tiempo, siendo inclusive resistente a diferentes productos químicos que deberían controlar su proliferación (Magdama, 2019). Es por ello una de las enfermedades con mayor nivel de destrucción, puede afectar negativamente en la economía de los países productores, puesto que, dado el caso de un brote, lo recomendable es establecer una cuarentena y destruir la planta infectada, lo que se resume en pérdida de producto e ingreso económico (FAO, 2016).

El surgimiento de la denominada agricultura de precisión, desde hace unas tres décadas ha progresado gracias a la teledetección y a la evolución de tecnologías como los sistemas de posicionamiento global (GNSS) (Espinoza et al., 2017) mejorando así la gestión operativa en millones de hectáreas. Aunque la mayor parte de investigaciones se han dado en función del monitoreo y desarrollo de cultivos (Bipul Neupane & Hung, 2019).

Como medida para establecer un mejor control en la productividad agrícola, actualmente el desarrollo tecnológico ha permitido involucrar a la teledetección y a los vehículos aéreos no tripulados (UAV) como generadores de información fenotípica de cultivos debido a sus ventajas como: alta resolución, adecuada operabilidad y datos obtenidos a bajo costo (Ye et al., 2020). Bajo esta perspectiva, la utilización de UAV permitiría establecer patrones de calidad y rendimiento en los cultivos a partir de

estudios espaciales, reconociendo los problemas que se pueden presentar en función de la eficiencia agrícola.

Un estudio realizado por (Ye et al., 2020), logró identificar la presencia de marchitamiento por *Fusarium* en banano en una zona de China a través de algoritmos de clasificación supervisados, en donde se utilizó como equipo un vehículo aéreo no tripulado con un sensor multiespectral de 5 bandas, permitiendo así el reconocimiento de la enfermedad en las plantas que presentaban dicho brote. De esta manera, la teledetección ligada con técnicas de clasificación, contribuye al monitoreo e identificación de manifestaciones de enfermedades que pueden presentarse en los cultivos de banano, lo que conlleva a una mejora en la gestión y toma de decisiones para el bienestar agrícola del país.

De esta manera, las herramientas de teledetección juegan un papel muy importante en el desarrollo de cultivos y permiten un monitoreo de enfermedades junto con un sistema de alerta temprana. Como afirma (Gomez et al., 2020), la teledetección permite un estudio no invasivo en los parámetros biofísicos y bioquímicos de los cultivos, y por ende, no se genera una afectación en el estado de salud de la planta. La detección temprana de *Fusarium oxysporum f. sp. cubense* raza 1 (FOC R1) según (Campos et al., 2020) permite el tratamiento de la enfermedad y el ajuste de los métodos de siembra de banano.

### **Planteamiento del problema**

El control y monitoreo de enfermedades que se presentan en distintos cultivos de todo el mundo, han sido el eje central en cuanto al desarrollo de nuevas metodologías y técnicas que impulsan la popularidad de la denominada agricultura de

precisión. La teledetección, ligada al uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV), brindan una nueva alternativa en cuanto a la obtención de información fenotípica debido a distintas ventajas tales como: facilidad de operación y adquisición de datos, alta resolución espacial y reducción de costos en contraposición a las imágenes satelitales (Ye et al., 2020).

El banano, una planta de la familia de las Musáceas, se ha visto gravemente afectada por una variedad de enfermedades que debilitan su producción, influyendo en gran medida a países cuya economía depende de su exportación. Entre las principales se encuentra la marchitez por *Fusarium* originada por el hongo *Fusarium oxysporum f. sp. cubense* (FOC) que ha sido catalogada como una de las diez más devastadoras en la historia de la agricultura (Carr et al., 2017). Diferentes razas de FOC se han desarrollado con el paso del tiempo y un control adecuado como mecanismo de alerta temprana para evitar contagios masivos es lo que proponen diferentes estudios en donde vinculan a la teledetección y a los UAV como fuentes para manejo de este mal.

El apareamiento de FOC en Ecuador se dio por primera vez en la provincia del Guayas en el año de 1936 (Parson, 1957) y a partir de entonces se ha difundido en varios cultivos de banano. De esta manera se ha evidenciado que el control de esta enfermedad requiere del desarrollo de una metodología que permita dar una alternativa a las personas que dedican su vida al cuidado y producción de este fruto, en especial porque Ecuador no cuenta con algún estudio en donde involucren las ciencias espaciales y el control de esta enfermedad.

El Ecuador es líder en cuanto a la producción y comercialización de banano, y con el paso del tiempo ha ganado reconocimiento en el mercado internacional; actualmente la única arma frente al manejo de *Fusarium* en el país es la bioseguridad

(Magdama, 2019), bajo esta premisa se evidencia la necesidad de incursionar en nuevas disciplinas que permitan reducir el contagio por FOC.

A partir de un informe publicado en el año 2016 por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y Agricultura (FAO), la marchitez por *Fusarium* implica una constante lucha entre los agricultores y esta enfermedad, debido a que en caso de existir un brote de este patógeno, lo recomendable es establecer una zona de cuarentena y destruir a la planta, lo que conlleva una gran pérdida económica.

Bajo lo mencionado, el presente proyecto de investigación propone desarrollar una metodología para el reconocimiento de la sintomatología por *Fusarium* Raza 1 en banano a través del uso de tecnologías geoespaciales vinculadas a los productos de los sensores remotos y los equipos UAV. En consecuencia, lo que se pretende es proporcionar nueva información en el país acerca de las alternativas que se tiene para frenar el avance de FOC, generando así nuevas herramientas para el control, manejo y producción más eficiente en cuanto a las plantaciones de banano y en especial hacer mención al gran aporte que pueden brindar las ciencias geoespaciales como generadoras de información en el componente agrícola del país.

### **Justificación e Importancia**

El sector bananero en el Ecuador representa uno de los componentes de desarrollo económico más importantes, debido a que internamente es una fuente generadora de millones de plazas de empleo y externamente es catalogado como uno de los líderes en producción y exportación de este fruto ya que se ha logrado posicionar en mercados internacionales, en donde alrededor de seis millones de toneladas métricas son su promedio anual en cuanto a ventas en el extranjero (León et al., 2021).

Según datos proporcionados por la FAO en el año 2018, las exportaciones de banano en todo el mundo alcanzaron un total de 19,20 millones de toneladas, de las cuales Ecuador exportó 6,64 millones de toneladas (34,86% de exportaciones mundiales), lo que lo convirtió en el país líder en exportación de banano (Sánchez et al., 2020). En la actualidad y tras la crisis ocurrida por la pandemia del COVID-19, el sector bananero ecuatoriano no sufrió caída y se colocó como el mayor exportador de banano en el 2020 registrando un crecimiento de 5,6% en envíos en donde el principal destino fue Estados Unidos con un registro de 890.000 toneladas de banano (FAO, 2020).

Como se puede constatar, el cultivo de banano para el Ecuador representa un eje económico al cual se le debe brindar toda la atención posible debido a la dinámica comercial que genera, datos arrojados por Servicio de Rentas Internas (SRI) para el año 2019 el banano registró un ingreso total de ventas locales de \$28,4 millones de dólares (Sánchez et al., 2020).

Cerca de más de 200 mil hectáreas de tierra se encuentran dedicadas a la siembra de banano (León et al., 2021). De acuerdo a datos publicados por el Banco Central del Ecuador, en relación al primer trimestre del año 2021, la economía ecuatoriana incrementó un 0.7%, en donde la agricultura fue un componente fundamental, en conjunto con el rendimiento de otros cultivos tales como: banano, café, cacao y flores.

El banano es una fruta con una importancia comercial en todo el mundo, pero, así como grandes son sus ganancias, elevados son los riesgos que limitan su cultivo, siendo uno de ellos la enfermedad provocada por el hongo FOC. Dicho mal es considerado como catastrófico puesto que fue la raza 1 la que acabó con cerca de 40.000 hectáreas de banano de la especie *Gros Michel* en países de Centroamérica y

no bastó más que tiempo para identificar que este hongo se ha ido diseminando por otras especies de banano como el *Cavendish* (Magdama, 2019)

Conforme ha pasado el tiempo, el manejo y control de esta enfermedad se ha basado básicamente en la exclusión del patógeno, la bioseguridad para evitar contaminar otras zonas de cultivos y el desarrollo de variedades resistentes, pero nada es suficiente puesto que el avance de nuevas razas de FOC poco a poco van infestando las plantaciones de banano en todo el mundo (López & Castaño, 2019). Es por lo mencionado anteriormente que el desarrollar una metodología para identificar la sintomatología por FOC en el Ecuador, traería una importancia colectiva para el país ya que se estaría planteando por primera, un mecanismo de alerta en relación a aquellas plantas que comiencen a presentar sintomatología por este hongo.

Al día de hoy existen 3 razas de FOC en el mundo, pero la raza 4 es la más devastadora ya que puede infectar asintóticamente a otras plantas o malezas de alrededor (Pérez, 2014). El Ecuador no cuenta con la presencia de raza 4 hasta el momento, pero sería de gran relevancia el establecer nuevas maneras para reconocer la sintomatología de FOC con el vínculo de ciencias geoespaciales.

Tomando todo lo mencionado anteriormente, este proyecto pretende desarrollar por primera vez una metodología para el Ecuador en la identificación de sintomatología por FOC R1 en la especie *Gros Michel*, donde la importancia radica en brindar a la comunidad agrícola dedicada a la producción de banano, una herramienta que sirva como mecanismo de alerta en la identificación de la presencia del patógeno en las plantas a través de tecnología UAV. (Machovina et al., 2016).

Es así que, el presente proyecto estaría vinculado con los Objetivos de

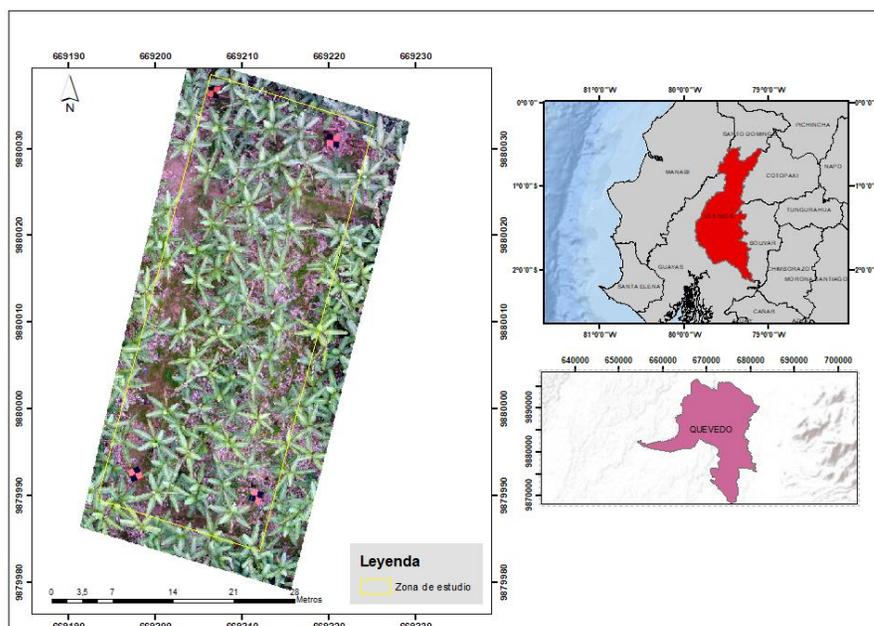
Desarrollo Sostenible (ODS) propuestos en la Agenda 2030 por parte de la Organización de las Naciones Unidas (ONU) en donde se enmarcaría con el ODS 12 “Producción y Consumo Responsables” en relación a la gestión de recursos naturales y al ODS 15 “Vida de Ecosistemas Terrestres” en relación a la monitorización de parámetros biogeofísicos. A partir de esto se generará nueva información en el Ecuador con base al banano mediante la utilización de ciencias geoespaciales.

### **Descripción del área de estudio**

La presente investigación se realizará en la parcela de nombre “Salvatierra” sembrada con la especie *Gros Michel* perteneciente a la familia de *Musáceas*, que se encuentra dentro del Plan Nacional de banano, plátano y otras musáceas en la Estación Experimental Tropical Pichilingue (E.E.T.P) ubicada en la parroquia San Carlos, provincia Los Ríos, expuesta en la Figura 1 y Anexo 1.

### **Figura 1**

*Mapa de ubicación del área de estudio*



## Objetivos

### *Objetivo General*

Desarrollar una metodología que permita la identificación de la sintomatología de FOC R1 en banano mediante análisis digital de imágenes multiespectrales de alta resolución captadas con sensores aéreos no tripulados.

### *Objetivos Específicos*

- Realizar la toma de fotografías aéreas con una cámara multiespectral mediante un UAV a 3 diferentes alturas de vuelo en un período de 5 meses.
- Aplicar diversos métodos de clasificación de imágenes mediante el uso de un software especializado con el fin de reconocer la sintomatología de FOC R1 en las plantaciones de banano.
- Elaborar fichas agronómicas por unidad biológica para el registro del avance de la sintomatología de FOC R1 en plantaciones de banano.

- Obtener los índices de vegetación a partir de las imágenes tomadas por el UAV a diferentes alturas mediante álgebra de mapas.
- Elaborar análisis estadísticos mediante pruebas ANOVA, matrices de confusión e índice kappa para determinar qué altura de vuelo, qué métodos de clasificación y qué índice de vegetación son los más adecuados para la identificación de la sintomatología de FOC R1.
- Evaluar el desarrollo temporal de la sintomatología de FOC R1 a través de imágenes multiespectrales obtenidas con tecnología UAV en un período de 5 meses.
- Replicar el estudio con las condiciones óptimas obtenidas, en una plantación comercial de banano para la validación de la metodología desarrollada y para la determinación de que método (clasificación o índices) es más adecuado.

### **Hipótesis**

Es factible el uso de productos de sensores aéreos no tripulados en la identificación de la sintomatología de FOC R1 en las plantaciones de banano.

### **Metas**

- Conjunto de fotografías aéreas a diferentes alturas en un período de 5 meses.
- 15 Ortofotomosaicos multiespectrales (verde, rojo, borde del rojo, rojo cercano) a diferentes alturas y épocas.
- 15 ficheros ráster con la clasificación entre planta enferma y no enferma
- 15 ficheros ráster con los índices de vegetación.
- Una base datos de las fichas agronómicas por unidad biológica obtenidas durante el período de visita a la zona de estudio.

- Un reporte estadístico para la selección de la metodología adecuada.
- Un mapa en relación al análisis multitemporal de la evolución de la enfermedad en el área sometido a estudio.
- Un ráster de la identificación de la sintomatología de FOC R1 de una plantación comercial de banano.

## Capítulo II

### Marco Teórico

#### Teledetección

El inicio de las técnicas de teledetección también conocida como sensores remotos, inicia en 1972, posterior al lanzamiento del primer satélite de observación de la tierra por EEUU. Sin embargo, esta técnica ha sido poco utilizadas debido al alto coste que se suponía trabajar con imágenes satelitales. El término “Remote Sensing” (Teledetección) se refiere a medir un objeto sin estar en contacto con él (Reuter, 2009). También, otros autores consideran que “la teledetección es la técnica y el proceso a través del cual se realiza la adquisición de datos e información sobre la superficie terrestre mediante el uso de sensores montados en una plataforma espacial (IGN, 2008).

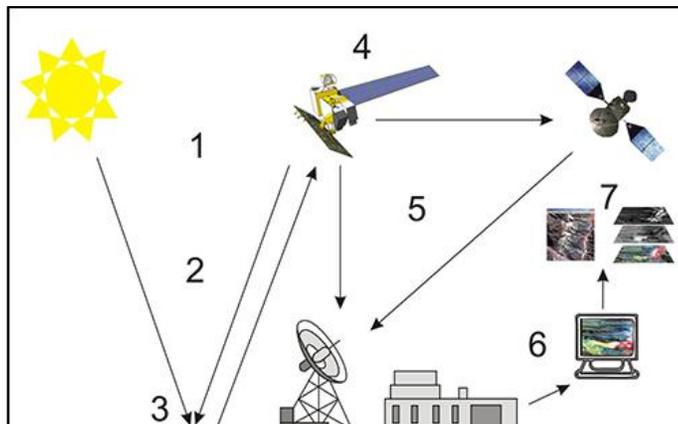
Un sistema de teledetección se basa en ondas electromagnéticas, y se caracteriza por los siguientes elementos:

- Fuente o fuentes de la radiación electromagnética
- Interrelación de la superficie de la tierra con las ondas electromagnéticas
- Interrelación de las ondas electromagnéticas con la atmósfera.
- Sensor de las ondas electromagnéticas

Para entender el proceso de teledetección, es importante entender algunos principios físicos que se pueden generar en el entorno (Figura 2). Para esto es necesario comprender: la radiación electromagnética y su interrelación con diferentes componentes del medio ambiente.

**Figura 2**

*Componentes del proceso de teledetección*



*Nota:* En el proceso de la teledetección se tiene: 1) Fuente de energía; 2) Radiación y atmósfera; 3) Interacción con el objetivo; 4) Registro de energía por el sensor; 5) Transmisión, recepción y procesamiento; 6) Aplicación. Tomado de Copernicus, s.f.

## **Resolución**

En la captura de información de datos a través de un sensor activo o pasivo se genera una salida de información, siendo esta reflejada o emitida de la superficie de la Tierra. La interacción que genera es un fenómeno continuo que se da en 4 dimensiones, que son: tiempo, espacio, longitud de onda y radiancia, para captar regiones del espectro de manera continua. La manera en que se obtienen los datos define los cuatro tipos de resolución (Rodríguez & Arrebondo, 2005).

- Resolución espacial: se refiere al tamaño del elemento más pequeño que se detecta en la superficie de la tierra, que se encuentra determinado por el tamaño

del pixel, la principal función de la resolución espacial es distinguir en una imagen la nitidez y los detalles (Salamanca & Neira, 2017).

- Resolución radiométrica: se basa en la sensibilidad de un sensor, es decir capta la variación en las radiaciones obtenidas e indica el número de intervalos de intensidad que puede percibir el sensor. Se expresa mediante el número de bits que son necesarios para almacenar cada píxel (Rodríguez & Arrebondo, 2005).
- Resolución temporal: se basa en el intervalo de tiempo entre la obtención de las imágenes captadas de diferentes plataformas (Rodríguez & Arrebondo, 2005).
- Resolución espectral: se refiere al número y ancho de bandas, en las que el sensor capta la radiación electromagnética. Según Quirós (2014) mientras mayor cantidad de bandas tenga el sensor, mayor va a ser el poder de análisis. Esto es explicado por Rodríguez (2005) el cual menciona que este fenómeno se produce debido a que cada banda constituiría una variable para caracterizar la superficie analizada (Rodríguez & Arrebondo, 2005).

## **Fotogrametría**

La palabra fotogrametría proviene de “fotograma” de (“photós”, “phos”, “luz”, “gamma”) que se refiere a una foto y “metrón” que se refiere a medir. El principal objetivo de la fotogrametría es plantear y analizar con precisión los objetos de estudio, así como su forma, dimensión y posición a través de diferentes métodos y técnicas. Según afirma Quirós (2014), la fotogrametría es la ciencia que utiliza fotografías para cuantificar y obtener información de la superficie terrestre. También, según Barragán (2018) la fotogrametría es la técnica de captura de información espacial a distancia que permite realizar una representación del mundo real a través de mapas de interés social, cultural y económico.

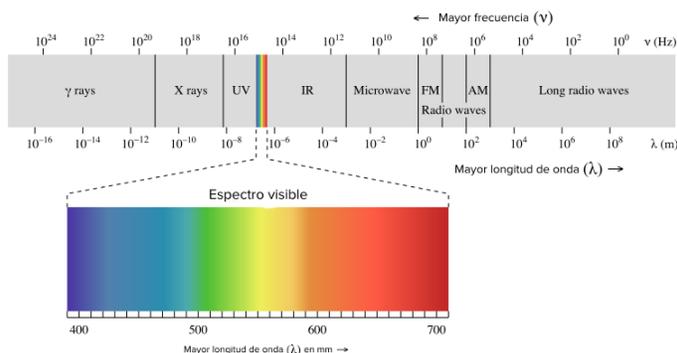
La fotogrametría se originó como el resultado de la interacción entre la óptica, la fotografía y las matemáticas, basándose en la obtención de la información métrica de objetos físicos y del medio ambiente a partir de imágenes fotogramétricas generando información tridimensional a partir de información bidimensional.

### Espectro electromagnético

La energía que sale de una fuente en manera de ondas electromagnéticas se conoce como radiación electromagnética, dicha radiación tiene dos diferentes orígenes que pueden ser natural o artificial. El espectro electromagnético es un conjunto de frecuencias es decir el número de ciclos de la onda por unidad de tiempo que se generan para que se produzca la radiación (Luque, s,f). Los objetos emiten o absorben un conjunto de ondas electromagnéticas para su identificación. El espectro electromagnético (Figura 3) se clasifica y ordena de acuerdo a diferentes longitudes de onda y frecuencias (Berrío et al.2015).

### Figura 3

#### *El espectro electromagnético*



*Nota:* Tomado de Academy (2010)

## **Imágenes Multiespectrales**

Una imagen multiespectral contiene los datos de una imagen captada en rangos de longitud de onda específicos a través del espectro electromagnético. Las imágenes multiespectrales se caracterizan por dividir la luz en bandas espectrales están formadas por pocas bandas, son de 3 a 15 bandas por imagen, según el tipo de sensor que se utilice (Kanaan & Ventura, 2018).

Por otro lado, la resolución espacial de los sensores multiespectrales es mayor que la de los sensores hiperespectrales, es decir las imágenes multiespectrales tienen una mayor cobertura de la escena, así como una mejor interpretación de los objetos que se encuentran en la misma (Rodríguez, 2015).

## **Vehículos aéreos no tripulados (VANT – UAV)**

Los vehículos aéreos no tripulados (VANT) son aeronaves controladas a través de un control remoto. Los VANT se clasifican en aviones o multirrotores controlados de dos maneras: de forma remota o autónoma. Según afirma (Berrío et al., 2015) “Los VANT tienen ventajas sobre los aviones tripulados y satélites debido a que generan mejor calidad de mapas y pueden ingresar a áreas inaccesibles”.

Los Unmanned Aerial Vehicle (UAV), tienen como objetivo agilizar y monitorear en los diversos procesos, como la siembra, desarrollo de cultivos e identificación de posibles riesgos, y seguridad (Berrío et al., 2015).

## **Agricultura de precisión**

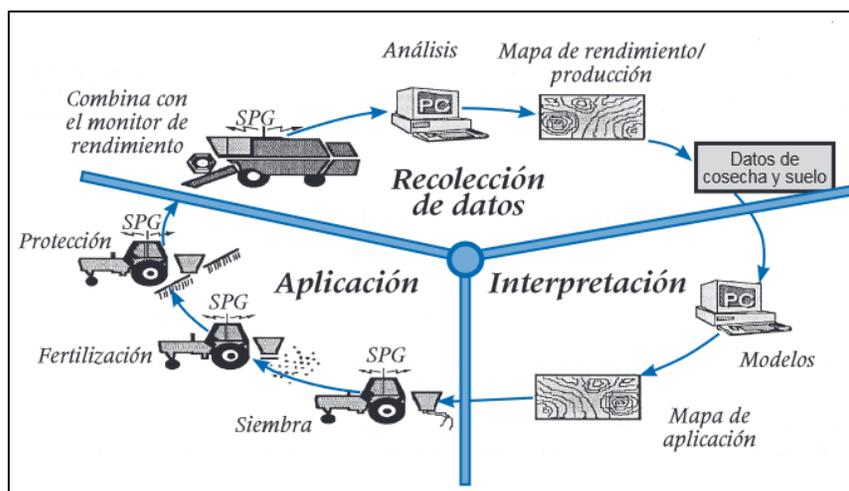
La aplicación de nuevas tecnologías y herramientas que permitan optimizar el uso de insumos agrícolas en función de su producción, es lo que se conoce como

agricultura de precisión (AP) (Chartuni & De Carvalho, 2007). Estas nuevas tecnologías son: los sistemas de posicionamiento global (GNSS), sensores remotos, tecnologías de dosis variable y análisis de datos georreferenciados (geoestadística) y sistemas de información geográfica (SIG) (Bongiovanni et al., 2006).

Gestionar y vigilar terrenos de manera remota a partir del análisis de información proporcionada por sensores ubicados ya sea en satélites o drones es lo que le permite a la AP, ser una alternativa adecuada para la toma de decisiones, de esta forma en la Figura 4 se pueden evidenciar las 3 etapas de la agricultura de precisión.

#### Figura 4

*Etapas de la agricultura de precisión*



*Nota:* Encontrado en Chartuni et al., 2007.

Dicha tecnología que puede ser aplicada a la agricultura supera uno de los mayores desafíos que se presenta en la actualidad, que es el manejo y control de grandes extensiones de tierra (Burgos & Ribeiro, 2007). Además, la principal ventaja de

la agricultura de precisión es la reducción de costos en cuanto al capital económico de traslado y el capital humano, debido a que la captura de datos en campo puede ser realizada por una cantidad reducida de personal en el que un experto operario, lograría levantar información de un terreno de gran extensión (García & Flego, 2015).

Con el paso del tiempo y el desarrollo de diferentes mecanismos en cuanto a la utilización de vehículos aéreos no tripulados en el campo de la agricultura, la AP se ha convertido en los nuevos “ojos” (captura, detección y análisis de información sobre el terreno) y “memoria” (generar bases de datos y almacenamientos de información en masa) de aquellas personas que dedican su vida a este tipo de trabajo (Gil, s.f)

### **Clasificación de imágenes**

El proceso de transformación de una imagen cruda para categorizar los píxeles en distintas clases, es por lo que pasan fotografías aéreas o imágenes satelitales, en la denominada clasificación de imágenes. Dicha transformación mostrará información relevante según sea el caso, en donde se permitirá la visualización de información temática que serviría para la elaboración de mapas o destacar información relevante dependiendo del objetivo de estudio (Monterroso, s.f).

### ***Clasificación no supervisada de imágenes***

La denominada clasificación no supervisada de imágenes es aquella que no necesita conocimiento previo acerca del área de estudio para establecer una clasificación, razón por la cual es considerada menos efectiva. Consiste en un algoritmo que agrupa píxeles que poseen un comportamiento espectral homogéneo (Reuter, s.f). Una de las ventajas que puede traer consigo esta clasificación es que brinda una visión general de las categorías que se obtendrán en una imagen, pero un buen intérprete

debe asociar cada una de estas categorías según el objetivo que se haya planteado en la investigación.

### ***Clasificación supervisada de imágenes***

El método supervisado menciona que se debe tener conocimiento previo en relación a la zona de estudio, ya sea por experiencia o por una salida de campo. Lo que permite este proceso es que el intérprete establezca zonas denominadas áreas de entrenamiento las cuales servirán para que el software o algoritmo a usar, sepan diferenciar de mejor manera una clase o categoría para posteriormente reconocer el resto de píxeles de la imagen de acuerdo a su nivel digital (ND) (Reuter, s.f). Por lo dicho anteriormente es necesario un adecuado establecimiento de las zonas de entrenamiento, puesto que una inadecuada selección de categorías implicaría resultados erróneos.

### **Métodos de clasificación**

Para la presente investigación se han establecido 3 métodos:

#### ***Algoritmo de clasificación Random Forest (RF)***

El algoritmo de bosque aleatorio o conocido por sus siglas en inglés RF (Random Forest) se fundamenta en la teoría de “la sabiduría de un grupo”, en donde su funcionamiento radica en que una determinada cantidad de árboles individuales de decisión (que trabajan en grupo) generarán una predicción de acuerdo a una clase, y la clase con mayor cantidad de coincidencias será la predicción final del modelo (Serra, 2020).

El algoritmo adopta una aleatoriedad que reduce la correlación entre los árboles

(García, 2018) siendo importante debido a que modelos no correlacionados generan predicciones de conjuntos más acertadas (Serra, 2020).

Random Forest es un clasificador y de acuerdo con (Breiman, 2001) se encuentra definido como:

$$\{h(x, \theta_k), k = 1, \dots\} \quad (1)$$

En donde:

$h$  = Clasificador

$x$  = Variable de entrada

$\{\theta_k\}$  = Variables predictoras aleatorias distribuidas de forma independiente e idéntica

### ***Mapeo del ángulo espectral (SAM)***

El Mapeo del Ángulo Espectral más conocido por sus siglas en inglés “SAM” corresponde a un algoritmo de interpretación y clasificación de datos hiperespectrales (Girouard et al., 2004). Los denominados algoritmos de SAM establecen la semejanza que existe entre dos firmas espectrales, dando como resultado el ángulo espectral entre ellos (Fredes, 2009) SAM se encuentra basado en lo propuesto por Girouard et al., (2004):

$$\alpha = \cos^{-1} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n e_1 e_2}{(\sum_{i=1}^n e_1^2)^{1/2} (\sum_{i=1}^n e_2^2)^{1/2}} \right] \quad (2)$$

En donde:

$\alpha$  = Similitud espectral

n = Número de bandas espectrales

e1 y e2 = Espectros que se están comparando

Con lo propuesto anteriormente, un ángulo pequeño correspondería a una gran similitud entre espectros, mientras que un ángulo grande indicaría todo lo contrario o poca similitud.

### ***Segmentación de imágenes a partir de índices de vegetación***

Esta metodología consiste en dividir una zona en distintas áreas que guarden características espectrales semejantes (Casella, 2018). Esta técnica brinda importantes aportes en relación a la teledetección debido a que se puede encubrir o desechar información no relevante en la investigación a partir de la elaboración de máscaras brindando solo un enfoque al área de interés (Navarro et al., 2006).

La delimitación de zonas con características homogéneas se da a partir de la obtención de los denominados índices de vegetación, los cuales pueden discriminar zonas con características espectrales similares, reduciendo así la cantidad de píxeles sometidos a clasificación (Casella, 2018)

De acuerdo con Navarro et al. (2006) lo más recomendable es la generación de un inventario o fichas en campo, en donde se tenga constancia del área sometida a estudio para decidir la discriminación de las partes vegetales, con base a datos georreferenciados.

## **Firma Espectral**

Es conocido que como proceso natural, existe una interacción entre energía electromagnética y superficie terrestre, ya sea esta mediante mecanismos de reflexión, transmisión o absorción; así pues el comportamiento reflectivo entre un objeto en función de su longitud de onda, es lo que se conoce como firma espectral (Hernández & Montaner, 2009).

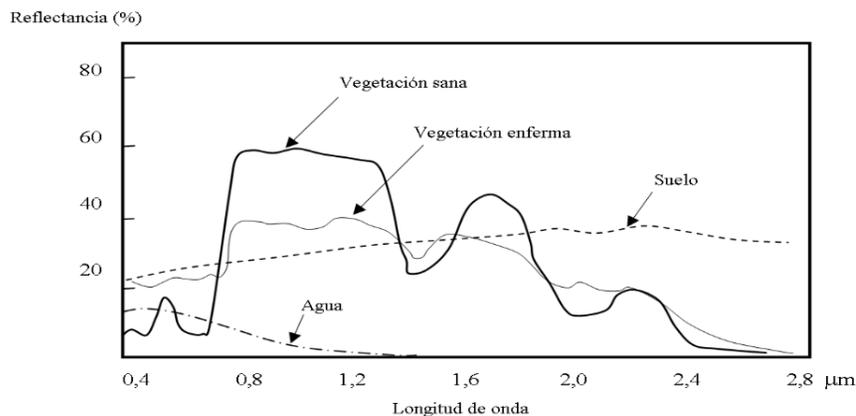
Esta se encuentra formada por señales que captan los sensores remotos en distintas porciones del espectro electromagnético, de esta manera, cada objeto que se encuentre en la naturaleza y que pueda ser registrado por un sensor, emitirá una energía electromagnética única, haciendo que puedan ser de fácil diferenciación unos de otros (Córdova, 2018).

Varios han sido los estudios que se han realizado a partir de las firmas espectrales, siempre tomando en cuenta que cada objeto o cada elemento que lo conforma emitirán una firma distinta; así pues, en el caso de la vegetación, una planta llegará a tener diferentes firmas espectrales tanto en sus hojas, ramas y tallo (Cisneros, 2021).

La recolección de datos en cuanto a una firma espectral puede presentar algunas dificultades, de esta manera condiciones cambiantes en cuanto a cambios fenológicos en plantas, condiciones de humedad tanto en suelo y plantas e inclusive condiciones de iluminación, pueden cambiar el curso de una firma espectral de un objeto que se encuentre en estudio (Hernández & Montaner, 2009). En la Figura 5 se puede apreciar la firma espectral de ciertos elementos presentes en la superficie terrestre.

## Figura 5

### *Firmas espectrales de agua, suelo y vegetación*



*Nota:* Firmas espectrales en el rango visible e infrarrojo, tomado de Hernández & Montaner, 2009.

## Índices de vegetación

Se define como aquel parámetro obtenido a partir valores de reflectancia que se encuentran en diferentes longitudes de onda y que son especialmente sensibles a la cubierta vegetal (Gilabert et al., 1997). Con una adecuada combinación de bandas espectrales se pueden obtener distintas relaciones en donde se definirá cierta cantidad de vegetación en un píxel dado (Muñoz, 2013). Existe una gran cantidad de índices de vegetación que pueden indicar diferentes características de la cobertura vegetal, generalmente son obtenidos a partir de valores espectrales que son sumados, restados, multiplicados o divididos para producir un único valor (Torres, 2014). El principal objetivo de un índice de vegetación es la de cuantificar la vigorosidad de una planta, pero pueden aportar diferentes funcionalidades como el desarrollo de mapas temáticos con distintas estructuras espaciales.

Para el presente trabajo de investigación se someterán a estudio los siguientes índices de vegetación:

### ***Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI)***

Basado en el comportamiento radiométrico de la vegetación, el NDVI permite establecer una relación entre la actividad fotosintética y la estructura foliar de la planta, dando como resultado la vitalidad de la misma (Díaz, 2015). El NDVI se obtendrá a partir de la siguiente fórmula (CONAE, 2016):

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

(3)

En donde:

NIR = Banda del infrarrojo cercano

R = Banda roja

### ***Índice del borde rojo de diferencia normalizada (NDRE)***

Este índice permite calcular de manera más acertada que el NDVI en relación a la concentración de clorofila que posee la planta. El NDRE se calculará a partir de la siguiente fórmula (Revelo et al., 2020):

$$NDRE = \frac{NIR - RED\ EDGE}{NIR + RED\ EDGE}$$

(4)

En donde:

NIR = Banda del infrarrojo cercano

RED EDGE = Banda del borde rojo

***Índice de clorofila verde ( $CI_{green}$ )***

Tal como su nombre lo indica, este índice es usado para calcular el contenido total de clorofila en las hojas fundamentado en un modelo de regresión lineal (Gitelson et al., 2005), se determinará a partir de la siguiente fórmula:

$$CI_{green} = \left( \frac{NIR}{G} \right) - 1$$

(5)

En donde:

NIR = Banda del infrarrojo cercano

G = Banda del verde

***Índice de clorofila del borde rojo ( $CI_{RE}$ )***

Al igual que el anterior índice, permite conocer el contenido total de clorofila con la diferencia que utiliza la banda del borde rojo (Gitelson et al., 2005), se determinará a partir de la siguiente fórmula:

$$CI_{RE} = \left( \frac{NIR}{RED\ EDGE} \right) - 1$$

(6)

En donde:

NIR = Banda del infrarrojo cercano

RED EDGE = Banda del borde rojo

### **Análisis multitemporal**

El análisis multitemporal es conocido como una técnica en donde se puede obtener la presencia de diferentes escenarios, permite realizar una predicción en cuanto a los cambios de diferentes tipos de cobertura en distintos períodos de tiempo (González, 2013).

Este tipo de estudios son especializados en la comparación e interpretación en cuanto a los cambios de cobertura o uso de suelo en diferentes épocas, cuyos insumos son obtenidos de imágenes satelitales o fotografías aéreas de una misma zona; es por ello que con este tipo de estudios se pueden establecer mecanismos en cuanto al correcto manejo del suelo y la interacción que tiene el ser humano en cuanto al manejo de la naturaleza y su territorio (Veloza, 2017).

### **Banano**

Entre de los factores en estudio más importantes para el desarrollo de la investigación, consideramos el banano y el denominado fusarium. El banano es originario de la región sur oeste de Asia, cuyos cultivos han sido diseminados alrededor del mundo, destacándose en América central y América del sur. Actualmente se cultivan bananos en más de 150 países alrededor del mundo, produciendo 105 millones de toneladas aproximadamente al año. El banano cuyo nombre o *Musa sp* (nombre científico), pertenece a la familia de las musáceas que se la considera como una planta

herbácea que posee la capacidad de producir más de una unidad biológica, formando así una familia conocida como madre, hija y nieta. Las características botánicas del banano están constituidas principalmente por : Raíz Cormo, Hojas, Pseudotallo, Inflorescencia, Fruto. Dentro del territorio ecuatoriano, las variedades de banano que son cultivadas son Cavendish y Gros Michel, en el caso de nuestra investigación se considero como variable de estudio la especie denominada gros michel

### Fusarium

El fusarium ha sido catalogada como una de las diez enfermedades más devastadoras en torno al campo de la agricultura. El fusarium cuyo nombre científico es *Fusarium oxysporum cubense*, forma parte de un grupo de hongos que se desarrollan en el suelo, siendo todas sus especies capaces de generar una dependencia hacia otro organismo y algunos de estos inclusive pueden infiltrarse en las raíces del hospedante y generar problemas vasculares en las planta.

Este tipo de patógeno es el responsable de generar grandes enfermedades en los bananos, razón por la cual es considerado de importancia agrícola. Dentro de los danos que puede causar se encuentran: Amarillamiento de hojas desde el borde hasta la nervadura central, Enruanamiento y coloraciones marrones y rojizas en tejidos internos.

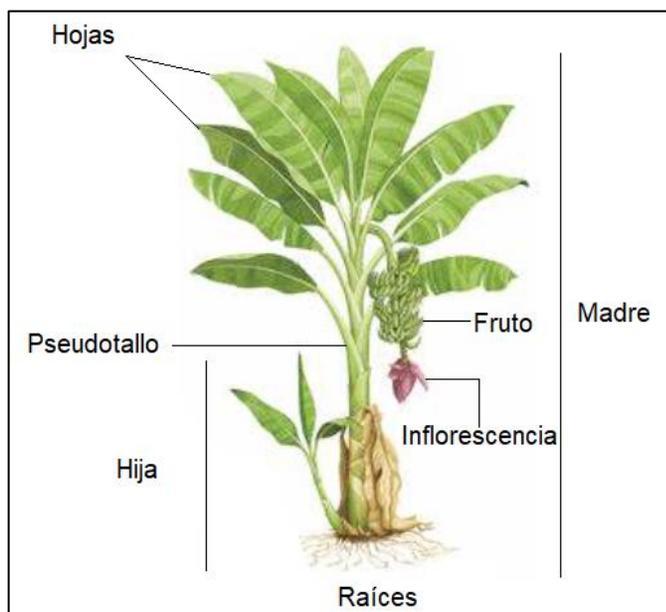
Es originario de la región sur oeste de Asia, su cultivo se ha diseminado a todo tipo de lugares en el mundo, destacándose América Central y América del Sur, en donde se ha convertido en un producto clave para la base de la alimentación en estos lugares (Navia, s.f).

En la zona tropical de América el banano tiene un gran significado socioeconómico y nutricional, debido a que su exportación genera considerables ingresos económicos y es generador de fuentes de empleo (Navia, s.f). Actualmente se cultivan bananos en más de 150 países alrededor del mundo, produciendo 105 millones de toneladas aproximadamente al año (CFN, 2017).

El banano o *Musa sp* (nombre científico), pertenece a la familia de las musáceas, se la considera como una planta herbácea que origina una “familia” que son los denominados individuos los cuales son llamados como madre, hija y nieta (Sabio, s.f). Sus características botánicas pueden ser observadas en la Figura 6 y son descritas en la Tabla 1. Dentro del territorio ecuatoriano, las variedades de banano que son cultivadas son Cavendish y Gros Michel,

## **Figura 6**

*Características botánicas del banano*



*Nota:* Tomado y adaptado de la ficha de cultivo de banano de la Estación Experimental de Cultivos Tropicales – INTAN Yuto - Jujuy

Tabla 1

Descripción botánica del banano

Partes de la planta	Descripción
Raíz	Son superficiales con una distribución radial, pueden llegar a alcanzar una distancia de 1.5 – 2 metros.
Cormo	Disposición cónica asimétrica que sale de la madre. En la parte superior del mismo se da la diferenciación entre las hojas y el desarrollo de la planta.
Hojas	De tamaño y ancho variable, sus partes son: vaina, pecíolo y lámina.
Pseudotallo	Estructura resistente formado por vainas envolventes de las hojas encontradas en una posición helicoidal.
Inflorescencia	De una forma en racimo, se puede distinguir las flores femeninas en la base y las flores masculinas al final formando la bellota.
Fruto	Baya alargada que se da en el ovario de una flor pistilada, su contenido de azúcar en su etapa madura puede ser del 12 al 16%.

*Nota:* Tomado y adaptado del Manual de Cultivo de Banano de Sabio et al., s.f.

Las condiciones para el cultivo de banano pueden ser diferentes de acuerdo a la zona en donde se vaya a producir, pero en Ecuador se recomiendan las siguientes características encontradas en la Tabla 2.

Tabla 2

Condiciones agroecológicas del banano

<b>Condiciones</b>		<b>Rangos</b>
Altitud		0 – 300 (msnm)
Temperatura		21 – 30 (°C)
Precipitación		100 – 180 (mm)
Luminosidad	1200 (mm) a 1400 horas/luz/año con 3 – 4 horas/luz diaria	
Tipo de suelo	Franco arenoso, franco arcilloso, franco arcilloso limoso y franco limoso	
<b>Condiciones</b>		<b>Rangos</b>
pH		6.0 – 7.5

*Nota:* Tomado y adaptado de INIAP, 2014

Dentro del territorio ecuatoriano, las variedades de banano que son cultivadas son Cavendish y Gros Michel, esta última también conocida como “guineo de seda” o “plátano de seda”, se caracteriza por tener una longitud que oscila entre los 6 y 8 metros y generalmente produce en promedio 14 manos de banano, en cambio Cavendish presenta 7 tipos principales con características propias y que son resistentes a esta enfermedad (Contreras, 2006).

## **Fusarium**

Denominado *Fusarium oxysporum* como nombre científico, el *Fusarium* forma parte de un grupo de hongos que se desarrollan en el suelo, siendo todas sus especies capaces de generar una dependencia hacia otro organismo y algunos de estos inclusive pueden infiltrarse en las raíces del hospedante y generar problemas vasculares en las plantas (Fravel & Alabouvette, 2002).

Se menciona que este tipo de patógeno es el responsable de generar grandes enfermedades en una planta, razón por la cual es considerado de importancia agrícola. Dentro de los males que puede causar se encuentran marchitamientos, tizones y pudriciones de las plantas (Ma et al., 2013).

Existe una gran variedad de especies y razas de *Fusarium*, donde se destaca *F. oxysporum f sp. lycopersici* (Marín-Serna et al., 2014), *F. solani f sp. passiflorae* (Ángel et al., 2018) y especialmente *F. oxysporum f sp. cubense* (Ploetz, 2015), el cual es el responsable de ocasionar la enfermedad conocida como mal de Panamá (López & Castaño, 2019).

El marchitamiento por *Fusarium* también llamado mal de Panamá fue reportada por primera vez en Australia en 1870, aunque se presume que su origen viene del sudeste de Asia (Bastidas et al., 2020). *F. oxysporum f sp. cubense* presenta 4 razas que han sido identificadas: raza 1, afectando principalmente a la especie Gros Michel; raza 2 que ataca al guineo; la raza 3 afecta a las heliconias y la raza 4 y más devastadora, arrasando con la especie Cavendish y a las mismas especies susceptibles a la raza 1 y raza 2 (López & Castaño, 2019).

Cuando existe una contaminación inminente de este hongo hacia cultivos de banano, los síntomas externos que pueden ser captados a simple vista se caracterizan

por el denominado proceso de clorosis, en donde una hoja comienza a tornarse en una coloración amarillenta de una manera uniforme que se extiende desde la parte externa de las hojas hasta la nervadura central. Con el paso del tiempo las hojas se van marchitando y quedan suspendidas unidas al pseudotallo (SENASICA, s.f).

De acuerdo con el Servicio Nacional de Sanidad, Inocuidad y Calidad Agroalimentaria de México (SENASICA), la fusariosis en banano, debido a sus síntomas externos, puede ser fácilmente confundida con los efectos producidos por la deficiencia de potasio o condiciones de sequía y frío.

La presencia del hongo *Fusarium* origina una decoloración del pseudotallo y debido a que ataca especialmente a un nivel vascular de la planta impide el paso de agua y nutrientes hacia la misma (Akila et al., 2011). En la Figura 7 se puede observar la presencia de FOC R1 como una delgada línea oscura a nivel vascular.

### **Figura 7**

*Presencia de FOC R1 a nivel vascular*



*Nota:* A la izquierda se puede observar la presencia de FOC R1 a nivel vascular de la planta, representada con una línea oscura, en cambio a la derecha se puede comparar una planta de banano sana en donde no se presenta ninguna anomalía en el interior de su pseudotallo.

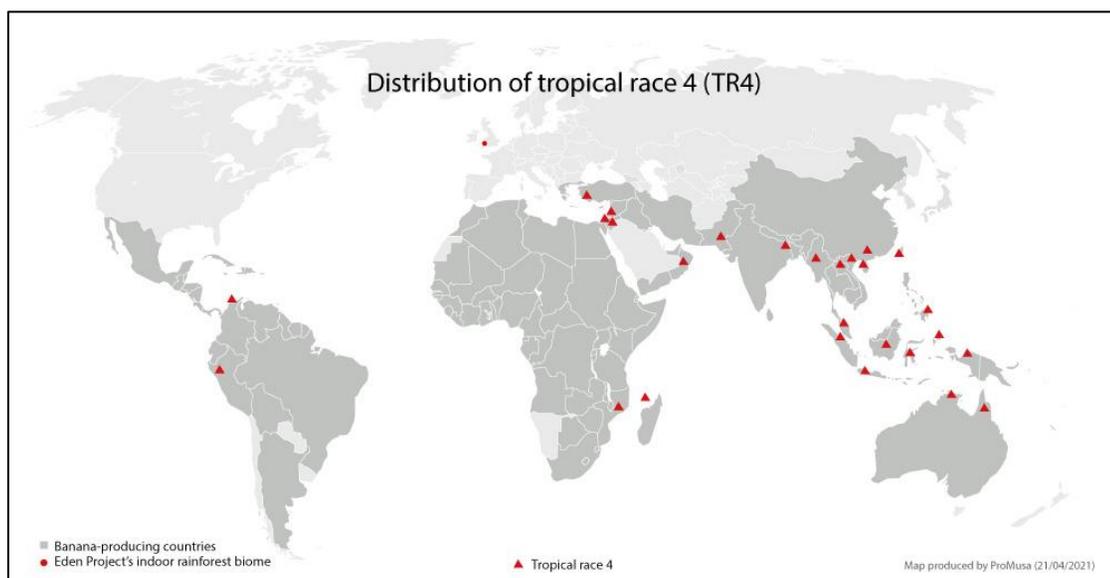
Debido a su fácil diseminación a través del suelo, agua y herramientas de campo, ligada a su escaso y difícil tratamiento, las medidas para prevenir la proliferación de este patógeno no son del todo certeras, es así que medidas químicas o físicas han sido puestas de lado para optar por un control de bioseguridad de cuarentena para cada uno de las unidades biológicas o grupos enteros que se hallen infectados (FAO, 2016).

Actualmente, el mundo afronta la aparición y distribución de la raza 4 de *Fusarium*, que como se mencionó previamente afecta de una manera significativa a la

producción global de banano. En la Figura 8, se puede observar la distribución global de esta enfermedad hasta el año 2020.

### Figura 8

*Distribución global de Fusarium raza 4*

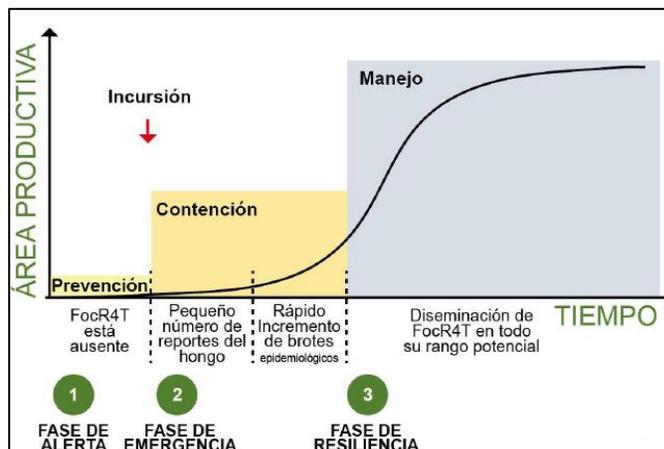


*Nota:* Tomado de Promusa, encontrado en García & Flego, 2015

De esta forma, bajo la gran amenaza de avance en cuanto a la proliferación de esta nueva raza, es recomendable que cada país se ajuste a un mecanismo de respuesta temprana hacia la posible aparición del *Fusarium* raza 4, acorde a la curva de invasión de este patógeno, tal como se indica en la Figura 9. Existen 3 fases que se deben tomar en cuenta ante la aparición de este hongo, estas son: prevención, contención y manejo.

### Figura 9

### Curva de invasión y fases de respuesta ante *Fusarium* raza 4



*Nota:* Adaptado del Departamento de Industrias Primarias, Bioseguridad - Australia, encontrado en Magdama, 2019.

## Estadística

Se conoce a la estadística como una ciencia inductiva capaz de recolectar, ordenar, representar e interpretar diferentes tipos de datos, ya sean estos cuantitativos o cualitativos, con el propósito de obtener conclusiones precisas y resultados confiables (Salazar & Del Castillo, 2018). El objetivo principal que persigue la estadística consiste en transformar datos que han sido recolectados, en información provechosa para la toma de decisiones (Rodríguez, 2017). Básicamente esta ciencia puede ser dividida o clasificada en 2 categorías conocidas como estadística descriptiva y estadística inferencial.

### Estadística descriptiva

Esta rama de la estadística organiza, resume y presenta los datos de una manera informativa (Lind et al., 2012), atribuyéndose a diversas técnicas numéricas y

gráficas para analizar datos, en donde no se dan conclusiones sobre la población a la que pertenecen (Beatriz, 2012). De acuerdo con Martínez (2012), esta fase de la estadística expone aspectos característicos que sirven para realizar comparaciones, es así que se pueden tener promedios, varianzas, variabilidades y proporciones entre las variables sometidas a estudio.

Dentro de los elementos que pueden ser encontrados en la estadística descriptiva se tiene: media, mediana, varianza, desviación estándar, gráficos de probabilidad, histogramas, tabla de frecuencias, entre otros.

### **Estadística inferencial**

Se entiende a la estadística inferencial como aquella que identifica una característica de una población en función a la información de una muestra de ella (Lind et al., 2012) dando como resultado un análisis de población en función de los datos y resultados obtenidos a partir de su muestra (Salazar & Del Castillo, 2018). Intenta dar explicaciones al comportamiento, validez y causas que dan origen a los resultados (Martínez, 2012).

### **Muestreo**

El muestreo es una herramienta estadística que surge con la necesidad de identificar un grupo significativo de una población por medio de la selección de una muestra, y esta a su vez se encuentra formada por unidades muestrales (Hernández & Carpio, 2019). De esta manera el muestreo es un mecanismo de ayuda al investigador en donde examina una parte de la población con características específicas y le permite realizar deducciones sobre la misma.

El muestreo se fundamenta en el principio básico de que las partes representan el todo, por lo tanto, una muestra, o sea una parte del todo puede ser tomada para realizar la investigación y los resultados se aplican luego al todo, como si hubiera sido investigado en toda su extensión.

Existen una gran cantidad de tipos de muestreo, y cada uno responde a la necesidad que se desea cumplir en una investigación. De manera general, el muestreo puede ser clasificado como probabilístico y no probabilístico. El primero se fundamenta en la probabilidad, haciendo que todos los elementos que forman una población tengan la misma posibilidad de ser elegidos para abarcar un mayor campo de representatividad, en cambio el denominado muestreo no probabilístico escoge de una manera más detallada a cada uno de los elementos en base un criterio o característica específica que logre obtener una representatividad (Hernández & Carpio, 2019).

Para una adecuada elección de una muestra se debe tener claro que esta sea representativa, esto quiere decir que represente fielmente y reproduzca lo mejor posible los rasgos o características esenciales sobre una población, reflejando así semejanzas y diferencias que pueden ser encontradas (Carrizosa & García, 2018).

La selección del tamaño de la muestra se encuentra estrechamente relacionado con el tipo de población que se vaya a tener, ya sea esta finita o infinita. De acuerdo con Freunf & Simon (1994), se denomina población finita a aquella que consta de elementos medidas fijas, en cambio una población infinita es todo lo contrario, ya que sus observaciones son imposibles de contar, entrando en la categoría de infinidad.

Para el cálculo del tamaño de la muestra se siguen las siguientes ecuaciones:

- Población Finita

$$n = \frac{N \times Z^2 \times p \times q}{e^2 \times (N - 1) + Z^2 \times p \times q}$$

(7)

En donde:

N = Total de la población

Z = Nivel de confianza deseado

p = Proporción esperada

q = Probabilidad de fracaso

e = Error máximo admisible

- Población Infinita

$$n = \frac{Z^2 \times p \times q}{e^2}$$

(8)

En donde:

Z = Nivel de confianza deseado

p = Proporción esperada

q = Probabilidad de fracaso

e = Error máximo admisible

## **Análisis de la varianza ANOVA**

El matemático Scheffé, conocido por ser el personaje que más contribuyó al desarrollo del análisis de la varianza (Valcárcel & Ríos, 1995), menciona que es una técnica estadística con la finalidad de analizar medidas que pueden estar influenciadas con distintos efectos que trabajan simultáneamente, identificarlos y estimarlos (Scheffé, 1999).

También dicho análisis es conocido por reconocer si las medias muestrales provienen de poblaciones con medias iguales, si dado el caso, existieran más de 2 poblaciones en una sola investigación (Rodríguez, 2017).

El objetivo central de esta técnica implica establecer una comparación, siendo un método que no es fijo, debido a que se adapta a distintos procedimientos y características que pueden ir presentando los diseños experimentales en los cuales se va a someter a prueba dicho análisis (Díaz, 2009).

De acuerdo con Valcárcel & Ríos (1995), en el ANOVA se han de cumplir las siguientes hipótesis:

- Las poblaciones deben ser independientes unas de otras.
- Las poblaciones siguen una distribución normal.
- Las poblaciones tienen desviaciones estándares iguales (homocedasticidad).

## **Prueba de Kolmogorov-Smirnov**

La prueba de Kolmogorov-Smirnov es un método no paramétrico utilizado para diferenciar entre distribuciones totales o acumulativas (Miller & Freund, 2004), dicho en otras palabras, permite determinar si existe diferencia significativa entre una distribución

de frecuencias observada y una distribución de frecuencias teórica (Levin & Rubin, 2004). Conocida como una prueba de ajuste a la normal, se utiliza para distribuciones continuas y no requiere que los datos se encuentren agrupados por intervalos puesto que también se someten a estudio muestras que poseen datos puntuales (Arvelo, 1998).

### **Prueba de Levene**

La prueba de Levene se utiliza para comprobar la homogeneidad entre varianzas estando un poco alejada al supuesto de normalidad. Para que se pueda calcular dicha prueba se requiere tener para cada dato experimental una diferencia absoluta entre su valor y la mediana del grupo (Mongay, 2005).

### **Prueba de Kruskal-Wallis**

También conocida como prueba H de Kruskal-Wallis, es el equivalente no paramétrico del análisis de varianza unidireccional, se puede usar para determinar si 3 o más grupos de datos no relacionados que se comparan, son significativamente diferentes (Vaughan, 2001).

Esta prueba brinda un aporte al investigador cuando este no quiere molestarse en el planteamiento de una prueba de normalidad, además lo que pretende es la comparación de muestras independientes; cabe mencionar que como regla fundamental es que si el número de grupos es 3, cada uno deberá tener al menos 5 observaciones (Vargas, 1995).

### **Matriz de confusión**

La matriz de confusión es una herramienta utilizada para evaluar la precisión al

momento de utilizar un método de clasificación y comparar resultados si se estuvieran utilizando varios clasificadores y escoger el más adecuado.

Consta de una matriz  $n \times n$  (Figura 10), en donde  $n$  hace referencia al número de clases que se vaya a tener en la clasificación. La diagonal principal expresa la cantidad de datos que fueron clasificados correctamente, mientras que los otros valores que se encuentran alrededor de la diagonal representan errores del clasificador (Carillo, 2019).

**Figura 10**

*Matriz de confusión*

	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase n	Total
Clase 1	$X_{11}$				$X_{1+}$
Clase 2		$X_{22}$			$X_{2+}$
Clase 3			$X_{33}$		$X_{3+}$
Clase n				$X_{nn}$	$X_{n+}$
Total	$X_{+1}$	$X_{+2}$	$X_{+3}$	$X_{+n}$	$\sum X_{ij}$

*Nota:* Tomado de TELEDET, encontrado en Carillo, 2019.

En el interior de una matriz de confusión se tienen valores considerados como:

- **Verdaderos Positivos (VP):** Son aquellos valores positivos que fueron clasificados correctamente como positivos de acuerdo al clasificador.
- **Verdaderos Negativos (VN):** Son aquellos valores negativos que fueron clasificados correctamente como negativos por el clasificador.

- **Falsos Negativos (FN):** Son aquellos valores positivos que fueron clasificados incorrectamente como negativos por el clasificador.
- **Falsos Positivos (FP):** Son aquellos valores negativos que fueron clasificados incorrectamente como positivos de acuerdo al clasificador.

De acuerdo a las premisas previamente mencionadas, en la Tabla 3, se observan las ecuaciones que se pueden calcular para obtener el valor de los diferentes parámetros.

Tabla 3

Ecuaciones obtenidas a partir de la matriz de confusión

<b>Parámetro</b>	<b>Ecuación</b>
Exactitud o porcentaje correcto de clasificación	$Exactitud = \frac{VP + VN}{Total}$ (9)
Tasa de error o porcentaje incorrecto de clasificación	$Tasa\ de\ error = \frac{FP + FN}{Total}$ (10)
Sensibilidad o porcentaje de clasificación si la clase es positiva	$Sensibilidad = \frac{VP}{Total\ Positivos}$ (11)
Especificidad o porcentaje de clasificación si la clase es negativa	$Especificidad = \frac{VN}{Total\ Negativos}$ (12)
Precisión o porcentaje de clasificación si predice positivos	$Precisión = \frac{VP}{Total\ clasificados\ positivos}$ (13)
Valor de predicción negativo o porcentaje de clasificación si predice negativos	$VPN = \frac{VN}{Total\ clasificados\ negativos}$ (14)

Nota: Tomado de Zelada (2017)

## Índice kappa

También conocido como estadístico kappa, es una medida de diferencia entre la exactitud obtenida en la clasificación y la posibilidad de obtener los mismos resultados si se aplicara otro tipo de clasificador aleatorio (Carillo, 2019). El índice kappa se calcula a partir de la siguiente ecuación adaptada de Abraira (2000).

$$\hat{K} = \frac{\left(\frac{VP + VN}{T}\right) - \left(\frac{TP \times TCP + TN \times TCN}{T^2}\right)}{1 - \left(\frac{TP \times TCP + TN \times TCN}{T^2}\right)}$$

(15)

En donde:

VP = Verdaderos Positivos

VN = Verdaderos Negativos

TP = Total Positivos

TN = Total Negativos

TCP = Total Clasificados Positivos

TCN = Total Clasificados Negativos

T = Total de Valores

La valoración del índice kappa puede ser obtenida a partir de la Tabla 4, en donde cada valor obtenido del estadístico kappa representa una fuerza de concordancia. En dicha tabla solo se tomarán en consideración valores mayores a 0.

Tabla 4

Valoración del índice kappa

<b>Coeficiente de Kappa (k)</b>	<b>Fuerza de concordancia</b>
0.00	Pobre
0.01 – 0.20	Leve
0.21 – 0.40	Aceptable
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Considerable
0.81 – 1.00	Casi Perfecta

Nota: Tomado de Landis y Koch, encontrado en (MINISTERIO DEL AMBIENTE, 2014)

Según Cerda & Villarroel (2008) también pueden existir valores negativos para un índice kappa, el cual representaría una discordancia total entre observación y predicción. Este indicador tomaría valores entre -1 a +1, en donde lo ideal sería aquel clasificador que más se acerque al +1.

### **Base Legal**

La presente investigación se encuentra respaldada bajo el numeral 8 del Art. 281 de la Constitución del Ecuador el cual menciona que se debe “Asegurar el desarrollo de la investigación científica y de la innovación tecnológica apropiadas para garantizar la soberanía alimentaria” (CONSTITUCIÓN DE LA REPÚBLICA DEL ECUADOR [Const.], 2008). De la misma manera se puede mencionar al Art. 385 donde se destaca la generación, difusión y desarrollo de tecnologías e innovaciones que permitan aumentar la producción, eficiencia y productividad nacional. De esta manera el desarrollo de una metodología con base en el banano sería una innovación que se incorporaría al país.

De acuerdo con lo mencionado en la Ley de Fomento y Desarrollo Agropecuario del Ecuador del año 2004, el Art. 21 menciona a las instituciones rectoras en cuanto a las investigaciones agropecuarias (Ministerio del ramo e Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias), las cuales se enmarcan en los siguientes ámbitos:

- Productos alimenticios básicos de alto contenido nutritivo
- Productos destinados a la exportación
- Productos destinados a la sustitución de importaciones
- Materia prima para la industria nacional

De la misma manera, el Art. 22 de la misma ley acota que la investigación agropecuaria elevará la productividad a través de la generación y adopción de tecnologías de fácil difusión y aplicación. En este sentido dicha investigación se ampararía en esta ley, la cual incentiva la producción de tecnologías para el aprovechamiento agropecuario.

Conforme al Decreto N°3609 del año 2003 del Libro I de Reglamentos de las Leyes Agrícolas, el Título VII correspondiente al Reglamento a la Ley para Estimular y Controlar la Producción y Comercialización del Banano, Plátano (Barraganete) y otras Musáceas afines, Destinadas a la Exportación, se menciona que para el desarrollo de la industria bananera se tomará en cuenta la investigación y desarrollo de tecnología que permita aumentar la productividad y desarrollo de su mercado.

## Capítulo III

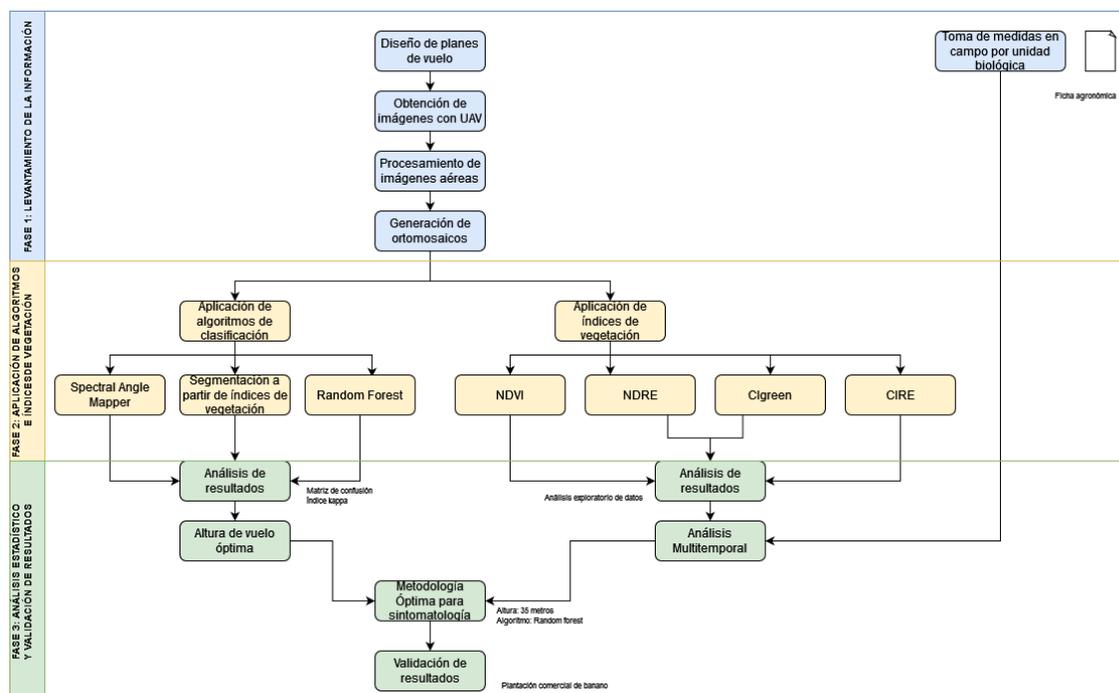
### Metodología

#### Generalidades

El desarrollo del proyecto se ejecutó en tres fases, la fase I, levantamiento de información en campo, la fase II, aplicación de índices de vegetación y algoritmos de clasificación y la fase III, análisis estadístico y validación de resultados. En la Figura 11 se indica el flujograma de la metodología aplicada.

**Figura 11**

#### Metodología general del proyecto



*Nota:* En la figura se indica el orden de la ejecución de la metodología aplicada

La fase uno, se basó en el levantamiento de información en campo compuesta por: la obtención de imágenes con UAV, procesamiento de imágenes y desarrollo de fichas agronómicas. Para la obtención de imágenes con UAV se colocaron 4 paneles en los extremos del lote de estudio, seguidamente se realizaron y ejecutaron los planes de vuelo correspondientes y la descarga de información de los mismos. Finalmente, se depuraron las imágenes obtenidas para realizar el post proceso en el software Agisoft Metashape y obtener el producto final de la ortofoto. Adicionalmente, in situ se realizó el llenado de las fichas agronómicas de cada planta en la zona de estudio, en función de los parámetros que se detallarán más adelante.

En la fase dos, con las ortofotos multiespectrales obtenidas de la cámara Parrot Sequoia se realizó el análisis de información a partir de la implementación de cuatro índices de vegetación, Índice normalizado diferencial de vegetación (NDVI), Índice del borde rojo de diferencia normalizada (NDRE), Índice de clorofila del borde rojo ( $CI_{RE}$ ), Índice de clorofila verde ( $CI_{green}$ ), y tres métodos de clasificación, Algoritmo Random Forest (RF), Algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM) y Método de Segmentación de imágenes a partir de índices de vegetación.

En la fase tres, se realizó la denominada matriz de confusión e índice kappa para conocer qué método de clasificación es el más adecuado para la identificación de sintomatología de FOC R1 y de la misma manera conocer la altura óptima en la que se debe realizar el vuelo del UAV. Consecutivamente se realizó un análisis exploratorio de datos y un análisis estadístico que incluyeron pruebas de hipótesis que se detallarán más adelante, para reconocer los índices óptimos para la identificación de FOC R1. Finalmente con los resultados obtenidos se planteó replicar la metodología desarrollada y aplicarla en una plantación comercial de banano.

## Fase I

### ***Materiales y equipos***

Los principales equipos que se utilizaron para la adquisición de la información fue una cámara multiespectral modelo Parrot Sequoia montada sobre el dron DJI Phantom 4 (Figura 12), además se utilizaron diferentes instrumentos de campo, equipos y software (Ver Tabla 5).

### **Figura 12**

*Dron DJI Phantom 4*



Tabla 5

### Materiales y equipos

<b>N°</b>	<b>Material/Equipo</b>	<b>Descripción</b>
1	Paineles	4 dianas de tela de color naranja y negro
2	UAV	1 UAV, DJI Phantom IV
3	Cámara multiespectral	Cámara multiespectral Parrot Sequoia

N°	Material/Equipo	Descripción
4	Tarjeta de calibración	Mica Sense Calibrated Reflectance Panel
5	Celular	iPhone 7
6	Agisoft Metashape	Software de proceso fotogramétrico
7	ENVI	Software especializado en análisis geoespacial
8	QGIS 3.18	Software SIG
9	IBM SPSS Statistics	Software de análisis estadístico
10	GPS navegador	Garmin Etrex
11	Cinta	Cinta métrica
12	Laptops	2 computadoras portátiles, Lenovo Legion y Dell
13	Estacas	25 estacas
14	Cámara fotográfica	Cámara de celular Samsung A21s
15	Pintura en spray	Color rojo
16	Fichas agronómicas	Parámetros obtenidos de acuerdo a Gómez (2008)

*Nota:* La tabla muestra los equipos, materiales, instrumentos y software utilizados para realizar el presente proyecto.

### **Condiciones del área de estudio**

La zona de estudio establecida fue el lote “Salvatierra” ubicado en la Estación Experimental Tropical Pichilingue (E.E.T.P) en Quevedo, provincia de Los Ríos. Este lote contó con una previa preparación que consistió en la inoculación del hongo *Fusarium oxysporum cubense* y así presenciar un avance evolutivo de la enfermedad en la planta durante el transcurso de la investigación.

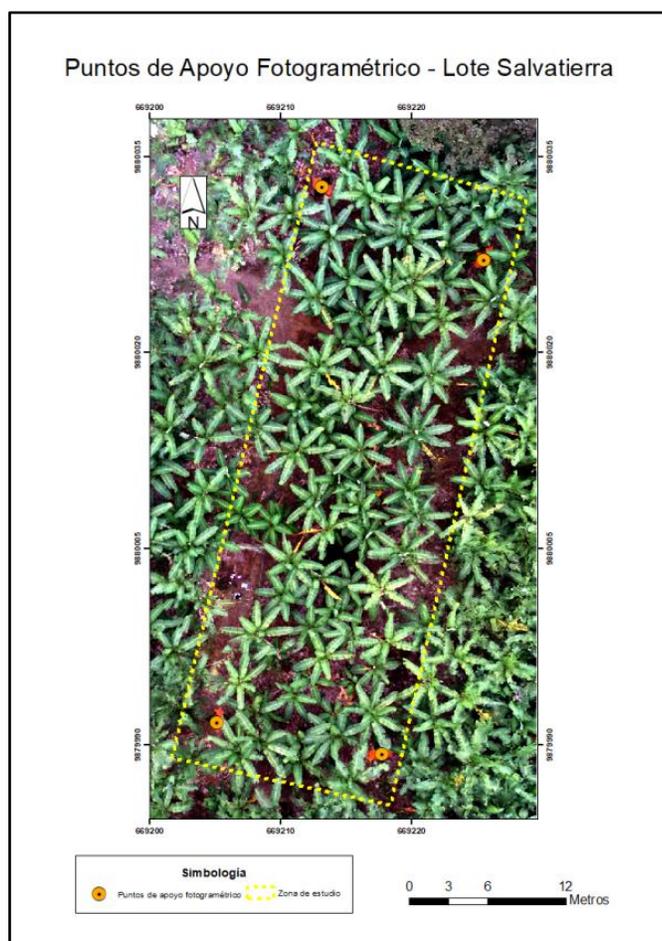
No obstante, debido a que no se presentó sintomatología de *Fusarium* en el transcurso del estudio en el lote “Salvatierra”, se optó por buscar una plantación de banano en la que sí se encontrara infectada. Es así que, en conjunto con el Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias de Ecuador (INIAP) y la Agencia de Regulación y Control Fito y Zoosanitario (ARCFZ) se localizó una zona de plantaciones



previamente el lote de estudio denominado “Salvatierra”. Además, se realizó el deshoje y deshije de la zona, obteniendo así una mayor visibilidad aérea para colocar los puntos de apoyo. Se colocaron 4 estacas en el contorno del lote y posteriormente los paineles. La ubicación de los puntos de apoyo se visualiza en la Figura 14.

### Figura 14

*Ubicación de los puntos de apoyo fotogramétrico*



*Nota:* La figura indica la distribución de los puntos de apoyo fotogramétrico sobre el lote “Salvatierra”. Cabe mencionar que dichos puntos no se posicionaron con equipos GNSS sino que sus coordenadas fueron obtenidas directamente de la cámara Parrot Sequoia.

### **Plan de vuelo**

Para la obtención de las imágenes multiespectrales a partir de la cámara Parrot Sequoia montada sobre el dron DJI Phantom 4, se realizaron diferentes planes de vuelo en función de la variable de estudio que fue la altura.

La ejecución del plan de vuelo se realizó utilizando la aplicación Pix4D Capture, en donde se configuraron algunos parámetros como: la altura, el traslape longitudinal y transversal, área del terreno (a partir del mapa de la aplicación). Todos los parámetros se detallan en la Tabla 6.

Tabla 6

Parámetros de los planes de vuelo -UAV DJI Phantom + Parrot Sequoia

<b>Parámetros</b>	<b>Primer vuelo</b>	<b>Segundo vuelo</b>	<b>Tercer vuelo</b>
Área del terreno	480 m <sup>2</sup>	480 m <sup>2</sup>	480 m <sup>2</sup>
Altura de vuelo	15 m	25 m	35 m
Traslape longitudinal	90%	90%	90%
Traslape transversal	90%	90%	90%

### **Ejecución de los vuelos**

Posterior a la ubicación de los puntos de apoyo fotogramétrico con las estacas en cada uno de los extremos de la zona de estudio, se ejecutaron 3 vuelos en función de los parámetros establecidos en la tabla anterior, obteniendo así, el diseño de los 3 vuelos indicados en la Figura 15. Al inicio y al final de cada vuelo también se tomaron imágenes de la tarjeta de calibración Mica Sense Calibrated Reflectance Panel, esto con el propósito de obtener la corrección radiométrica.

## Figura 15

### *Diseño de los vuelos multiespectrales*



*Nota:* En la figura se muestra un ejemplo de los diseños de los vuelos realizados con el UAV DJI Phantom IV +Parrot Sequoia

### ***Captura de imágenes aéreas UAV***

Se realizó un total de 5 vuelos (1 vuelo mensual con un dron Phantom 4 y cámara multiespectral Parrot Sequoia), a partir de un plan de vuelo en la zona de estudio donde se sometió a prueba 3 diferentes alturas sobre la planta, las cuales son: 15 m, 25 m y 35 m. Una vez finalizado, se procedió a realizar un post procesamiento para obtener el ortomosaico de la zona de estudio (1 ortomosaico por cada altura de vuelo).

### ***Georreferenciación de imágenes***

Cada ortomosaico que se generó se encuentra georreferenciado uno respecto al

otro, en donde el posicionamiento de una imagen y sus coordenadas son proporcionadas por la cámara multiespectral. Lo primero es obtener un ortomosaico a partir del proceso fotogramétrico que se detallará más adelante (en este caso se utilizó las ortofotos correspondientes a los 35 m de altura de vuelo de la primera visita) y una vez obtenido dicho producto se cargó en el software ArcGIS en donde se creó una capa de puntos en la que se marcaron los 4 puntos correspondientes a los paineles ubicados en la zona de estudio y así se pudieron obtener las 4 coordenadas base para que los posteriores ortofotomosaicos que se generen ya sean a alturas o épocas distintas, se encuentren correctamente georreferenciados.

### ***Proceso fotogramétrico de imágenes multiespectrales***

Para la generación de ortomosaicos se utilizó el software de procesamiento Agisoft Metashape para cada una de las diferentes alturas y diferentes épocas en que se realizaron los vuelos.

Primero se ingresaron todas las imágenes que fueron tomadas en un vuelo y se configuraron parámetros correspondientes a una cámara multiespectral, el sistema de coordenadas y también se realizó una calibración radiométrica con las imágenes de las dianas en donde el valor de albedo por cada banda es reconocido directamente por el software. En el primer procesamiento que ejecuta el software se realiza la orientación interior y exterior a partir de las coordenadas que se encuentran en el centro de las ortofotos, dando como resultados una nube de puntos.

Posteriormente se procedió a realizar la denominada corrección geométrica la cual consiste en marcar los puntos de apoyo fotogramétrico (paineles) con sus coordenadas X, Y, Z para reoptimizar y ajustar el modelo que se vaya a obtener para

que se encuentre debidamente posicionado en el espacio. Adicionalmente, el software generará automáticamente los ortomosaicos de acuerdo a las bandas multiespectrales y otros productos tales como un modelo digital del terreno.

Finalmente se cargaron los ortomosaicos en el software de análisis “ENVI” y se aplicó la herramienta “*Gain and Offset*” para obtener valores de reflectancia entorno a los decimales, esto se realizó debido a que ENVI por defecto arroja cifras de miles en cuanto a la reflectancia. De esta manera se obtuvieron los ortomosaicos de reflectancia usados en la metodología aplicada.

### ***Fichas agronómicas***

Para tener un control en campo en cuanto al desarrollo de las plantaciones de banano durante los meses sometidos a estudio, se realizó el llenado de fichas agronómicas que sirvieron como un medio de verificación para el desarrollo fenológico de las plantas en cuanto a la presencia de FOC R1 y de la misma forma tener un control en cuanto a sus características botánicas tales como hojas y tallos. El modelo de la ficha puede ser observado en la Tabla 7 de a continuación.

Tabla 7

#### Ficha agronómica

N o	Ubicación	Semana Parición	Altura de madre	Altura de hijo	Manos poten. del racimo	N° hojas sanas madre	N° hojas enfermas madre	N° hojas sana s hijo	N° hojas enfermas hijo	Groso r tallo madre	Groso r tallo hijo	FO C R1	Dist. plantas alrededor
--------	-----------	--------------------	-----------------------	----------------------	----------------------------------	-------------------------------	-------------------------------	-------------------------------	------------------------------	---------------------------	--------------------------	---------------	-------------------------------

Nota: La información recopilada se desarrolló únicamente en el lote “Salvatierra” en las

63 unidades biológicas que se sometieron a estudio.

### ***Medidas en campo***

Las principales mediciones que se realizaron fueron altura de la planta y diámetro del tallo tanto de madre como de hijo, esto puede ser observado en la Figura 16.

### **Figura 16**

*Medidas en campo de altura y diámetro de la planta*



También de manera visual se procedió realizar el conteo del número de hojas, estado de las hojas, presencia de FOC R1, semana de parición y manos potenciales de racimo que hacen referencia al fruto que se dan en estas plantaciones.

Además, se llevó un registro en cuanto a la posición de cada planta en cuanto a sus coordenadas X e Y obtenidas a partir de un GPS navegador.

### ***Estimación de diámetro y altura de la planta***

Para conocer el diámetro del tallo de la planta se procedió a realizar la medición con una cinta métrica tomando en consideración que a la madre se le toma los datos a una altura de 1 m sobre el piso y a la hija a 30 cm sobre el piso (Gómez, 2008).

En cuanto a la altura tanto de madre como de hija, se simuló una regla de medición con un tallo de caña al cual se le asignaron valores que permiten obtener los datos señalados; la altura fue tomada desde el piso hasta la intersección que se da entre el pseudotallo y las hojas que conforman la planta.

### **Fase II**

Como se había mencionado previamente, el siguiente desarrollo de la metodología corresponde al realizado en la zona alternativa de Caluma. En esta zona se realizaron 2 vuelos de 25 m y 35 m; y con la ayuda del personal especializado de la ARCFZ, se obtuvieron las coordenadas de plantas con sintomatología de FOC R1 que servirán como insumo posterior.

### ***Cálculo y obtención de índices de vegetación***

Una vez terminado el post procesamiento en el software Agisoft Metashape se obtuvieron ortomosaicos multiespectrales de reflectancia por cada banda proporcionada por la cámara Parrot Sequoia.

Seguidamente se utilizó el software ENVI 5.3 en el cual se cargaron las imágenes

y a partir de la herramienta *Band Math* se calcularon los 4 índices sometidos a estudio NDVI, NDRE, CIGreen y CIRE en función de las ecuaciones 3, 4, 5 y 6.

Además, con cada uno de los índices de vegetación obtenidos, se procedió a evaluar el desarrollo multitemporal de los mismos durante los 5 meses que se visitó la E.E.T.P en el lote “Salvatierra” y también se compararon los índices entre plantas con sintomatología y plantas sin sintomatología en la zona de Caluma.

### ***Identificación de plantas con sintomatología de FOC R1***

Se identificó y se obtuvieron puntos GPS de las plantas con sintomatología de FOC R1 en la zona de estudio en Caluma con el objetivo de tener la ubicación exacta de las plantas afectadas (Figura 17), y así obtener valores espectrales de las hojas enfermas durante la ejecución de los métodos de clasificación. Se importaron los datos GPS en el software ArcGIS obteniendo así un *shape* de puntos, tal como se observa en la Figura 18.

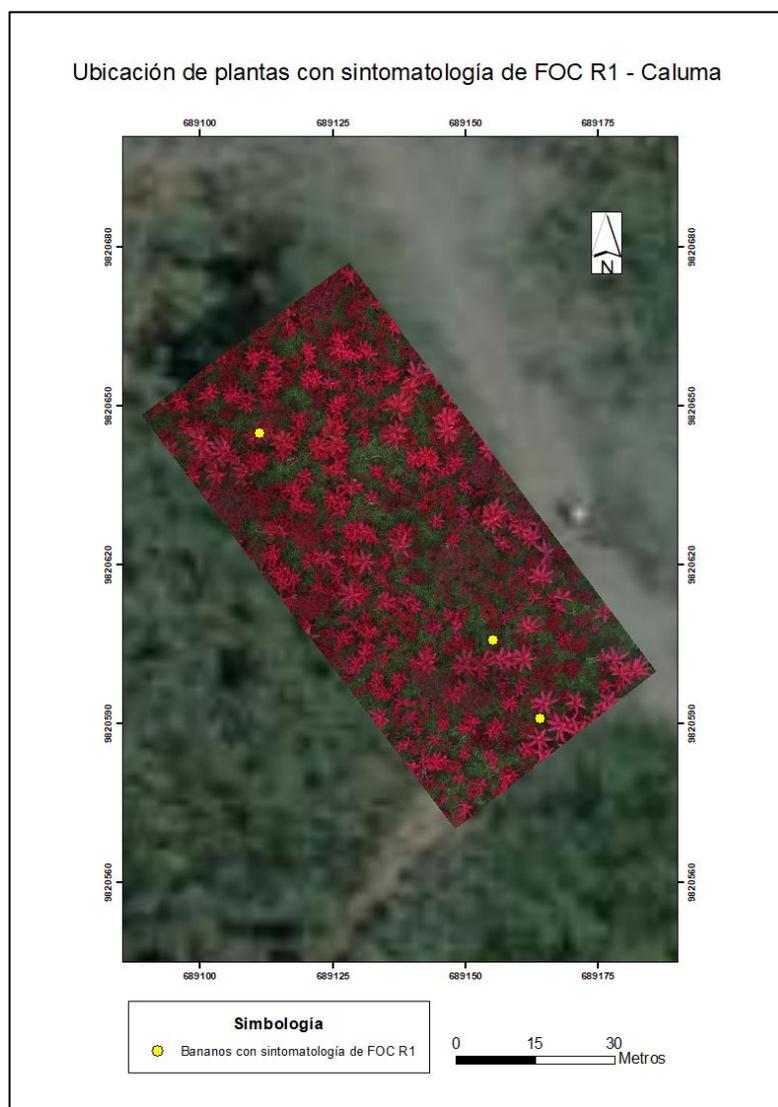
### **Figura 17**

*Toma de coordenadas de plantas con sintomatología en campo*



**Figura 18**

*Ubicación de plantas con sintomatología de FOC R1 en la zona de Caluma*



### ***Métodos de Clasificación***

#### **Spectral Angle Mapper (SAM).**

A partir de los 4 ortomosaicos obtenidos por cada banda: Green, Red, Red Edge y NIR; se utilizó la herramienta *Layer Stack* del software ENVI 5.3, la cual compila las 4 bandas multiespectrales en una sola imagen, tal como se observa en la Figura 19.

Además se ingresaron los valores correspondientes a las longitudes de onda para cada

una de las bandas.

## Figura 19

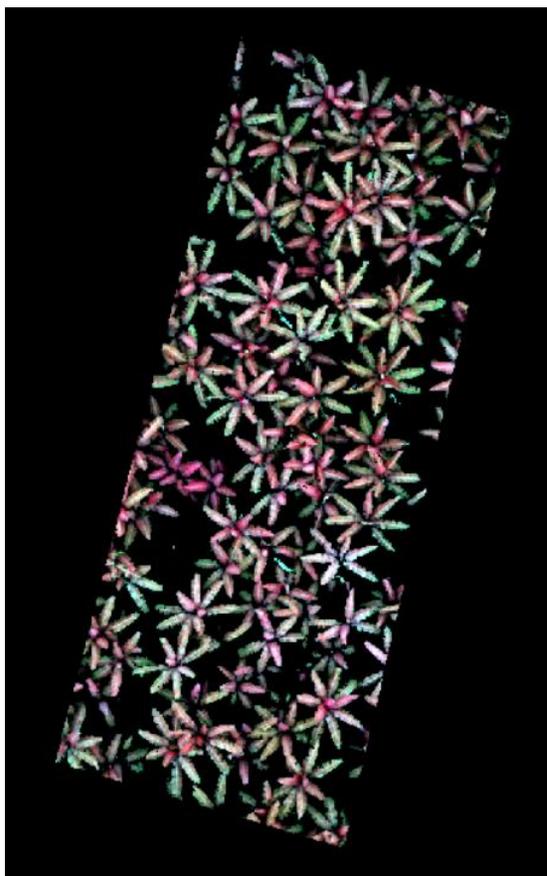
*Ortomosaico multiespectral*



Una vez obtenida la imagen compilada por la herramienta *Layer Stack*, se seleccionó el área de estudio adecuada a través de la herramienta *ROI* (Región de interés) eliminando las deformaciones que se generan en los extremos de la imagen; además se creó una máscara de hojas debido a que el enfoque de este estudio se desarrolla en esta zona de la planta (Figura 20).

**Figura 20**

*Máscara de hojas*



Se seleccionó el píxel de la hoja con sintomatología de la planta previamente identificada en campo y se obtuvo el perfil espectral del píxel exportándolo en formato ASCII. Seguidamente se seleccionó la herramienta de clasificación *Spectral Angle Mapper* en donde se utilizó como insumo la imagen compilada de las 4 bandas en función de la máscara de hojas y también el archivo ASCII previamente exportado.

Finalmente se llenan los campos correspondientes a los parámetros de clasificación, en donde se colocaron los valores en relación al ángulo espectral de

tolerancia en radianes, dando como resultado un ráster de clasificación para este método.

Cabe mencionar que para seleccionar el valor del ángulo de tolerancia dependerá mucho del objetivo de la investigación y del nivel de apertura que se le vaya a dar a los píxeles de clasificación. En este estudio dicho ángulo fue seleccionado bajo el criterio de discriminar cualquier superficie que no pertenezca a una hoja de banano, dando como resultado un valor de ángulo espectral que clasificaba en su gran mayoría a hojas enfermas.

### **Segmentación de imágenes a partir de índices espectrales.**

Se importaron los 4 ortomosaicos correspondientes a los índices de vegetación sometidos a estudio (NDVI, NDRE,  $CI_{green}$  y CIRE), con la herramienta *Crosshairs* se visualizaron los valores máximos y mínimos de los píxeles en donde se encuentra la sintomatología en las hojas de la planta. Posteriormente con la herramienta *Segmentation image* se selecciona individualmente cada índice y se ingresan los valores mínimos y máximos de los píxeles, dando como resultado un ráster de clasificación con los píxeles que se encuentran en los rangos establecidos.

### **Random Forest (RF).**

Para la ejecución de este algoritmo de clasificación se utilizaron como insumos los 2 métodos anteriores, es decir, el producto obtenido a partir del mapeo del ángulo espectral (SAM) y la segmentación de los índices espectrales; en este último se consideraron solo los resultados generados por los índices NDVI y  $CI_{green}$ .

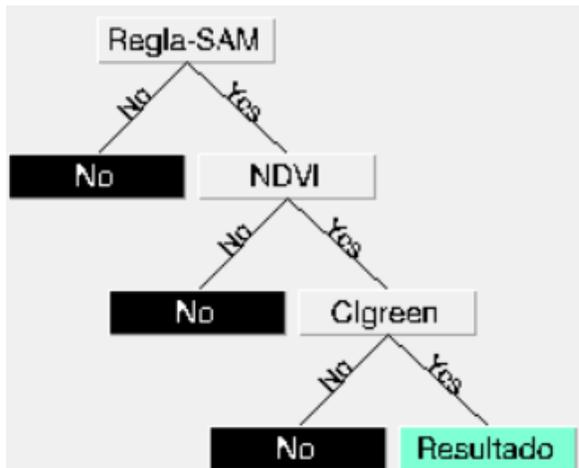
La razón por la que no se tomó en cuenta los índices NDRE Y CIRE se debe a

que estos arrojaron un producto de clasificación en donde casi toda la superficie de la imagen era reconocida como sintomatología de FOC R1, incluyendo suelo y hojas sanas. Todo lo contrario a los índices NDVI y  $CI_{green}$  los cuales sí lograron discriminar otras superficies en su clasificación, identificando en su mayoría hojas enfermas.

Se generó un árbol de decisión que consta de 3 nodos principales (SAM, NDVI,  $CI_{green}$ ) y 2 únicas respuestas (Si o No) tal como se indica en la Figura 21. Cada uno de los nodos presenta una condición dependiendo de los resultados arrojados en sus respectivas clasificaciones.

### Figura 21

*Estructura del árbol de decisión puesto a prueba*



Mediante operadores lógicos y relacionales se estableció un rango para cada nodo de acuerdo al valor de los píxeles de la planta enferma y así permitir que exista una única respuesta de clasificación.

### Fase III

## **Análisis estadístico**

### **Muestreo.**

Para conocer la cantidad de plantas que se van a tomar en cuenta en el análisis estadístico tanto para la matriz de confusión como para la validación de los índices de vegetación, se tomó como referencia una población finita debido a que se conoce la cantidad de individuos presentes en la zona de estudio, siendo en este caso 260 plantas. Se utilizó la ecuación 7 con un nivel de significancia del 95 %, probabilidad de éxito y fracaso igual al 50 % cada una y un error de muestro del 8%. Como resultado se obtuvo un total de 96 plantas que fueron sometidas a estudio obtenido a partir de la ecuación 7.

### **Aplicación de la matriz de confusión.**

Para tomar la decisión en cuanto al algoritmo de clasificación más adecuado para identificar la sintomatología de FOC R1 se realizó una matriz de confusión por cada uno de los métodos sometidos a estudio y por cada altura (25 m y 35 m). Para llenar dicha matriz se procedió a realizar un conteo para obtener los valores de observación y predicción bajo las siguientes premisas:

- Verdaderos Positivos (VP): es la cantidad de plantas con sintomatología que fueron clasificados correctamente como con sintomatología por el modelo.
- Verdaderos Negativos (VN): es la cantidad de plantas sanas que fueron clasificados correctamente como plantas sanas por el modelo.
- Falsos Negativos (FN): es la cantidad de plantas con sintomatología que fueron clasificados incorrectamente como plantas sanas.
- Falsos Positivos (FP): es la cantidad de plantas sanas que fueron clasificados

incorrectamente como plantas con sintomatología.

Con los resultados obtenidos se procedió a calcular los diferentes parámetros que fueron descritos en la Tabla 3.

### **Aplicación del índice kappa.**

Una vez finalizada la matriz de confusión, a cada uno de los métodos de clasificación se les aplicó el índice kappa el cual permite tener otra visión en cuanto a la elección del algoritmo óptimo para la identificación de FOC R1 debido a que refleja la concordancia entre la observación realizada y la predicción del método. De esta manera se utilizó la ecuación 15, que permitió conocer la fuerza de concordancia.

Con los resultados obtenidos de la matriz de confusión y el índice kappa, se tomó la decisión de qué altura de vuelo es la más adecuada para identificar la sintomatología de FOC R1.

### **Análisis exploratorio de datos.**

Por medio del software SPSS Statistics y su herramienta “*Explorar*” se realizó un análisis exploratorio que consiste en analizar el conjunto de datos que se tiene en cuanto a los índices de vegetación obtenidos de las ortofotos. Se pudieron obtener medidas de tendencia central y también gráficas para conocer el comportamiento de la información obtenida tras el procesamiento.

### **Prueba de normalidad.**

Los datos fueron sometidos a una prueba de normalidad o también conocida como la prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S), tomando en consideración a una

población mayor a 60. Esta prueba fue realizada con el propósito de conocer si se tiene una distribución normal de los datos y conocer si cumpliría con uno de los requisitos para un posible análisis ANOVA. La prueba de Kolmogorov-Smirnov se fundamenta en las siguientes hipótesis:

$H_0$ : Los datos siguen una distribución normal

$H_1$ : Los datos no siguen una distribución normal

### **Prueba de homogeneidad de varianzas.**

Se aplicó una prueba para conocer si existe homogeneidad entre las varianzas (homocedasticidad) a partir de la prueba de Levene, esto con el propósito de conocer si cumpliría con uno de los requisitos para un posible análisis ANOVA. Esta prueba se basa en las siguientes hipótesis:

$H_0$ : Las varianzas son homogéneas

$H_1$ : Las varianzas no son homogéneas

### **Prueba Kruskal-Wallis.**

Debido a que los datos no cumplieron con los principios de normalidad y homocedasticidad para aplicar un análisis ANOVA, se optó por aplicar un método no paramétrico conocido como la prueba de Kruskal-Wallis para conocer si existe diferencia entre una planta sana y una planta que se encuentre con sintomatología de FOC R1. Esta prueba se fundamenta en las siguientes hipótesis:

$H_0$ : No existe una diferencia significativa entre una planta con sintomatología de FOC

R1 y una sin sintomatología de FOC R1

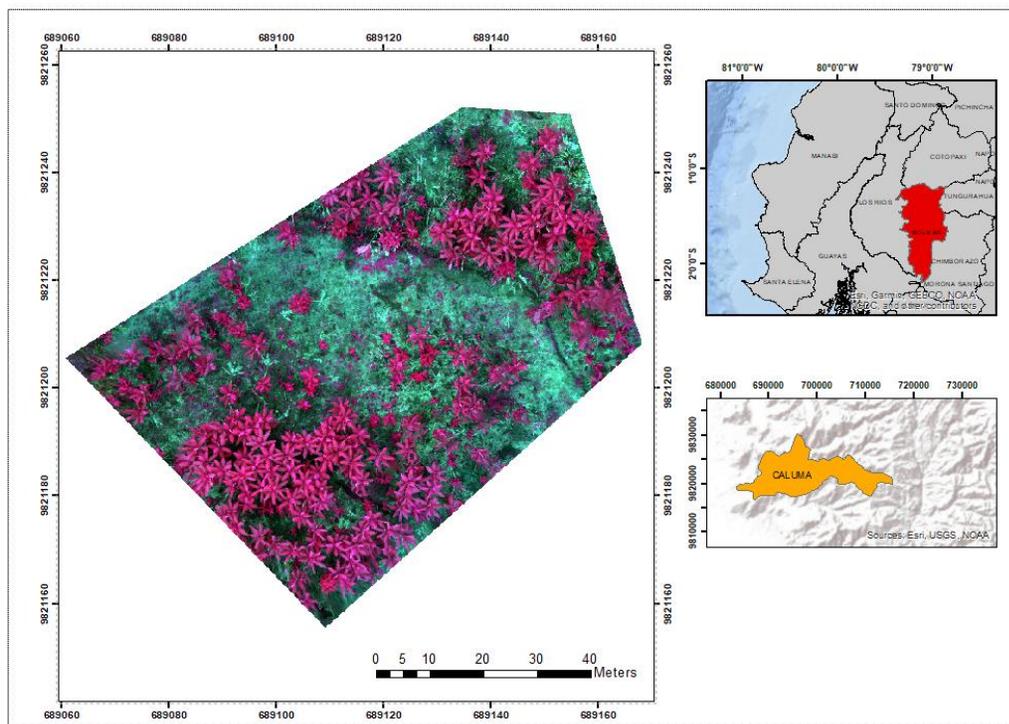
$H_1$ : Existe una diferencia significativa entre una planta con sintomatología de FOC R1 y una sin sintomatología de FOC R1

### **Validación de resultados**

Una vez obtenida la metodología adecuada para la identificación de sintomatología de FOC R1, se seleccionó una plantación comercial para verificar que la metodología obtenida cumpla con el objetivo de identificar una planta con sintomatología de FOC R1.

### **Figura 22**

Mapa de ubicación de la zona comercial



## Capítulo IV

### Análisis de los resultados

#### Análisis estadístico de la matriz de confusión

A partir de la aplicación de los diferentes métodos de clasificación a 25 m y 35 m respectivamente, se validó la información con la herramienta matriz de confusión para visualizar el desempeño de los métodos aplicados. Obteniendo así el número de predicciones y clases reales, los resultados son expuestos en la Tabla 8.

Tabla 8

Matriz de confusión de los métodos de clasificación para alturas de 25 m y 35 m

Altura de vuelo	Método de clasificación	VP	VN	FP	FN	Total
35 m	Spectral Angle Mapper	3	50	43	0	96
	Random Forest	3	67	26	0	96
	Segmentación NDVI	0	92	1	3	96
	Segmentación NDRE	1	46	47	2	96
	Segmentación $CI_{green}$	0	77	16	3	96
	Segmentación CIRE	0	33	60	3	96
25 m	Spectral Angle Mapper	6	21	68	1	96
	Random Forest	5	62	27	2	96
	Segmentación NDVI	0	87	2	7	96
	Segmentación NDRE	2	57	31	6	96
	Segmentación $CI_{green}$	2	60	29	5	96
	Segmentación CIRE	2	43	46	5	96

Una vez realizada la matriz de confusión se determinaron diferentes parámetros que permitieron seleccionar la altura adecuada para la identificación de la

sintomatología de FOC R1 descritos en la Tabla 9. En función de los parámetros obtenidos se determinó que a 25 m y 35 m respectivamente se tiene una mayor exactitud en los métodos de segmentación NDVI, segmentación CI<sub>green</sub> y Random Forest. Sin embargo, al analizar la precisión de las mismas, se pudo observar que Random Forest y Spectral Angle Mapper tienen una mejor posición con respecto a las otras. Finalmente, al analizar la tasa de error de ambas alturas, se comprobó que a 25 m se obtuvo mayor error en los métodos Spectral Angle Mapper y Random Forest.

Por otro lado, en función de la sensibilidad se verificó que las clases catalogadas como positivas, Spectral Angle Mapper y Random Forest identifican en un 100% a las plantas con sintomatología de FOC R1.

Tabla 9

Parámetros calculados a partir de la matriz de confusión

Altura de vuelo	Método de clasificación	Exactitud	Sensibilidad	Precisión	Tasa de error
35 m	Spectral Angle Mapper	0.552	1	0.065	0.448
	Random Forest	0.729	1	0.103	0.271
	Segmentación NDVI	0.958	0	0	0.042
	Segmentación NDRE	0.49	0.333	0.021	0.51
	Segmentación CI <sub>green</sub>	0.802	0	0	0.198
	Segmentación CIRE	0.344	0	0	0.656
25 m	Spectral Angle Mapper	0.281	0.857	0.081	0.719
	Random Forest	0.698	0.714	0.156	0.302
	Segmentación NDVI	0.906	0.000	0.000	0.094
	Segmentación NDRE	0.615	0.250	0.061	0.354
	Segmentación CI <sub>green</sub>	0.646	0.286	0.065	0.354
	Segmentación CIRE	0.469	0.286	0.042	0.531

### Análisis estadístico del índice kappa

De igual manera, a partir de la matriz de confusión se determinó el índice kappa descrito en la Tabla 10 en función de los diferentes métodos de clasificación y alturas en estudio. Como resultado, se obtuvo que los métodos de clasificación que más se aproximan a 1 son Spectral Angle Mapper y Random Forest en las dos alturas, considerándoles o como los métodos más adecuados.

Tabla 10

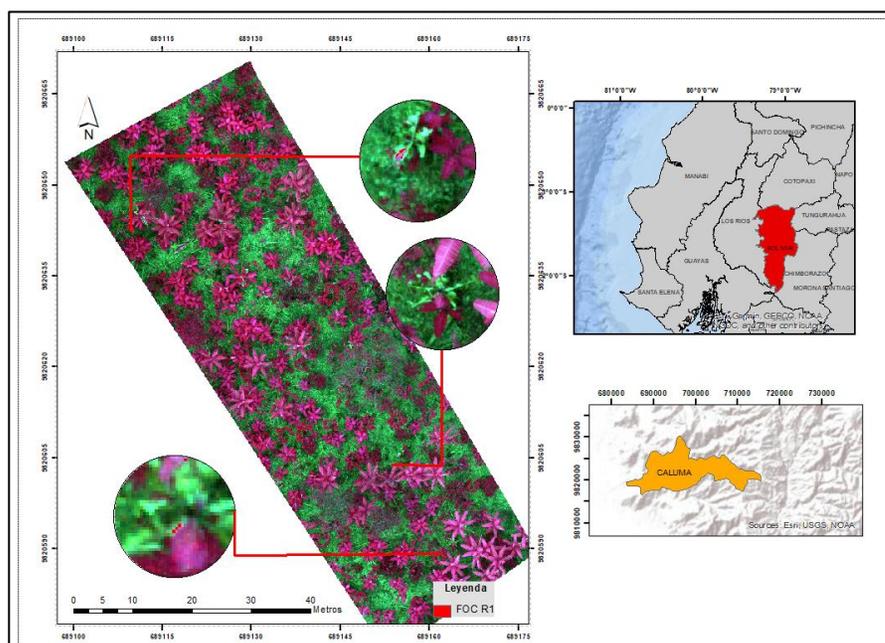
Índice kappa para cada uno de los métodos de clasificación para alturas de 25 m y 35 m

Altura de vuelo	Método de clasificación	Índice Kappa
35 m	Spectral Angle Mapper	0.068
	Random Forest	0.139
	Segmentación NDVI	-0.016
	Segmentación NDRE	-0.021
	Segmentación $CI_{green}$	-0.056
	Segmentación CIRE	-0.063
25 m	Spectral Angle Mapper	0.017
	Random Forest	0.155
	Segmentación NDVI	-0.03
	Segmentación NDRE	-0.01
	Segmentación $CI_{green}$	-0.04
	Segmentación CIRE	-0.06

Por consiguiente, el método más adecuado para la identificación de la sintomatología de FOC R1 es la aplicación del método de Random Forest, a partir de una ortofoto multiespectral a una altura de vuelo de 35 m con una exactitud del 73 % y una tasa de error del 27 %. El resultado final se observa en la Figura 22 y Anexo 3.

**Figura 23**

*Mapa de Identificación de sintomatología de FOC R1 en Caluma*



### **Análisis estadístico de índices de vegetación**

Una vez identificada la altura óptima (35 m) a la que se deben realizar los vuelos con UAV para identificar la sintomatología de FOC R1, se procedió a realizar el análisis estadístico de cada uno de los índices de vegetación que fueron obtenidos a esta altura con el propósito de conocer si estos son capaces de diferenciar entre una planta con sintomatología de FOC R1 y una que no tiene sintomatología. En el Anexo 4 se puede observar a detalle cada uno de los datos obtenidos.

### **Análisis exploratorio**

En la Tabla 11 se puede observar un resumen sobre el análisis exploratorio de datos que se obtuvo para los 4 índices puestos a prueba en este estudio.

Tabla 11

Análisis exploratorio para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m

Índice	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar	Varianza
NDVI	0.851	0.392	0.892	0.068	0.005
NDRE	0.111	0.068	0.166	0.02	0.0004
CI <sub>green</sub>	3.659	1.349	4.852	0.561	0.315
CIRE	0.257	0.15	0.406	0.053	0.003

En la Tabla 12 de a continuación se indica los valores obtenidos en la prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov (K-S) con los p-valor (Sig.) para cada uno de los datos sometidos a estudio.

Tabla 12

Prueba de normalidad (K-S) para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m

Índice	Estadístico	gl	Sig.
NDVI	0.279	96	0
NDRE	0.082	96	0.11
CI <sub>green</sub>	0.064	96	0.2
CIRE	0.093	96	0.039

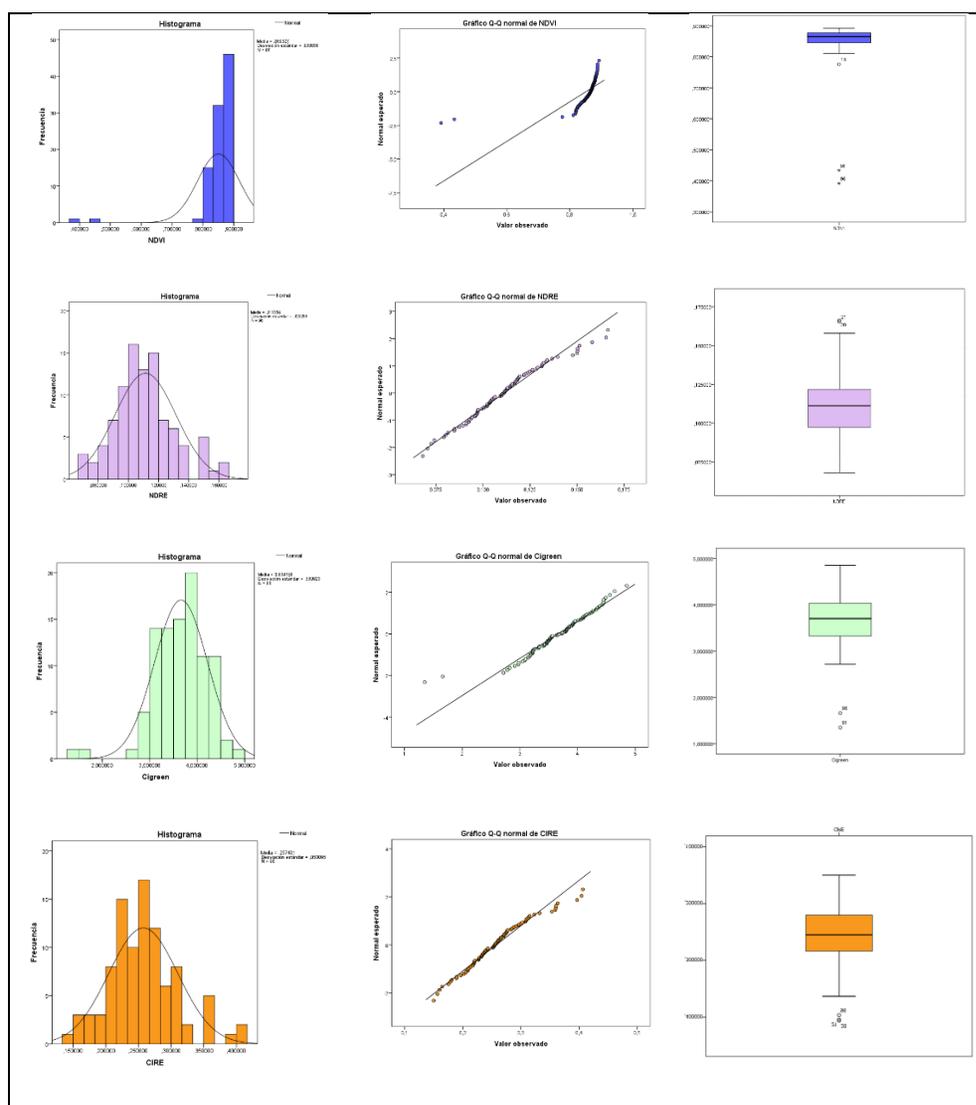
Al momento de realizar la prueba K-S se evidencia que los índices de vegetación NDVI y CIRE no cumplen con la condición de normalidad debido a que no siguen una distribución normal siendo su p-valor  $1.774E-20$  y  $0.039$  respectivamente. En cambio los índices de vegetación CI<sub>green</sub> y NDRE sí poseen una distribución normal ya que su p-valor es mayor al nivel de significancia establecido de  $0.05$ , siendo estos  $0.2$  y  $0.11$

respectivamente.

La inexistencia de una distribución normal en los índices de vegetación NDVI y CIRE se debe a valores atípicos que se presentaron en los mismos. Estos valores se reflejarán en la Figura 23 que se presenta a continuación.

**Figura 24**

*Gráficos de los índices de vegetación tomados con UAV a 35 m.*



Se realizó una prueba de Levene o prueba de homocedasticidad (Ver Tabla 13), en ella se muestran los valores obtenidos para dicha prueba con los p-valor (Sig.) para cada uno de los datos.

Tabla 13

Prueba de homogeneidad para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m

Índice	Estadístico	gl1	gl2	Sig.
NDVI	52.690	1	94	0
NDRE	0.501	1	94	0.481
CI <sub>green</sub>	9.896	1	94	0.002
CIRE	1.270	1	94	0.263

Tras realizar la prueba de Levene se evidencia que los índices de vegetación NDVI y CI<sub>green</sub> no cumplen con la condición de homocedasticidad debido a que sus p-valor corresponde a 1.109 E-10 y 0.002 respectivamente. En cambio los índices de vegetación NDRE y CIRE si cumplen con la condición de homocedasticidad que indica que sus varianzas son homogéneas puesto que su p-valor es mayor al nivel de significancia establecido de 0.05, siendo estos 0.481 y 0.263 respectivamente.

Finalmente, debido a que en conjunto, los índices de vegetación no cumplieron con los requisitos para realizar una prueba paramétrica, se realizó una prueba Kruskal-Wallis para conocer si existe una diferencia entre una planta con sintomatología de FOC R1 y una sin sintomatología de FOC R1. En la Tabla 14, se muestra los valores obtenidos para dicha prueba con los p-valor (Sig.) para cada uno de los datos.

Tabla 14

Prueba de Kruskal-Wallis para índices de vegetación tomados con UAV a 35 m

Índice	Estadístico	gl	Sig.
NDVI	0.25	96	0.875
NDRE	1.131	96	0.288
CI <sub>green</sub>	0.121	96	0.728
CIRE	1.131	96	0.288

En la Tabla 14 se evidencia que todos los p-valor de los índices de vegetación sobrepasan el nivel de significancia de 0.05, lo que quiere decir que no existe una diferencia significativa entre una planta con sintomatología de FOC R1 y una sin sintomatología de FOC R1.

Como resultado de este análisis se presenta que los índices de vegetación calculados con base a la cámara multiespectral no permiten diferenciar la sintomatología de FOC R1, esto podría deberse a que al momento de calcular los valores para cada índice de vegetación en cada una de las plantas, el área de la hoja que presenta sintomatología es significativamente inferior al área comparada con una hoja sana de la misma planta. Por tal motivo al momento de obtener los datos de los índices para cada planta, los valores de la posible sintomatología de FOC R1 son superficialmente inferiores al de una hoja sana.

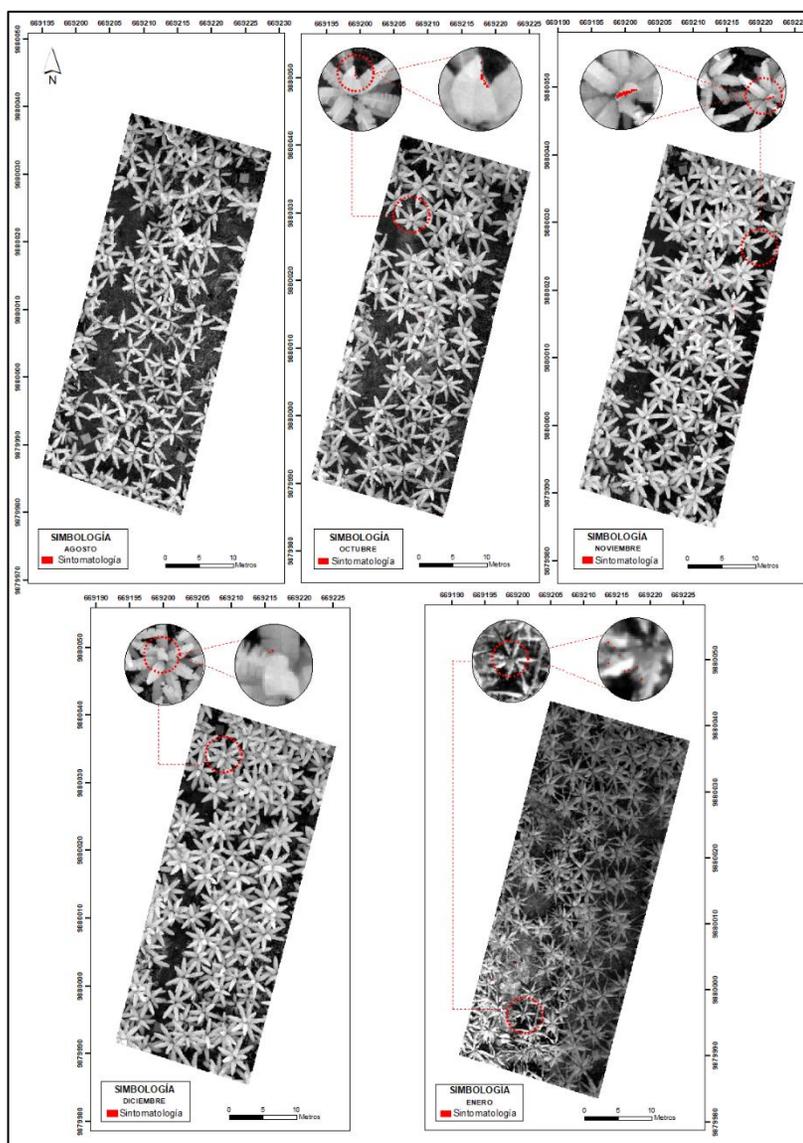
Además el bajo número de plantas con sintomatología que se sometieron a estudio en esta investigación también fue un factor importante ya que fueron menos datos que se sometieron a estudio en relación a una planta con presencia de sintomatología de FOC R1.

**Aplicación de la metodología en la Estación Experimental Tropical Pichilingue**

Se aplicó la metodología obtenida en el lote “Salvatierra” (Figura 24).

**Figura 25**

*Aplicación de la metodología en la E.E.T.P*



Se aplicó el método de clasificación supervisada Random Forest a los ortomosaicos obtenidos a una altura de 35 metros durante los 5 meses que se visitó la E.E.T.P. Como se puede apreciar en la Figura 25, en el mes de Agosto no se observa ninguna

presencia de sintomatología, esto se debe a que en este mes recién se inició con la inoculación del hongo en la plantación.

Durante los meses de Octubre, Noviembre, Diciembre y Enero, se puede apreciar que existe un posible apareamiento de la sintomatología de FOC R1 en zonas de pequeño tamaño. Para saber si en realidad hubo una presencia de la enfermedad lo que se hizo fue observar in situ si alguna hoja se encontraba con alguna anomalía en su coloración, esto fue posible debido a que cada una de las unidades biológicas se encontraba marcadas con una numeración en campo (Figura 25) y con su respectiva ficha agronómica.

### **Figura 26**

*Verificación en campo a través de la numeración de las plantas*



Al contrastar tanto el método de clasificación aplicado como las fichas agronómicas y la verificación in situ se evidencia que durante los 5 meses sometidos a estudio no se encontró presencia de sintomatología de FOC R1 dentro de la zona de

estudio en el lote “Salvatierra”.

En relación a lo observado en la Figura 25, se evidencia que efectivamente el algoritmo de clasificación Random Forest muestra algunos resultados, pero estos pueden ser catalogados como falsos positivos que pueden deberse a diversos factores tales como:

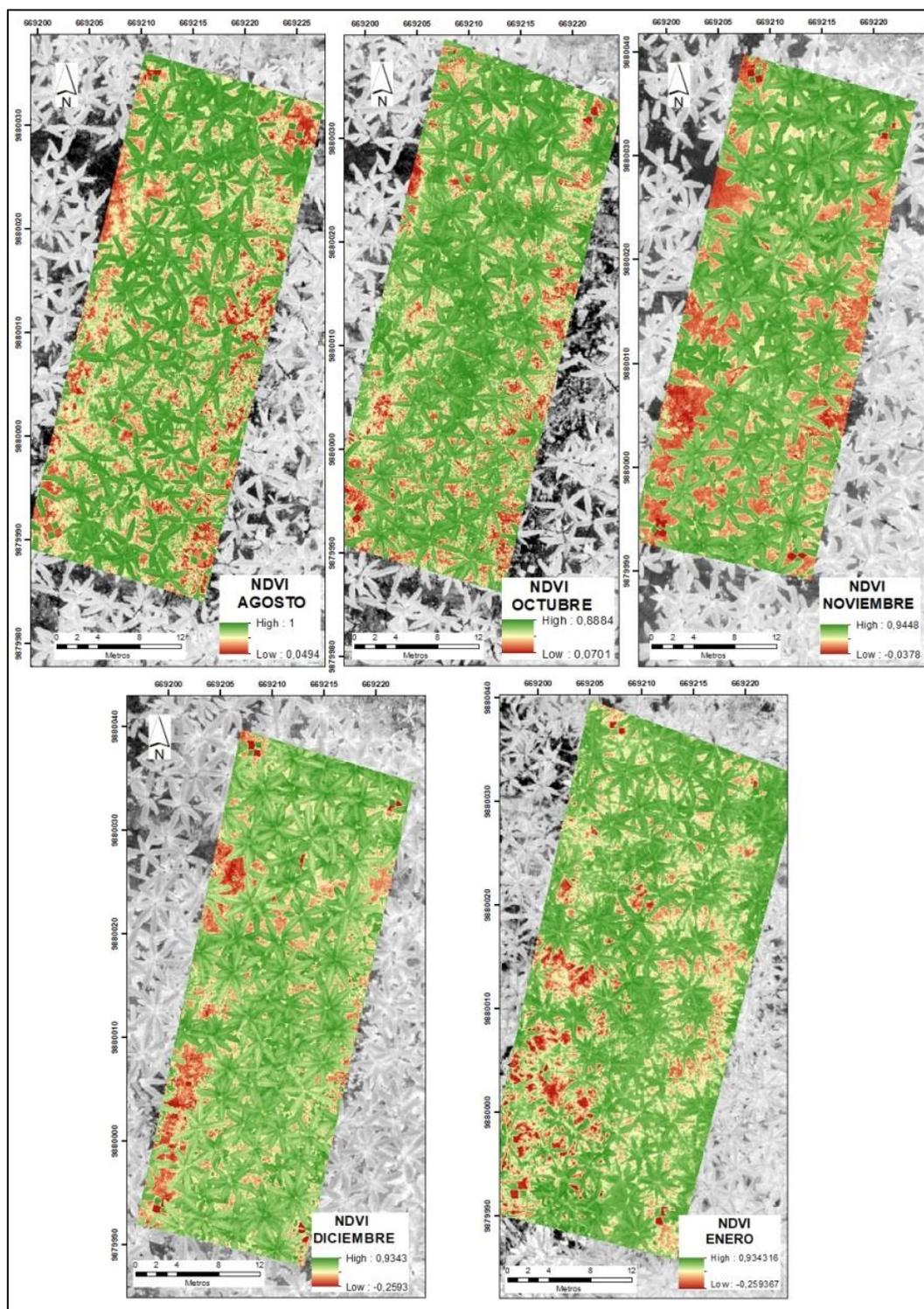
- La precisión del método, ya que este cuenta con una exactitud del 73 % y una tasa de error del 27 %.
- El resquebrajamiento natural de las hojas o ya sea al momento de realizar un deshoje de las mismas, afectan el amarillamiento de las hojas, haciendo que el método las identifique como enfermas.
- Hojas que al momento de realizar un deshoje y posicionarse en el suelo, poco a poco van muriendo y al encontrarse en el suelo, al momento de realizar el procesamiento de las imágenes obtenidas en campo, puede existir una confusión de píxeles haciendo que el método clasifique esa superficie como zona con sintomatología.

### **Análisis multitemporal del comportamiento de los índices de vegetación**

Debido a que no se evidenció la presencia de sintomatología de FOC R1 en el lote “Salvatierra” de la E.E.T.P, se optó por observar el comportamiento de los 4 índices de vegetación en cada una de las unidades biológicas, los resultados se presentan en la Figura 26, 27, 28, 29 y 30.

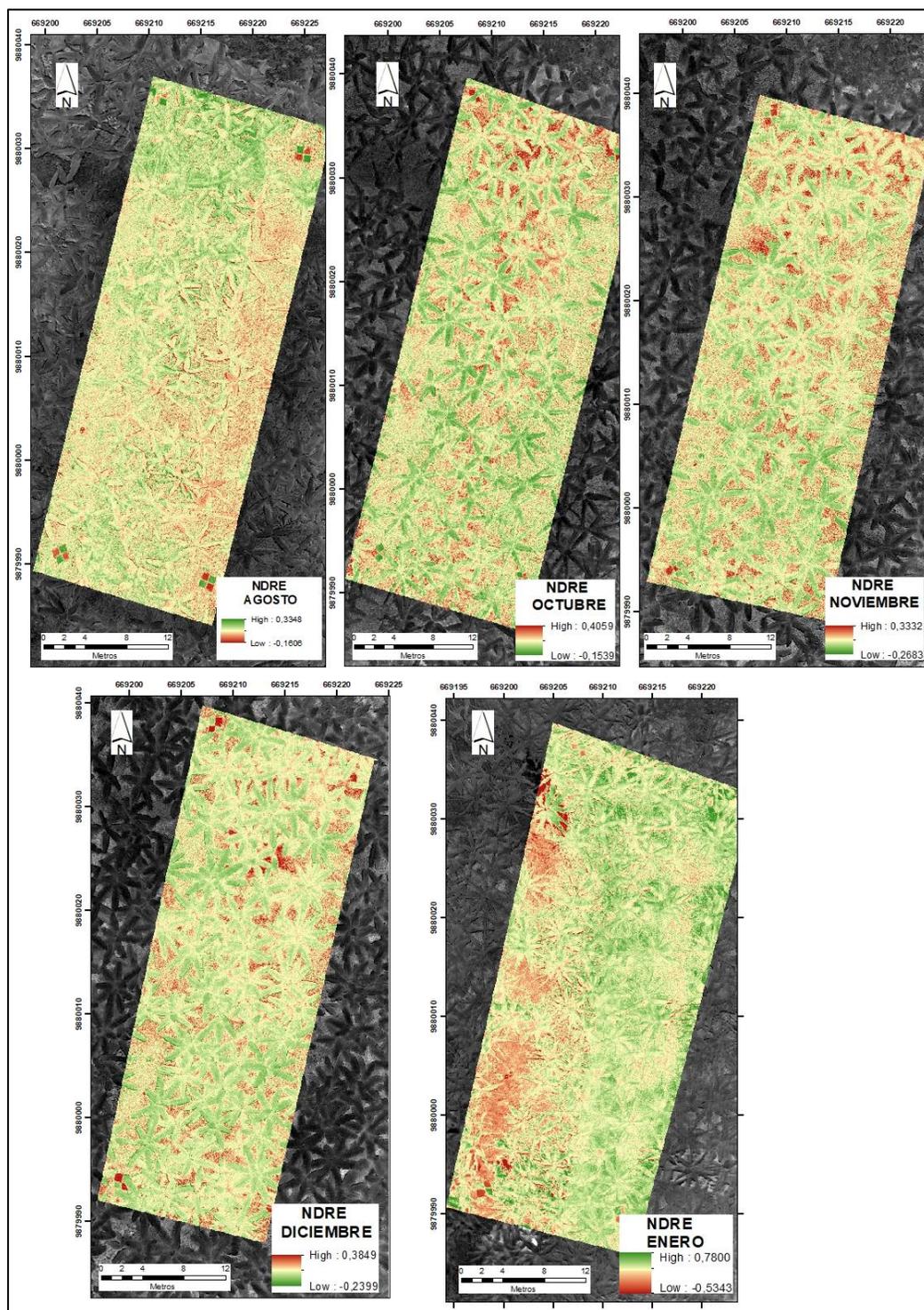
Figura 27

*Análisis multitemporal de los índices de vegetación - NDVI*



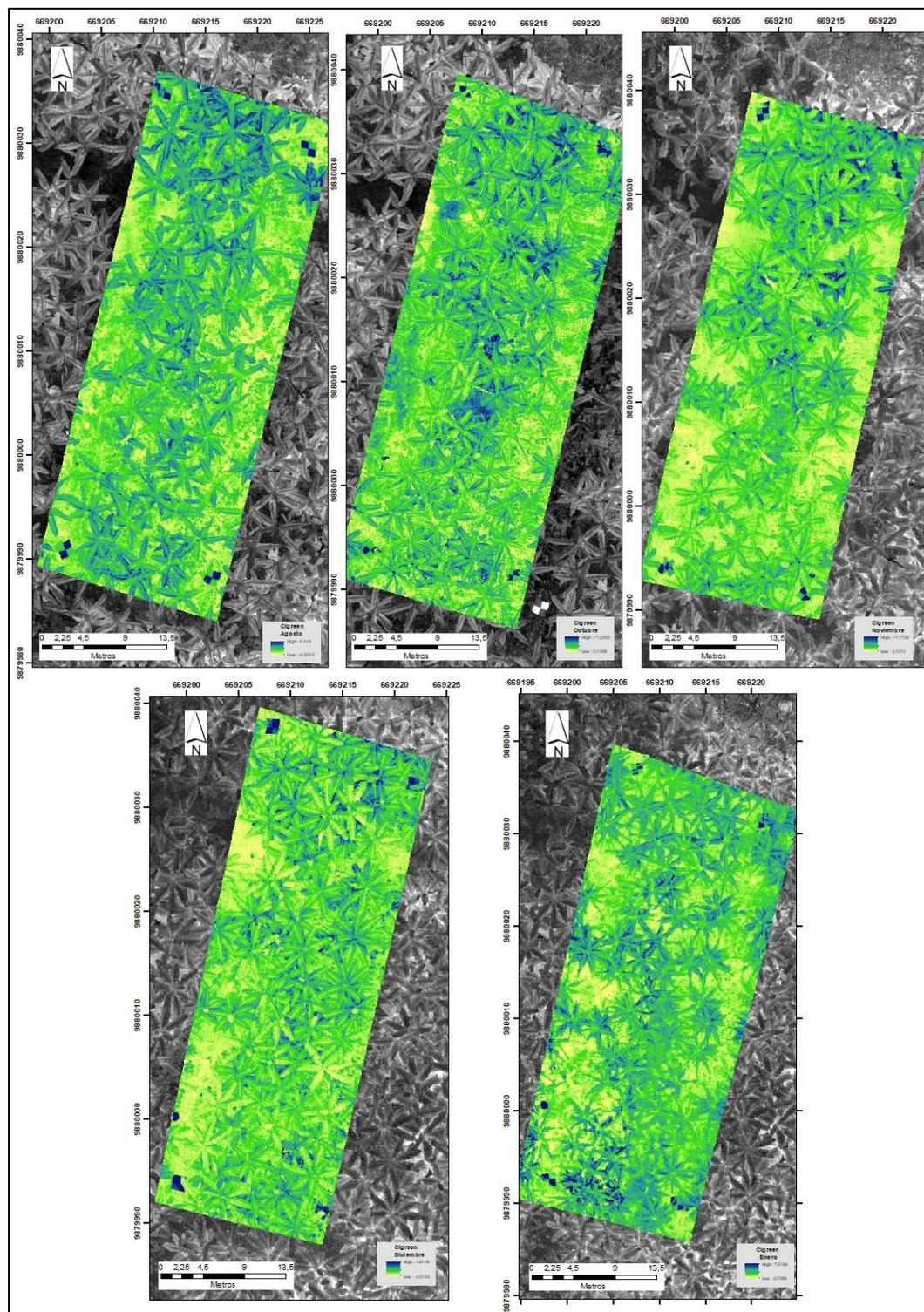
**Figura 28**

*Análisis multitemporal de los índices de vegetación - NDRE*



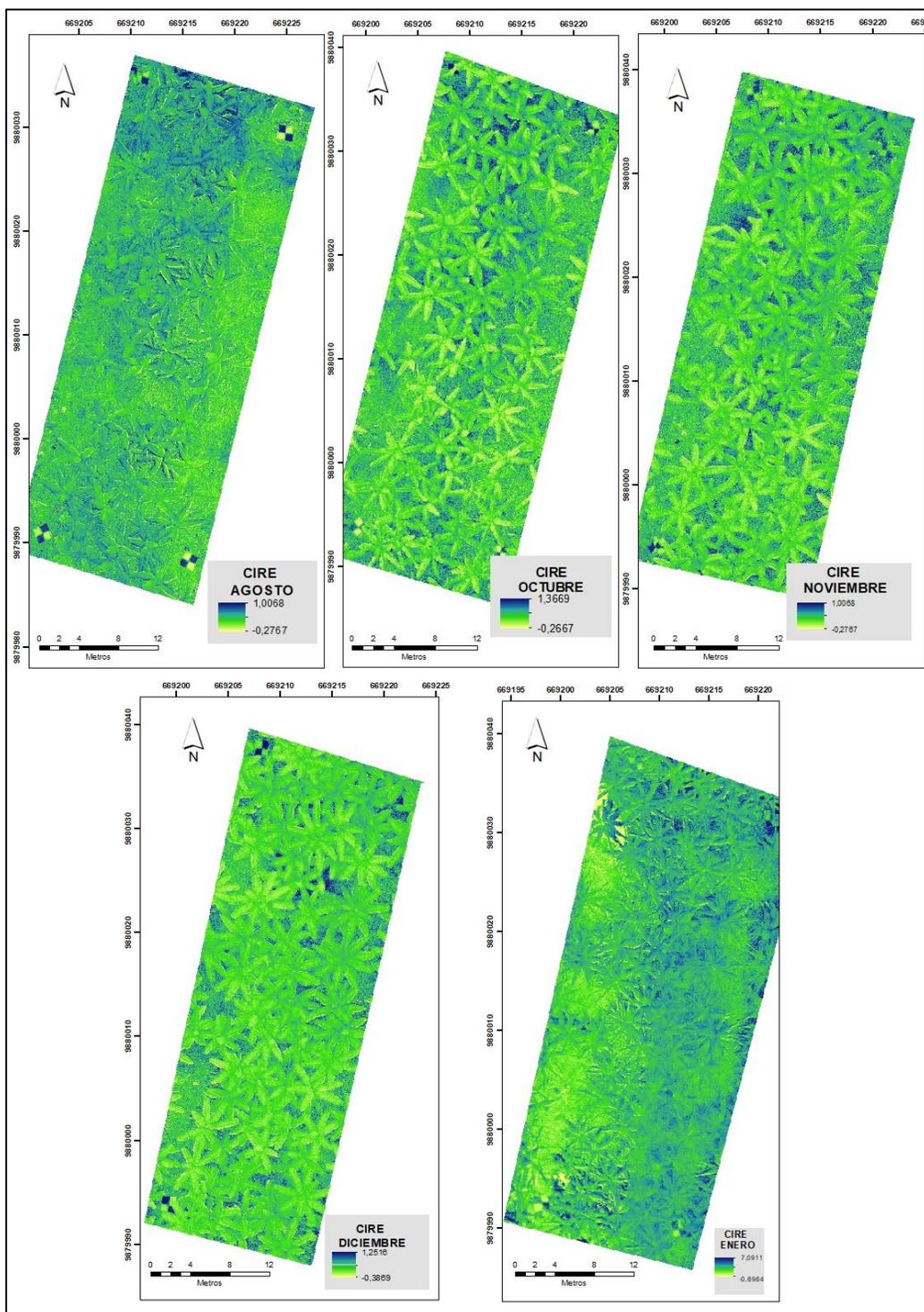
**Figura 29**

Análisis multitemporal de los índices de vegetación -  $CI_{green}$



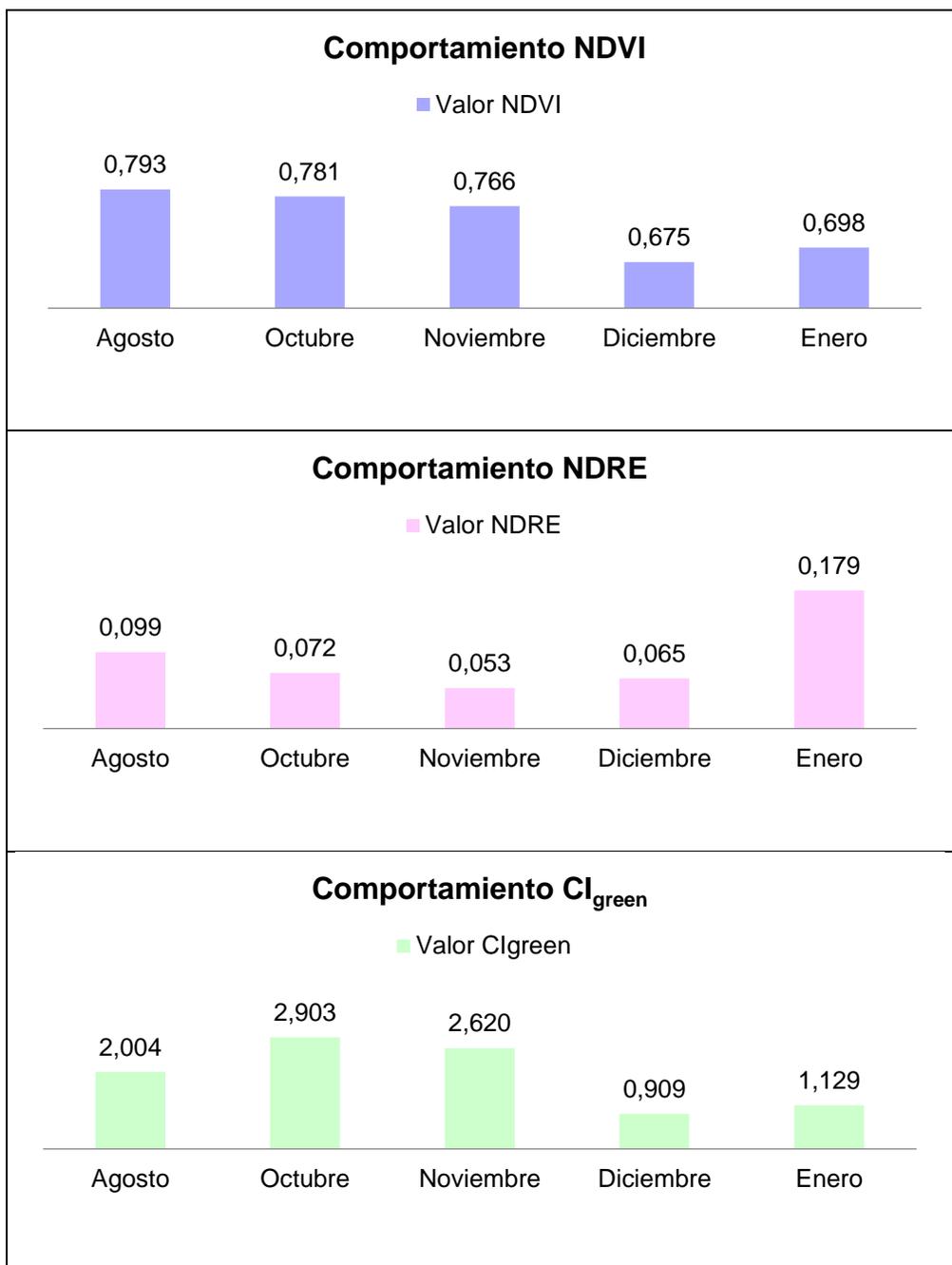
**Figura 30**

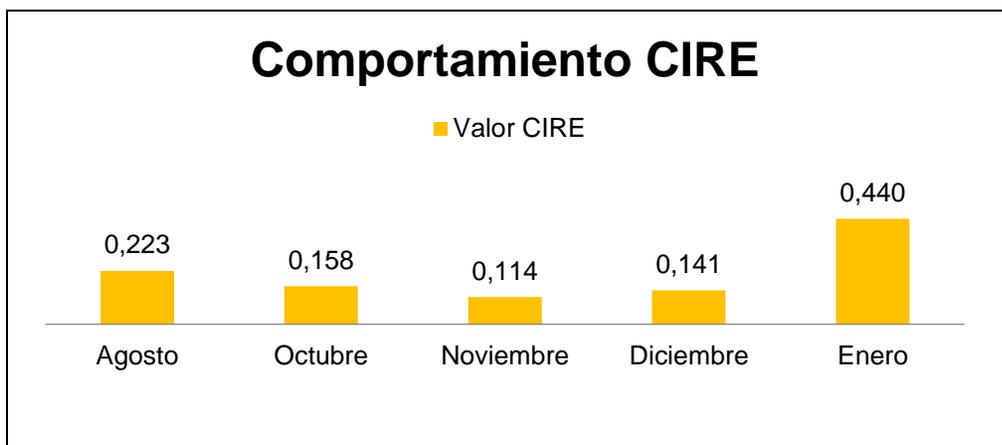
*Análisis multitemporal de los índices de vegetación – CIRE*



**Figura 31**

*Comportamiento de los índices de vegetación en el lote "Salvatierra" durante los 5 meses*





En la Figura 30 se puede visualizar el comportamiento que tuvieron los índices de vegetación durante los 5 meses que se sometieron a estudio en el lote “Salvatierra”, estos datos corresponden a la media total de las 63 plantas que se encontraban en estudio.

Las gráficas presentadas previamente expresan que durante los 3 primeros meses (Agosto, Octubre y Noviembre) el valor de los índices NDRE y CIRE iban disminuyendo conforme aumentaba el tiempo, pero durante los meses de Diciembre y Enero se puede observar que nuevamente comienzan a incrementar, una razón podría deberse al aumento de precipitación que comienza a presentarse en la región costa haciendo que las hojas presenten una mayor vigorosidad en esta época y aumenten la concentración de clorofila.

En cuanto a los índices NDVI Y  $CI_{green}$ , el comportamiento es variable, así pues, el índice NDVI presenta una disminución de su valor en los 4 primeros meses y nuevamente toma un incremento en el último mes; en cambio el valor del índice  $CI_{green}$  comienza su disminución a partir del mes de noviembre y nuevamente adquiere un aumento en el mes de enero.

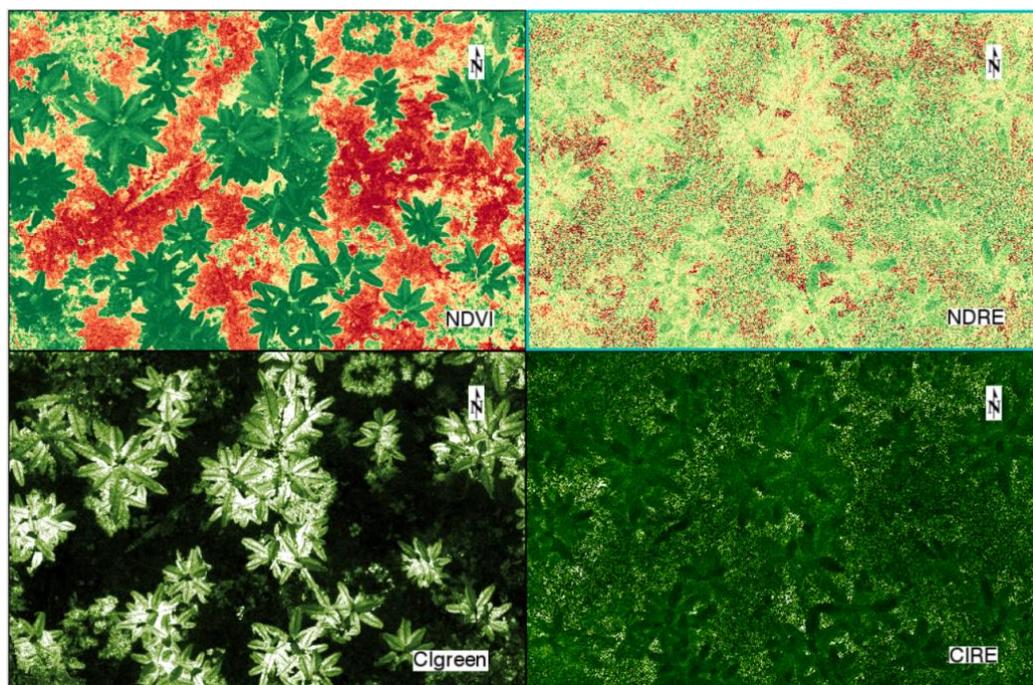
En cuanto a la comparación entre índices se puede apreciar que NDRE y CIRE brindan un comportamiento similar entre ellos y arrojan valores que pueden ser analizados de mejor manera, en contraste con NDVI y  $CI_{green}$ , los cuales presentan una mayor variabilidad.

### **Análisis de los índices de vegetación en la zona de Caluma**

En la zona de Caluma se comparó cada uno de los índices sometidos a estudio en esta investigación con el propósito de conocer el comportamiento de los mismos en plantas que poseen sintomatología de FOC R1 y otras que no posean dicha sintomatología (Figura 31). Los resultados en cuanto a su análisis se presentan en la Figura 32.

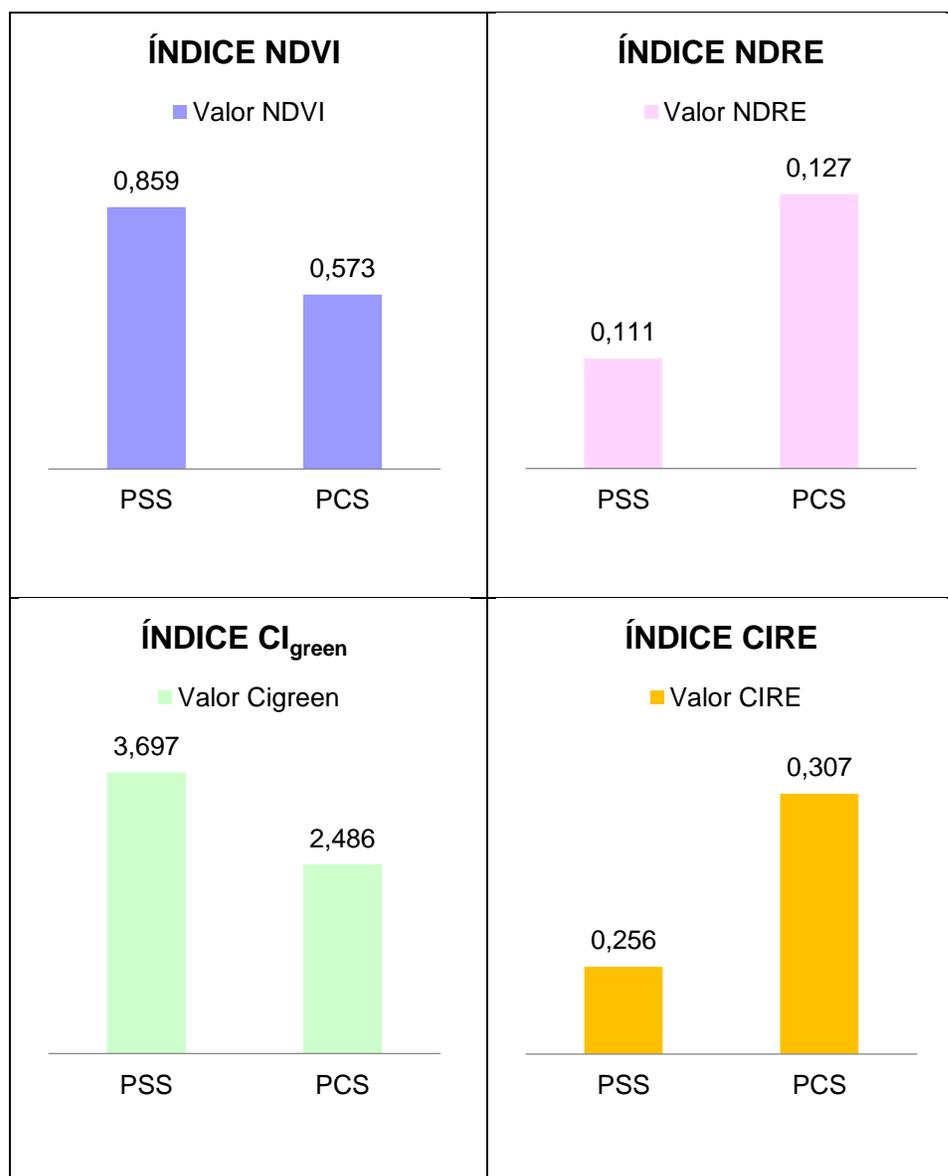
### **Figura 32**

*Índices de vegetación en la zona de Caluma*



**Figura 33**

*Comportamiento de los índices de vegetación entre planta con sintomatología de FOC R1 y sin sintomatología de FOC R1.*



*Nota:* La nomenclatura hace referencia a planta con sintomatología de FOC R1 (PCS) y una planta sin sintomatología de FOC R1 (PSS).

De acuerdo a la Figura 32 el valor de NDVI de una planta con sintomatología de FOC R1 es menor a la que no posee sintomatología, esto se debe a que existe una perturbación en la planta que hace que disminuya su vigorosidad, tal como lo afirma Caballero (2017), mencionando que cuando existe una disminución del NDVI en una

cobertura vegetal se debe principalmente a la presencia de hongos u enfermedades que influyen en el estado y rendimiento de la planta. Además, en función del estudio propuesto por Lincango (2020), llevar un control frente a los cambios que se pueden dar en el índice NDVI conllevaría desarrollar herramientas para monitorear cultivos frente a la presencia de enfermedades.

Caso similar se tiene con el índice de vegetación  $CI_{green}$  el cual indicaría que una planta sin sintomatología de FOC R1 contiene más clorofila que una planta que si tiene sintomatología, esto se debe a que la presencia del hongo *Fusarium* implica un proceso de clorosis en el hospedante, en donde una hoja comienza a disminuir su concentración de clorofila y su hoja comienza a cambiar a tonos amarillentos (Sánchez et al., 2017).

En referencia a los índices NDRE Y CIRE se puede observar que existe resultados opuestos debido a que las plantas con sintomatología presentan valores superiores en comparación a aquellas plantas sin sintomatología. La relación que tienen estos 2 índices radica en que ambos usan la banda del borde del rojo (RE) en su formulación, y de acuerdo con Vallbé & Soler (2019), utilizar esta banda es algo que puede ser fácilmente explotado por los investigadores debido a que es una zona de transición en donde la posición del borde del rojo es muy sensible a los cambios en las propiedades de la vegetación. De esta manera se puede notar que tanto NDRE como CIRE no brindaron valores cercanos a la realidad, en donde una planta enferma debería arrojar valores inferiores a comparación de una sana, tal como lo hicieron NDVI y  $CI_{green}$ .

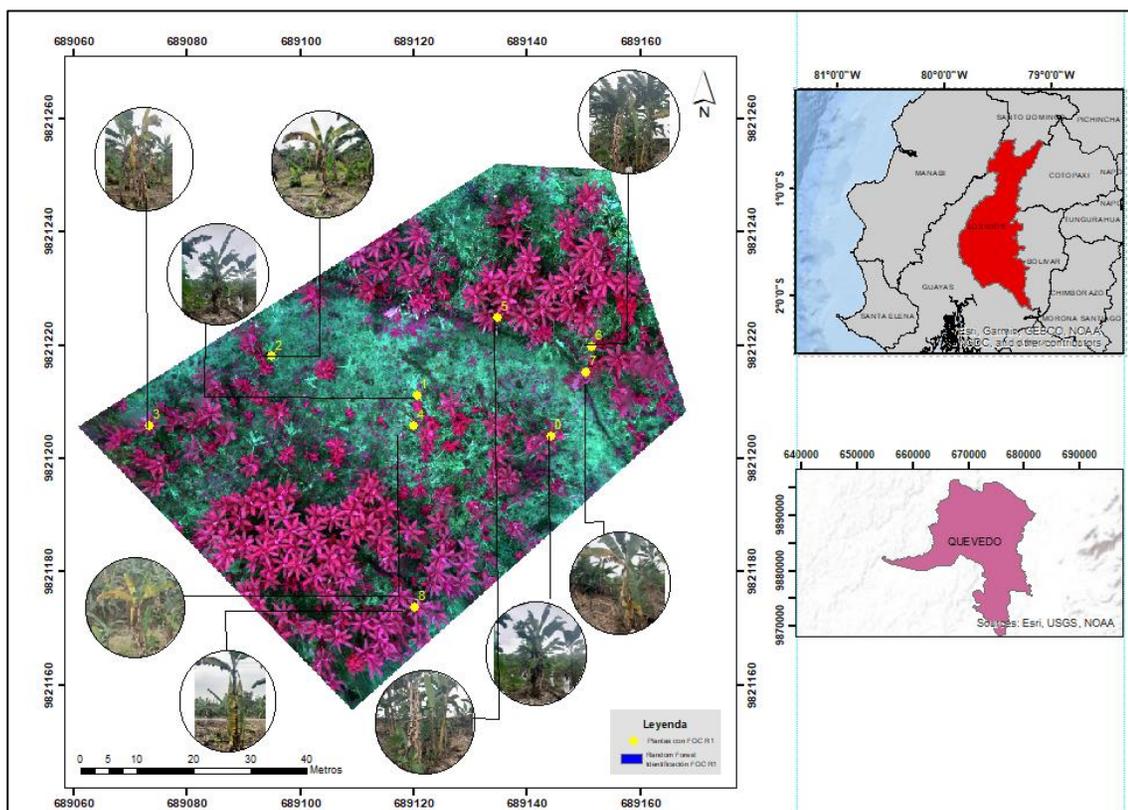
### **Aplicación de la metodología en la plantación comercial**

A partir de la metodología aceptada, se replicó el estudio en una zona comercial ubicada en el cantón de Caluma, el algoritmo de clasificación Random Forest identificó

7 de 9 plantas que fueron verificadas en campo con presencia de sintomatología de FOC R1. No obstante, el error obtenido por la metodología aceptada se debe a la exactitud, precisión y tasa de error de la metodología obtenida. El resultado de esta aplicación se puede observar en la Figura 33 y Anexo 5.

**Figura 34**

*Validación de la metodología en plantación comercial*



## Capítulo V

### Conclusiones y recomendaciones

#### Conclusiones

Se obtuvieron un conjunto de ortomosaicos de un total de 3 zonas diferentes en las que se encontraban plantaciones de banano de la especie *Gros Michel* a partir de una cámara multispectral Parrot Sequoia montada sobre un dron DJI Phantom IV con el objetivo de poner a prueba diferentes alturas de vuelo, calcular índices de vegetación y seleccionar el algoritmo de clasificación más adecuado para la identificación de la sintomatología de FOC R1. En la primera zona de estudio se desarrolló la metodología en cuanto a la selección de la altura de vuelo y método de clasificación adecuado, la segunda zona fue puesta en estudio como una verificación de la metodología y para el análisis en cuanto al desarrollo temporal de los índices de vegetación y la tercera zona fue utilizada para replicar la metodología y validarla.

Se aplicaron un total de 3 algoritmos de clasificación de imágenes: mapeo del ángulo espectral, segmentación de imágenes a partir de índices de vegetación y el algoritmo de clasificación Random Forest. Estos métodos fueron aplicados en la zona donde se desarrolló la metodología, siendo el más adecuado el algoritmo de clasificación Random Forest a una altura de 35 metros sobre la planta. Este método al integrar y depurar los otros 2 métodos de clasificación en su proceso de clasificación, logró obtener una exactitud del 73 %, precisión del 10% y una tasa de error del 27 %.

Por medio de un registro en campo a partir de la elaboración de fichas agronómicas se tuvo un segundo método de verificación in situ en el lote "Salvatierra" en relación a la presencia de FOC R1. Bajo este registro se evidenció que durante los 5 meses sometidos a estudio, no se presentó sintomatología de la enfermedad, razón por la cual se optó por la elección de una nueva zona en la que se desarrolló la metodología.

A partir de las 4 bandas proporcionadas por la cámara multispectral Parrot

Sequoia fueron calculados un total de 4 índices de vegetación: NDVI, NDRE,  $CI_{green}$  y CIRE. En la zona de Caluma en donde se desarrolló la metodología se pusieron a prueba los 4 índices se compararon valores entre plantas con sintomatología de FOC R1 y otras sin sintomatología, dando como resultado que los índices NDVI y  $CI_{green}$  arrojan valores cercanos a la realidad. Es así que cuando existe presencia de sintomatología de FOC R1, existe una baja en el NDVI y el  $CI_{green}$  debido al proceso de clorosis que sufren las hojas.

Realizando un análisis estadístico y de validación de los índices de vegetación se comprueba que los índices NDVI, NDRE,  $CI_{green}$  y CIRE, en conjunto, no pudieron establecer una diferencia significativa entre plantas con sintomatología de FOC R1 y otras que no poseen sintomatología de FOC R1.

A partir de la inoculación del hongo *Fusarium oxysporum* R1 en la zona de estudio del lote "Salvatierra" ubicado en la E.E.T.P, se obtuvieron las ortofotos, posterior a los vuelos realizados durante 5 meses, y se verificó que, al aplicar la metodología aceptada, se señalan algunas plantas como falsos positivos. Para verificar dicha afirmación se contrastó el ráster de clasificación del algoritmo Random Forest con las fichas agronómicas, en donde se verificó que, hasta el mes de enero, no existe sintomatología de FOC R1. No obstante, este error se debe a la exactitud y precisión que tiene la metodología aceptada.

Se validó la metodología aceptada en un lote comercial ubicado en el cantón de Caluma para verificar si el algoritmo aplicado identifica la sintomatología de FOC R1. No obstante, se verificó que 7 de 9 plantas (77%) si fueron marcadas por el algoritmo como plantas con sintomatología de FOC R1.

## Recomendaciones

Se recomienda aumentar el tamaño de la muestra para replicar la misma metodología aceptada, y poder analizar la exactitud, precisión y sensibilidad y tasa de error de la metodología obtenida en este estudio.

Se recomienda continuar con el estudio en el lote “Salvatierra” ubicado en la E.E.T.P para llegar a identificar la sintomatología temprana en las plantas inoculadas con FOC R1.

Es importante analizar la sintomatología de FOC R1 a partir de la curva espectral obtenida de un espectroradiómetro medido directamente sobre la hoja con sintomatología, para mejorar la identificación de la misma aplicando el algoritmo de clasificación Spectral Angle Mapper y Random Forest.

Se recomienda ampliar el tamaño de la muestra por planta al utilizar el espectroradiómetro de mano, es decir, tomar datos espectrales no solamente de una hoja, sino de varias alrededor de toda la planta, a fin de tener un conjunto de datos más robusto.

En este estudio se sometieron a prueba alturas de 15, 25 y 35 metros sobre la planta en donde la mayor de ellas fue la más adecuada, por lo que se recomienda realizar otro estudio en donde la toma de fotografías aéreas sea a una altura más elevada para conocer el comportamiento de los métodos de clasificación y someter a prueba la efectividad entre los mismos y las alturas de vuelo.

Se recomienda replicar la metodología en una plantación comercial de banano en la cual se encuentren distribuidas de mejor manera las unidades biológicas y que

exista una mayor de presencia de FOC R1, esto aumentaría la probabilidad del algoritmo de clasificación para detectar con mayor precisión la cantidad de plantas con sintomatología.

## Referencias bibliográficas

Abraira. (2000). El índice kappa. *SEMERGEN*, 247-249.

Academy, K. (2010). *Khan Academy*. Obtenido de

<https://es.khanacademy.org/science/ap-chemistry/electronic-structure-of-atoms-ap/bohr-model-hydrogen-ap/a/light-and-the-electromagnetic-spectrum>

Akila, R., Rajendran, L., Harish, S., Saveetha, K., Raguchander, T., & Samiyappan, R. (2011). Combined application of botanical formulations and biocontrol agents for the management of *Fusarium oxysporum* f. sp. *cubense* (Foc) causing Fusarium wilt in banana. *ELSERVIER*, 25.

Ángel, C., Robledo, J., & Castaño, J. (2018). COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE INOCULACIÓN DE *Fusarium solani* f. sp. *passiflorae* EN PLÁNTULAS DE MARACUYÁ (*Passiflora edulis* f. *flavicarpa*). *Rev. U.D.C.A*, 23-31.

Arguello, E., & Jaramillo, A. (2020). *Ecuador, líder en la producción de banano*. Obtenido de <https://www.ekosnegocios.com/articulo/ecuador-lider-en-la-produccion-de-banano>

Arvelo, Á. (1998). *Capacidad de Los Procesos Industriales: Métodos Estadísticos Exigidos Por las Normas ISO - 9000*. Caracas.

Barragán, W. (2018). METODOLOGÍA PARA LA EL DISEÑO DE UN VUELO FOTOGRAFÉTICO.

Bastidas, F., Pachacama, S., Escudero, D., Arteaga, M., Vázquez, M., Ortiz, H., y otros. (2020). *Comunidad Andina*. Obtenido de <http://www.comunidadandina.org/StaticFiles/202072181721Guia%20Andina%20Final.pdf>

Beatriz, P. (2012). Estadística y metodología de la investigación. *Estadística descriptiva*. España.

- Berrío, V., Mosquera, J., & Alzate, F. (2015). USO DE DRONES PARA EL ANALISIS DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES EN AGRICULTURA DE PRECISIÓN. *ResearchGate*, 31.
- Bipul Neupane, T. H., & Hung, N. D. (2019). Deep learning based banana plant detection. *PLOS ONE*, 10.
- Bongiovanni, R., Mantovani, E. C., & Álvaro, R. (2006). AGRICULTURA DE PRECISIÓN: Integrando conocimientos para una agricultura sustentable y moderna.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *SpringerLink*, 6.
- Burgos, X., & Ribeiro, M. (2007). CONTROLADOR BORROSO MULTIVARIABLE PARA EL AJUSTE DE TRATAMIENTOS EN AGRICULTURA DE PRECISIÓN. *CEA*.
- Caballero, D. (2017). Aplicación de imágenes NDVI para el control de riego y enfermedad en cultivos Agrícolas mediante el uso de aeronaves no tripuladas (UAV) y el software AgVault. *Aporte Santiaguino*, 305-314.
- Campos, V., Santos, A., Jario, L., Lima, C., Oliveira, J., & Rabelo, M. (2020). The use of UAVs in monitoring yellow sigatoka in. *Biosystems Engineering*, 6.
- Carillo, C. (2019). Análisis e interpretación de imágenes RADAR para la identificación y prevención de desastres naturales por inundación . Ecuador.
- Carr, C., Marylin, S., Fabiola, A., Villalta, R., Sandoval, J., & Guzmán, M. (01 de 2017). Marchitez por Fusarium o mal de Panamá del banano y otras musáceas. *Marchitez por Fusarium o mal de Panamá del banano y otras musáceas*.
- Carrizosa, M., & García, M. (2018). *Preceptoría, acompañamiento y orientación para el alumno* . UNID.
- Casella Alejandra, H. M. (2018). Casella Alejandra, Horlent Mariana, Pezzola Alejandro, Winschel Cristina. *ResearchGate*, 6.

- Cerda, J., & Villarroel, L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista Chilena de Pediatría*, 54-58.
- CFN. (2017). *CORPORACIÓN FINANCIERA NACIONAL*.
- Chartuni, E., & De Carvalho, F. d. (04 de 2007). *Nuevas herramientas para mejorar la gestión tecnológica*.
- Chartuni, E., Carvalho, F., Marcal, D., & Ruz, E. (2007). Agricultura de precisión. *COMUNIIICA*, 24.
- Cisneros, S. (30 de Marzo de 2021). Análisis de respuesta espectral en etapa de antesis y cálculo de fijación de carbono en cultivos de palma aceitera del Ecuador mediante tecnologías geoespaciales.
- CONAE. (2016). *CONAE*. Obtenido de <https://catalogos.conae.gov.ar/landsat8/Docs/IndicesEspectralesDerivadosDeLandsat8.pdf>
- CONSTITUCIÓN DE LA REPÚBLICA DEL ECUADOR [Const.]. (2008). *Artículo 281*. Quito : Quito: Ediciones Legales.
- Contreras, J. (2006). *EL BANANO: CONSIDERACIONES GENERALES*. Obtenido de <https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/14780/19/CAP%C3%8DTULO%201.doc>
- Copernicus. (s.f). El programa Copernicus aplicado a la producción y gestión de.
- Córdova, M. (2018). *DETERMINACIÓN DE LA FIRMA ESPECTRAL DEL ESTRATO HERBAZAL - ARBUSTAL DEL PÁRAMO EN LA SUBCUENCA DEL RÍO CHAMBO, PROVINCIA DE CHIMBORAZO*. Obtenido de <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/8767>
- Díaz, A. (2009). *Diseño estadístico de experimentos*. Universidad de Antioquia.

Díaz, J. (Junio de 2015). Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de éstos a la agricultura de precisión. Madrid, España.

El Telégrafo. (14 de Julio de 2021). *ElTelégrafo*. Obtenido de [https://ecuador.fes.de/fileadmin/user\\_upload/pdf/082%20INVECO1989\\_0133.pdf](https://ecuador.fes.de/fileadmin/user_upload/pdf/082%20INVECO1989_0133.pdf)

Espinoza, J., Palacios, E., Tijerina, L., Flores, H., & Quevedo, A. (2017). Sistema de monitoreo satelital para el seguimiento y desarrollo de cultivos del Distrito de Riego 038. *Scielo*, 4-5.

FAO. (2004). Recuperado el 12 de Julio de 2021, de <http://www.fao.org/3/y5102s/y5102s03.htm>

FAO. (2016). Obtenido de <http://www.fao.org/3/i5874s/i5874s.pdf>

FAO. (2020). Obtenido de [http://www.fao.org/fileadmin/templates/est/COMM\\_MARKETS\\_MONITORING/Tropical\\_Fruits/Documents/Commodity\\_Focus\\_FO\\_NOV\\_2020\\_SP.pdf](http://www.fao.org/fileadmin/templates/est/COMM_MARKETS_MONITORING/Tropical_Fruits/Documents/Commodity_Focus_FO_NOV_2020_SP.pdf)

FAO. (2020). Obtenido de [http://www.fao.org/fileadmin/templates/est/COMM\\_MARKETS\\_MONITORING/Tropical\\_Fruits/Documents/Commodity\\_Focus\\_FO\\_NOV\\_2020\\_SP.pdf](http://www.fao.org/fileadmin/templates/est/COMM_MARKETS_MONITORING/Tropical_Fruits/Documents/Commodity_Focus_FO_NOV_2020_SP.pdf)

Fravel, D. O., & Alabouvette. (2002). *Fusarium oxysporum* and its biocontrol. *Research view*, 494.

Fredes, S. (2009). La utilización de ENVI para el procesamiento digital de imágenes como fuente de información en exploración minera.

Freunf, J., & Simon, G. (1994). *ESTADÍSTICA ELEMENTAL*. PEARSON.

García, E., & Flego, F. (2015). Agricultura de precisión. *Tecnología agropecuaria*, 100.

García, M. (2018). Análisis de Sensibilidad Mediante Random Forest.

Gil, E. (s,f). SITUACIÓN ACTUAL Y POSIBILIDADES DE LA AGRICULTURA DE

## PRECISION.

- Gilabert, M., Gonzáles, J., & García, J. (1997). Acerca de los Índices de Vegetación .
- Girouard, G., Bannari, A., Harti, E., & Desrochers, A. (2004). Validated Spectral Angle Mapper Algorithm for Geological Mapping: Comparative Study. *ResearchGate*, 2.
- Gitelson, A., Viña, A., Ciganda, V., Donald C, R., & Timothy, A. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS*, 2-3.
- Gómez, A. (2008). Manual de manejo de las diferentes etapas de producción de banano de exportación.
- Gomez, M., Vergara, A. M., Alonso, H., Safari, N., Raymaekers, Walter, O., y otros. (2020). Detection of banana plants and their major diseases through aerial images. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 4-6.
- González, L. R. (2013). ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE LOS CAMBIOS DE LA COBERTURA DE LA TIERRA E INCIDENCIA DEL CULTIVO DE PALMA EN EL TERRITORIO DEL MUNICIPIO DE VILLANUEVA CASANARE.
- Hernández, C., & Carpio, N. (2019). Introducción a los tipos de muestreo. *ALERTA*, 76-79.
- Hernández, J., & Montaner, D. (2009). *Facultad de Ciencias Forestales*. Obtenido de <http://www.gep.uchile.cl/Publicaciones/Hern%C3%A1ndez%20&%20Montaner%202009%20SAF.pdf>
- IGM. (s.f). *INSTITUTO GEOGRÁFICO MILITAR*.
- IGN. (2008). *IGN*.
- INIAP. (2014). *INIAP*. Obtenido de <http://tecnologia.iniap.gob.ec/index.php/explore-2/mmusa/rbanano>
- Kanaan, S., & Ventura, C. (2018). *Universitat Oberta de Catalunya*. Obtenido de

<http://openaccess.uoc.edu/webapps/o2/bitstream/10609/81436/6/scanalejocTFM0618memoria.pdf>

- Larrea, C. (1989). Auge y crisis de laproducción bananera (1948-1976). En S. Germánico, *Lainvestigación económicaen el Ecuador* (pág. 37). Quito: ILDIS.
- León, L., Arcaya, M., Barbotó, N., & Bermeo, Y. (2021). Ecuador: Análisis comparativo de las Exportaciones de banano orgánico y convencional e incidencia en la Balanza Comercial,2018. *UPSE*, 39.
- Levin, R., & Rubin, D. (2004). *Estadística para administración y economía*. Pearson.
- Lincango, A. (2020). Detección temprana de sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis* Morelet) en el cultivo de banano (*Musa x paradisiaca*) utilizando sensores multiespectrales. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Lind, D., Wathen, S., & Marchal, W. (2012). *Estadística aplicad a los negocios y economía*. Mc Graw Hill.
- López, S., & Castaño, J. (2019). Manejo integrado del mal de Panamá. *U.D.C.A.*
- López, S., & Castaño, J. (2019). MANEJO INTEGRADO DEL MAL DE PANAMÁ [FUSARIUM OXYSPORUM SCHLECHTEND.: FR. SP. CUBENSE (E.F. SM.) W.C. SNYDER & H.N. HANSEN]: UNA REVISIÓN. *U.D.C.A*, 1-2.
- Luque, J. (s,f). *ACTA*. Obtenido de [https://www.acta.es/medios/articulos/ciencias\\_y\\_tecnologia/062017.pdf](https://www.acta.es/medios/articulos/ciencias_y_tecnologia/062017.pdf)
- Ma, L.-J., Geiser, D., Proctor, R., Ronney, A., O'Donell, K., Trail, F., y otros. (2013). Fusarium Pathogenics. *Annual Review of Microbiology*, 25.
- Machovina, B., Feeley, K., & Machovina, B. (2016). UAV remote sensing of spatial variation in banana production. *Crop and Pasture Science*, 5.
- Magdama, F. (2019). FUSARIUM OXYSPORUM - EL HONGO MÁS TEMIDO EN LA. *Ecuador es calidad*, 19-20.

- Marín-Serna, S., González, J. J., Zapata, J., & Ceballos, N. (2014). RESPUESTA DE QUINCE INTRODUCCIONES DE TOMATE TIPO CEREZA (*Solanum* spp.) A LA MARCHITEZ VASCULAR (*Fusarium oxysporum* f. sp. *lycopersici* SNYDER & HANSEN). *Revista Agronomía*, 20.
- Martínez, C. (2012). *Estadística y muestreo*. Bogotá: Ecoe Ediciones.
- Marvel, M. (s.f). Caracterización morfológica de cultivares recolectados de banano y plátano.
- Miller, I., & Freund, J. (2004). *Probabilidad y estadística para ingenieros*. Reverté.
- MINISTERIO DEL AMBIENTE. (2014). *Evaluación de la exactitud temática del mapa de deforestación* . Lima.
- Mongay, C. (2005). *Quimiometría*.
- Monterroso, M. (s.f). GUIA PRÁCTICA: CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES SATELITALES.
- Muñoz, P. (2013). Índices de Vegetación . *Índices de Vegetación*.
- Navarro, J., Meléndez, I., Gómez, I., & Almendro, M. (2006). SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES MEDIANTE EL EMPLEO DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS EDÁFICOS. *AGE*, 2.
- Parson, J. (1957). *BANANAS IN ECUADOR*:.  
Pérez, L. (2014). Plan de contingencia para la raza 4 tropical de.  
Ploetz, R. (2015). Fusarium Wilt of Banana. *Phytopathology*, 10.
- Quirós, E. (2014). Introducción a la fotogrametría y cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil. Cáceres, España.
- Reuter. (s.f). Transformaciones de la imagen: Clasificaciones Supervisadas y No Supervisadas. *Transformaciones de la imagen: Clasificaciones Supervisadas y No Supervisadas*.

- Reuter, F. (2009). Principios de Teledetección.
- Revelo, D., Mejía, J., Montoya, B., & Hoyos, J. (2020). Análisis de los índices de vegetación NDVI, GNDVI y NDRE para la caracterización del cultivo de café (*Coffea arabica*). *Ingeniería y Desarrollo*, 302.
- Rodríguez, L. (2017). *Probabilidad y estadística básica para ingenieros*. Guayaquil.
- Rodriguez, O., & Arrebondo, H. (2005). MANUAL PARA EL MANEJO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES. Bogotá.
- Sabio, C., Salgado, C., Salgado, V., & Sáenz, V. (s.f.). *El Zamorano*. Obtenido de <https://bdigital.zamorano.edu/bitstream/11036/2933/1/01.pdf>
- Salamanca, J., & Neira, F. (2017). USO DE SENSORES REMOTOS Y TECNOLOGÍA DE VEHÍCULOS AÉREOS NO. Bogotá.
- Salazar, C., & Del Castillo, S. (2018). *Fundamentos Básicos de Estadística*. Quito.
- Sánchez, A., Vayas, T., Mayorga, F., & Freire, C. (2020). Sector bananero ecuatoriano.
- Sánchez, M., Carr, C., Alfaro, F., & Guzmán, M. (2017). Síntomas de marchitamiento por Fusarium en banano Gros Michel (*MusaAAA*) (*Fusarium oxysporum* f. sp. cubense raza 1). *Dirección de Investigaciones Corporación Bananera Nacional*.
- Scheffé, H. (1999). *The Analysis of Variance*. John Wiley & Sons.
- Serra, A. (Julio de 2020). *Escola Tècnica Superior*. Obtenido de <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/330482/tfm-mueo-alexandre-serra.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Torres Edgardo, L. G. (2014). Índices de vegetación y Uso de Suelo en la Región Terrestre Prioritaria 105: Cuetzalan, México. *Torres Edgardo, Linares Gladys, Tenorio Guadalupe, Peña Ricardo, Castelán Rosalía, Rodríguez América*.
- Valcárcel, M., & Ríos, Á. (1995). *La calidad en los laboratorios analíticos*. Reverte.
- Vallbé, J., & Soler, J. (2019). Detection of irrigation inhomogeneities in an olive grove

using the NDRE vegetation index obtained from UAV images. *European Journal of Remote Sensing*, 169-177.

Vargas, A. (1995). *Estadística descriptiva e inferencial*. COMPOBELL.

Vaughan, L. (2001). *Statistical Methods for the Information Professional*. ASIST.

Veloza, J. (2017). Análisis Multitemporal de las Coberturas y Usos del Suelo de la Reserva Forestal Protectora- Productora "CASA BLANCA" en Madrid Cundinamarca entre los años 1961 y 2015: Aportes para el Ordenamiento Territorial Municipal.

Ye, H., Wenjiang, H., Shanyu, H., Bei, C., Yingying, D., Anting, G., y otros. (2020).

Identification of banana fusarium wilt using supervised classification. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 3.

Zelada, C. (2017). *RStudio*. Recuperado el 9 de Enero de 2022, de

<https://rpubs.com/chzelada/275494>

**Anexos**