



**Detección temprana de la presencia de pudrición de cogollo (PC) y anillo rojo (AR) en palma africana a través de imágenes multiespectrales y métodos de clasificación supervisada**

Haro Altamirano, Juan Fernando

Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura

Carrera Agropecuaria

Trabajo de integración curricular, previo a la obtención del título de Ingeniero Agropecuario

Ing. Sinde González, Izar, PhD.

26 de agosto del 2022



**Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura**

**Carrera Agropecuaria**

### **Certificación**

Certifico que el trabajo de integración curricular: **Detección temprana de la presencia de pudrición de cogollo (PC) y anillo rojo (AR) en palma africana a través de imágenes multiespectrales y métodos de clasificación supervisada**; fue realizado por el señor estudiante **Haro Altamirano Juan Fernando**; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además ha sido revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de verificación de similitud de contenidos, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 26 del agosto de 2022



Firma digitalizada por:  
ISAR SINDE  
GONZALEZ

.....  
**Ing. Sinde González, Izar, PhD.**

C.C: 1756491278

**Resultados de la herramienta para verificación y/o análisis de similitud de contenidos**

Juan Haro-Tesis final (1)- entregable.docx

Scanned on: 15:33 August 26, 2022 UTC



Overall Similarity Score



Results Found



Total Words in Text

Identical Words	294
Words with Minor Changes	63
Paraphrased Words	74
Omitted Words	0



VERIFICACION DE CONTENIDO  
IZAR SINDE  
GONZALEZ

Ing. Sinde González, Izar, PhD.

C.C: 1756491278



**Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura**

**Carrera Agropecuaria**

**Responsabilidad de Autoría**

Yo, **Haro Altamirano, Juan Fernando** con cédula de ciudadanía No. 1726823931, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **Detección temprana de la presencia de pudrición de cogollo (PC) y anillo rojo (AR) en palma africana a través de imágenes multiespectrales y métodos de clasificación supervisada**; es de mi 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, 26 del agosto de 2022

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Juan Fernando', written over a horizontal dotted line.

**Haro Altamirano, Juan Fernando**

C.C: 1726823931



**Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura**

**Carrera Agropecuaria**

**Autorización de Publicación**

Yo, **Haro Altamirano, Juan Fernando** con cédula de ciudadanía No. 1726823931, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **Detección temprana de la presencia de pudrición de cogollo (PC) y anillo rojo (AR) en palma africana a través de imágenes multiespectrales y métodos de clasificación supervisada**; en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 26 del agosto de 2022

**Haro Altamirano, Juan Fernando**

C.C: 1726823931

## **Dedicatoria**

Este presente trabajo es dedicado a Dios, por ser mi guía y darme la fuerza necesaria para culminar con una de las metas más anheladas.

A mis padres Milton y Jimena, que con su entrega y amor me inspiraron cada día a seguir luchando y esforzándome con el objetivo de llegar a verlos orgullosos y recompensar todo su esfuerzo para permitirme llegar a este punto. A mis abuelos y familiares, que con sus oraciones y consejos hicieron de mí una mejor persona.

A mi hermano Milton Andrés por su comprensión y apoyo durante todo el proceso para la obtención de este logro, por estar en todo momento y ser la paz cuando lo necesitaba. A mis amigos, especialmente a Paula, Alejandro, Diana, Edgar, Josué y Mateo por su apoyo y palabras de aliento hicieron posible este logro.

## **Agradecimientos**

Deseo expresar mi agradecimiento a Vladimir Bravo, quien permitió la realización de este trabajo en la plantación de ANCUPA.

De igual manera al Dr. Izar Sinde, tutor y principal colaborador dentro de este proceso, quien con su direccionamiento y conocimiento permitió el desarrollo de esta investigación.

Finalmente quiero agradecer a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE – IASA I, a mis maestros, quienes supieron impartir sus valiosos conocimientos para que pueda formarme como profesional.

## Índice de Contenidos

Certificación .....	2
Resultados de la herramienta para verificación y/o análisis de similitud de contenidos.....	3
Dedicatoria .....	6
Agradecimientos .....	7
Índice de Contenidos .....	8
Índice de Tablas.....	12
Índice de figuras.....	13
Resumen.....	15
Abstract .....	16
Capítulo I.....	17
Introducción.....	17
Objetivos.....	21
Objetivo general .....	21
Objetivos específicos .....	21
Hipótesis.....	21
Hipótesis nula .....	21
Hipótesis de investigación.....	21
Capítulo II.....	22
Revisión de Literatura.....	22

Producción de palma africana en Ecuador.....	22
Generalidad de pudrición de cogollo (PC).....	23
Sintomatología de Pudrición del Cogollo.....	24
Generalidad de Anillo Rojo (AR).....	25
Tecnologías geoespaciales.....	28
Agricultura de precisión .....	28
Teledetección .....	29
Espectro electromagnético .....	31
Fotogrametría.....	32
Imágenes multiespectrales .....	33
Vehículos aéreos no tripulados .....	34
Clasificación de imágenes.....	36
Clasificación supervisada de imágenes .....	36
Clasificación no supervisada de imágenes .....	37
Métodos de clasificación supervisada.....	38
Maximum likelihood clasiffication (Máxima probabilidad) .....	38
Minimum distance classification (Mínima distancia).....	39
Mahalanobis distance based classification (Distancia de Mahalanobis) .....	39
Métodos de validación.....	40
Matriz de confusión .....	40
Índice Kappa.....	41

	10
Índices de vegetación.....	42
Fundamento .....	42
Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI).....	43
Capítulo III.....	45
Metodología .....	45
Generalidades.....	45
Zona de estudio.....	46
Materiales y equipos.....	47
Plan de vuelo para la captura de imágenes.....	48
Parámetros de vuelo.....	49
Recolección de puntos GPS para el entrenamiento de clases.....	50
Procesamiento de imágenes digitales.....	52
Cálculo de índice de vegetación.....	53
Entrenamiento de ROI's.....	55
Implementación de métodos de clasificación supervisada.....	55
Clasificación de imágenes.....	56
Matriz de confusión e índice Kappa.....	56
Capítulo IV .....	57
Resultados y discusión.....	57
Determinación del tamaño de la muestra.....	57
Procesamiento de información geoespacial.....	57

Elaboración de un índice de vegetación para detección de Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo.....	59
Métodos de clasificación supervisada dentro de una plantación de palma africana.....	64
Métodos de clasificación supervisada: Mahalanobis Distance.....	65
Métodos de clasificación supervisada: Maximum Likelihood.....	68
Métodos de clasificación supervisada: Mínima Distancia.....	71
Comparación entre los métodos de clasificación supervisada.....	74
Capítulo V .....	76
Conclusiones y Recomendaciones .....	76
Conclusiones.....	76
Recomendaciones.....	77
Bibliografía .....	78

## Índice de Tablas

<b>Tabla 1</b> Equipos utilizados para la toma de datos.....	47
<b>Tabla 2</b> Software utilizado para la captura y procesamiento de imágenes.....	48
<b>Tabla 3</b> Programación del primer vuelo según características específicas .....	50
<b>Tabla 4</b> Programación del segundo vuelo según características específicas .....	50
<b>Tabla 5</b> Parámetros para clasificar los distintos grados de enfermedad en Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo.....	51
<b>Tabla 6</b> Esquema de anotación para la toma de puntos en campo.....	52
<b>Tabla 7</b> Banda de filtro Parrot Sequoia.....	54
<b>Tabla 8</b> Clasificación de enfermedades.....	55
<b>Tabla 9</b> Matriz de confusión para el clasificador de Mahalanobis Distance .....	67
<b>Tabla 10</b> Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Mahalanobis Distance .....	68
<b>Tabla 11</b> Matriz de confusión para el clasificador de Máxima Probabilidad .....	70
<b>Tabla 12</b> Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Máxima Probabilidad .....	71
<b>Tabla 13</b> Matriz de confusión para el clasificador de Mínima Distancia .....	73
<b>Tabla 14</b> Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Mínima Distancia .....	74
<b>Tabla 15</b> Comparación de métodos de clasificación supervisada en precisión e índice Kappa	74

## Índice de figuras

<b>Figura 1</b> Etapas de la agricultura de precisión .....	29
<b>Figura 2</b> Componentes en el proceso de teledetección.....	30
<b>Figura 3</b> Espectro electromagnético .....	32
<b>Figura 4</b> Clasificación de UAVs .....	35
<b>Figura 5</b> Comparación entre clasificadores.....	38
<b>Figura 6</b> Ejemplo de matriz de confusión .....	41
<b>Figura 7</b> Valor de pendiente en análisis de superficie por medio de bandas multiespectrales .	43
<b>Figura 8</b> Distribución del índice NDVI.....	44
<b>Figura 9</b> Metodología general del proyecto.....	45
<b>Figura 10</b> Mapa de zona de estudio .....	47
<b>Figura 11</b> Plan de vuelo visualizado en equipo móvil .....	49
<b>Figura 12</b> GPS GARMIN 700.....	52
<b>Figura 13</b> NDVI en el software de ArcGIS.....	54
<b>Figura 14</b> Imágenes capturadas por cámara multiespectral (Parrot Sequoia).....	57
<b>Figura 15</b> Ortomosaico de una plantación de palma .....	58
<b>Figura 16</b> Distribución de imágenes previas al procesamiento .....	59
<b>Figura 17</b> NDVI de plantas con afectación de Pudrición de Cogollo.....	60
<b>Figura 18</b> NDVI de una plantación de Palma Africana.....	61
<b>Figura 19</b> NDVI de plantas con afectación de Anillo Rojo .....	62
<b>Figura 20</b> Mapa de NDVI para una plantación de Palma Africana .....	63
<b>Figura 21</b> Áreas de entrenamiento (ROI's) .....	64

<b>Figura 22</b> Mapa de clasificación supervisada por Mahalanobis Distance .....	66
<b>Figura 23</b> Clasificación supervisada por Mahalanobis Distance en palma africana .....	67
<b>Figura 24</b> Mapa de clasificación supervisada por Máxima probabilidad .....	69
<b>Figura 25</b> Clasificación supervisada por Máxima Probabilidad en palma africana .....	70
<b>Figura 26</b> Mapa de clasificación supervisada por Mínima Distancia .....	72
<b>Figura 27</b> Clasificación supervisada por Mínima Distancia en palma africana .....	73
<b>Figura 28</b> Mapa de comparación entre métodos clasificación supervisada .....	75

## Resumen

Actualmente el cultivo de palma africana atraviesa un proceso de deterioro, dando como consecuencia que varios agricultores abandonen sus plantaciones hasta encontrar la solución a enfermedades devastadoras como Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo. El impacto social y económico que estas patologías representan para el país hace necesaria la investigación para lograr mitigar el problema. Dentro de la presente investigación se pretende evaluar la precisión de tres métodos de clasificación supervisada dentro del software ENVI para la detección de Anillo Rojo y distintos grados de Pudrición de Cogollo en una plantación de palma superior a 100 has dentro de las instalaciones de ANCUPA, provincia de Santo Domingo. Los métodos de clasificación supervisada que se evaluaron fueron: Clasificador de Máxima Probabilidad, Mahalanobis Distance y Mínimas Distancias, los cuales fueron capaces de discriminar entre 5 clases (Pudrición de Cogollo grado 3; Pudrición de Cogollo grado 2; Pudrición de Cogollo grado Cráter, Anillo Rojo y plantas Sanas) correspondientes a diferentes grados de afectación para las patologías de Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo, permitiendo detectar de forma temprana las diferentes enfermedades para el cultivo de Palma Africana mediante un mapa que muestra la distribución de la enfermedad. Los resultados obtenidos indicaron un alto grado de reconocimiento para plantas sanas y enfermas con una precisión global de 58,82% y un índice Kappa de 0,46 para el clasificador de Máxima Probabilidad.

**Palabras clave:** Método de clasificación, Palma Africana, Anillo Rojo, Pudrición de Cogollo.

## Abstract

Currently, the cultivation of African palm is going through a process of deterioration, resulting in several farmers abandoning their plantations until they find a solution to devastating diseases such as Bud Rot and Red Ring. The social and economic impact that these pathologies represent for the country makes research necessary to mitigate the problem. Within the present investigation, it is intended to evaluate the precision of three supervised classification methods within the ENVI software for the detection of Red Ring and different degrees of Heart Rot in a palm plantation of more than 100 hectares within the facilities of ANCUPA, province from Santo Domingo. The supervised classification methods that were evaluated were: Maximum Probability Classifier, Mahalanobis Distance and Minimum Distances, which were able to discriminate between 5 classes (Head Rot grade 3; Heart Rot grade 2; Heart Rot Crater grade, Ring Red and Healthy Plants) corresponding to different degrees of affectation for the pathologies of Heart Rot and Red Ring, allowing early detection of the different diseases for the cultivation of African Palm through a map that shows the distribution of the disease. The results obtained indicated a high degree of recognition for healthy and diseased plants with an overall accuracy of 58.82% and a Kappa index of 0.46 for the Maximum Probability classifier.

**Keywords:** Classification method, African Palm, Red Ring, Bud Rot.

## Capítulo I

### Introducción

El Ecuador se posiciona como uno de los principales productores de palma aceitera (*Elaeis guineensis*) dentro de Latinoamérica, con una producción aproximada de 550.000 toneladas de aceite al año, cifra que lo ubica por encima de países como México, Brasil y Perú, sólo por detrás de Colombia y Guatemala (Danec, 2021). El principal objetivo para su introducción en 1953, fue reducir las importaciones de aceite de cocina. Actualmente, con un área de siembra de casi 201.000 hectáreas y un potencial de crecimiento del 40%, no menos de la mitad de la producción de aceite de palma crudo (CPO), es destinado para el consumo local (Potter, 2011).

La ecogeografía del país determina en gran medida la disponibilidad de extensiones aptas para el cultivo de palma aceitera, identificando a la región oeste del Ecuador como la de mayor potencial para la producción e industrialización de esta especie; a más de Esmeraldas, que es la principal zona dedicada a la palmicultura, Santo Domingo, La Concordia y Quevedo son localidades donde el cultivo se ha convertido, en poco tiempo, en uno de los principales rubros agrícolas, lo cual ha determinado que el nivel de industrialización y generación de empleos, directos e indirectos, tenga un auge importante (FEDEPAL, 2005).

A pesar de los logros alcanzados por los agricultores ecuatorianos, en este espacio relativamente corto de tiempo, patologías como la Pudrición de Cogollo (PC) y Anillo Rojo (AR), han causado un declive en la producción de palma aceitera a nivel local y latinoamericano, lo cual ha determinado que los Centros de Investigación se encuentren inmersos en desarrollar estrategias de mitigación y cuidado frente a estas enfermedades. Sin embargo, de todos los esfuerzos realizados, el reconocimiento de PC es patognomónico solamente cuando éste alcanza un tercer grado de afectación, etapa en la cual la planta sufre el quiebre de su hoja flecha para luego presentar una clorosis general, eliminación de la producción de frutos,

culminando en una muerte celular a nivel general. Para el caso de AR, la identificación de su presencia se la realiza una vez detectado el agente vector, el cual es un coleóptero polífago de la familia Curculionidae conocido como “picudo negro” (*Rhynchophorus palmarum*); posteriormente se observa que el cogollo de la planta se encuentra apiñado o cerrado, con la orientación de las hojas hacia arriba y de menor tamaño; por lo cual, cuando esta sintomatología se presenta en la palma, podemos considerar que se encuentra verdaderamente afectada, siendo imprescindible su monitoreo para controlar su dispersión (CENIPALMA, 2018).

Las cámaras multiespectrales son una de las herramientas más utilizadas en la agricultura de precisión; las cuales, montadas en un UAV, permiten obtener imágenes que pretenden definir diferentes tipos de información a partir de sensores que determinan propiedades como la reflectancia de una determinada longitud de onda (Sankaran et al., 2010). Las plantas presentan una alta absorción en la banda correspondiente al espectro visible azul (400–500nm), lo que indica su baja reflectancia, mientras que en la banda verde (500-600nm) su reflectancia se ve incrementada; este comportamiento de absorción se debe a la radiación de clorofila y carotenos (Aguilar, 2015).

La mayor parte de los índices vegetativos tienen su base en espectroscopía, lo que indica la distinta reflectancia que poseen diferentes longitudes de onda. El *Normalized Difference Vegetation Index*, más conocido como NDVI, se fundamenta en la relación entre bandas del infrarrojo cercano y el rojo; este índice es permitido por la absorción del espectro visible en las plantas; por otra parte, la reflexión se da netamente en el infrarrojo cercano (Manrique, 1999). Es demostrado que las plantas sanas presentan una elevada masa vegetativa, mientras que plantas con alguna afectación tienden a poseer poca masa vegetativa. El índice NDVI es utilizado para detectar y monitorear la evolución de diversas enfermedades vegetales (De La Roque et al., 2004).

Mediante el uso de imágenes térmicas y multiespectrales se logran extraer valores de temperatura y reflectividad de las distintas bandas de una imagen, añadiendo el uso de un GPS de alta precisión para la georreferenciación de parcelas sanas y enfermas con diferentes valores identificados; además de implementar modelos de clasificación basados en sistemas de aprendizaje, que permiten diferenciar las plantas sanas de las enfermas (Serreta, 2016).

Dentro de la identificación de enfermedades mediante la agricultura de precisión, se puede mencionar que la detección temprana de Sigatoka Negra en el cultivo de banano se ha hecho más precisa por la implementación de sensores multiespectrales; el procesamiento de imágenes y su posterior análisis de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, obtenido por el sensor Greenseeker, permitieron identificar la presencia de la enfermedad en un estado avanzado, indicando que el valor de NDVI disminuye al encontrarse con la respuesta espectral de una planta enferma; los sensores son capaces de discriminar las alteraciones de las hojas causadas por distintas patologías, como en este estudio de Sigatoka Negra, constituyéndose esta herramienta como una medida de monitoreo en el cultivo (Lincango, 2020).

La teledetección identifica diferentes estados sanitarios de los cultivos y su relación con el rendimiento, es una herramienta muy importante para los futuros controles fitosanitarios de plagas y enfermedades. Dentro de las enfermedades que afectan al cultivo de palma de aceite se encuentra el síndrome de flecha seca, el cual es posible detectar mediante índices de vegetación calculados a partir de imágenes multiespectrales. La variabilidad obtenida, gracias a la cámara multiespectral Parrot Sequoia, logró encontrar una fuerte relación entre los datos obtenidos en campo con los datos adquiridos a partir de sensores. Esta investigación realizada en un cultivo de alto impacto económico, permitió confirmar los resultados obtenidos dando un alto grado de confiabilidad al relacionar información multiespectral de alta resolución para su posterior implementación en plantaciones comerciales de palma aceitera (Alemán Montes et al., 2022).

El procesamiento digital de imágenes, mediante la aplicación de algoritmos de procesamiento digital y arquitectura de redes neuronales convulsionales, es aplicado en la detección de patologías como Marchitez letal (ML), en palmas de aceite; el entrenamiento y validación del conjunto de datos asegura que la exactitud de la clasificación sea del 98%, no obstante, es necesario indagar las características detalladas de los datos y la arquitectura de los modelos que se empleen para corroborar la veracidad de los resultados métricos de rendimiento del mismo. La implementación de un método de clasificación supervisada, dentro del procesamiento de imágenes multiespectrales, hace posible analizar varias extensiones de cultivo, para esto es necesario que el investigador recopile datos de campo que le permitan entrenar la inteligencia artificial de su modelo analítico (Torres et al., 2020).

Dentro de esta investigación, se pretende detectar de forma temprana la presencia de las enfermedades: pudrición de cogollo (PC), y anillo rojo (AR), en una plantación de palma africana localizada en el cantón La Concordia, a través de imágenes multiespectrales y la aplicación de 3 métodos de clasificación supervisada. Para ello, se propone la utilización de sensores multiespectrales y plataformas UAVs, donde se analizarán los valores de NDVI y se identificará el método de clasificación más adecuado para diferenciar plantas sanas de plantas enfermas mediante un modelo comparativo por matriz de confusión.

Los resultados de esta investigación permitirán identificar tempranamente las zonas más afectadas por las diferentes patologías mencionadas, otorgando al productor una visión del estado fitosanitario de su cultivo; además, proporcionarán una herramienta capaz de analizar grandes extensiones de palma.

## **Objetivos**

### ***Objetivo general***

Detectar de forma temprana la presencia de pudrición de cogollo (PC) y anillo rojo (AR) en palma africana a través de imágenes multiespectrales y métodos de clasificación supervisada.

### ***Objetivos específicos***

Capturar y procesar información geoespacial de una plantación de al menos de 100 Ha con afectación de Pudrición de Cogollo.

Capturar y procesar información geoespacial de una plantación de al menos de 100 Ha con afectación de Anillo Rojo.

Determinar el método de clasificación supervisada más adecuado para la detección de la Pudrición de Cogollo y de Anillo Rojo.

## **Hipótesis**

### ***Hipótesis nula***

La detección temprana de Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo en palma africana no es posible mediante métodos de clasificación supervisada.

### ***Hipótesis de investigación***

La detección temprana de Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo en palma africana es posible mediante métodos de clasificación supervisada.

## Capítulo II

### Revisión de Literatura

#### Producción de palma africana en Ecuador

Desde hace cinco décadas en Ecuador, el área plantada, el área cosechada y la producción de aceite de palma africana han evolucionado de manera constante y progresiva, además, la presencia en los mercados, tanto nacionales como internacionales, de aceite de palma en el abastecimiento de aceites y grasas ha tenido un incremento significativo.

De acuerdo a datos publicados en 2019 por el Instituto Ecuatoriano de Estadísticas y Censos - INEC, Ecuador tiene 200.908 hectáreas sembradas de palma, de las cuales 80.363 están en Esmeraldas, provincia que produce el 41% del fruto de palma a nivel nacional; seguido de las provincias de Los Ríos, con el 18,5 %, y Santo Domingo con el 9,9 %. Este mismo año, el país exportó 187.494 toneladas métricas de aceite de palma y, según las cifras más recientes del Departamento de Agricultura de Estados Unidos - USDA, que proyecta la Producción Mundial Aceite de Palma en los años 2020-2021, Ecuador es el tercer productor latinoamericano, solo por detrás de Colombia y Guatemala (Borja, 2020).

La palma constituye el 4% del Producto Interno Bruto (PIB), agrícola del Ecuador; si se toma en cuenta, el período correspondiente entre los años 2010 a 2016, el sector palmicultor ecuatoriano ha experimentado un crecimiento promedio anual del 8%. De hecho, se considera a la palma africana el séptimo producto agrícola de exportación del país y una de las industrias más dinámicas dentro de la producción no petrolera y no tradicional. En los 5 últimos años, el 42% de la producción de aceite se consumió internamente y el 58% fue destinado a la exportación como aceite crudo de palma y como productos semielaborados y elaborados, generando US\$ 271 millones en divisas de exportación, contribuyendo de forma positiva al equilibrio de la balanza comercial del país. Por último, este sector genera alrededor de 150 mil empleos (directos e indirectos), particularmente en zonas marginales y vulnerables,

contribuyendo a la reducción de la pobreza y al mantenimiento de la paz social (Ministerio de Producción, Comercio Exterior, 2017)

### **Generalidad de pudrición de cogollo (PC)**

La pudrición del cogollo es una enfermedad extremadamente grave, sólo comparable con *Fusarium* R4 en banano o COVID en los humanos. En Ecuador, esta plaga ha exterminado a más de 90.000 hectáreas de cultivo desde el 2017, lo que ha generado pérdidas estimadas en más de USD 150 millones (Primicias, 2021).

*Phytophthora palmivora*, su agente causal, es un microorganismo capaz de degradar los tejidos más internos del cogollo, lo cual, a su vez, permite que otros organismos oportunistas se vinculen a su estado agravando la situación. La PC ataca a las palmas en cualquier edad de manera agresiva y se dispersa rápidamente; una sola palma enferma y sin tratamiento puede afectar las palmas vecinas y en poco tiempo a toda una plantación, debido a que el desarrollo de *Phytophthora palmivora* es favorecido por ambientes húmedos, encharcamientos y la mala fertilización (CENIPALMA, 2018).

(Rivas, 2015), menciona que en Ecuador se han observado diferentes tipos de síntomas; en el cantón San Lorenzo y en la Amazonía se distinguen dos tipos: PC clásica y crónica; mientras que, en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, se observa un tercer tipo de PC, conocida como PC de recuperación:

1. PC clásica, que afecta rápidamente el cogollo de la palma y descompone el meristemo apical.
2. PC crónica, la enfermedad no se propaga con rapidez al cogollo, esto se traduce en un descenso lento y progresivo que conduce a la improductividad del cultivo.
3. PC de recuperación, es similar a la crónica, excepto que no inhibe permanentemente la división celular en el meristemo apical; lo que permite la producción de nuevas hojas y flores en las plantas afectadas.

Entre la sintomatología más característica de la enfermedad, se encuentra que las plantas presentan una pudrición de la primera flecha en el peciolo con caída de éste, luego se

extiende a todas las flechas, lo que ocasiona el retiro de las mismas con mucha facilidad. Paralelamente ocurre un amarillamiento de las hojas jóvenes, que avanza hasta las hojas medias, que se necrosan y mueren. La pudrición es acuosa, de color blanco amarillento y con olor desagradable. Por otro lado, también es notorio encontrar en las palmas parches necróticos acompañados de clorosis leve en los folíolos inferiores de las hojas centrales. Posteriormente los folíolos de la flecha se necrosan; donde se observa clorosis en las hojas centrales más jóvenes y pudrición fétida de la región meristemática (Nieto, 1996).

Un papel importante en el apareamiento y desarrollo de la enfermedad son las condiciones climáticas, el suelo, la resistencia genética de la palma y del patógeno involucrado. Los síntomas externos más comunes son: pudrición de flechas, clorosis, moteado, amarillamiento, hoja quebrada y hoja pequeña o corta. No existe un síntoma inicial ni una secuencia u ordenamiento en la aparición de éstos; cada síntoma puede presentarse solo o combinado con los demás, y no todos inducen la PC (Nieto, 1993).

### **Sintomatología de Pudrición del Cogollo**

El principal síntoma es la pudrición de flechas, en algunas palmas se observan manchas café con bordes amarillos o cremas en el borde de los folíolos de las flechas, las cuales pueden alcanzar el raquis y por éste llegan a las hojas en formación o al cogollo y causan su pudrición. Algunos folíolos se necrosan, cambian de color y mantienen una consistencia dura hasta que se secan totalmente; otros toman un aspecto acuoso, de color gris o crema y se quiebran a la menor presión que se les aplique (Nieto, 1993).

También se puede observar que la pudrición del cogollo, síntoma que ha dado el nombre a la enfermedad; puede ser de consistencia seca o húmeda. En el primer caso, los bordes de los folíolos son de color ladrillo, adquieren tonalidades oscuras y los raquis y pecíolos de las flechas en formación presentan manchas café brillantes, que se agrietan y dan el aspecto de corcho. En el segundo caso, el tejido se descompone, reblandece y adquiere olores fétidos como a fermento, añejo o un olor típico. Para esta pudrición, en un corte

horizontal, se observan manchas oscuras de consistencia blanda. Si el cogollo se abre longitudinalmente, puede encontrarse el raquis y los folíolos con coloración rojiza o café, o una masa amorfa en casos de PC muy avanzados (Nieto, 1993).

Otro síntoma que se presenta únicamente en las primeras tres o cuatro hojas jóvenes, es el amarillamiento, a medida que se forman las hojas nuevas, las anteriores cambian a verde. Cuando las palmas afectadas no se tratan oportunamente, todas las hojas del primer anillo pueden amarillarse y en este caso las puntas de los folíolos de algunas hojas se tornan rojizas y se secan.

Por otro lado, la hoja quebrada puede presentarse en flechas u hojas, sola o acompañada de síntomas del complejo, por lo cual se considera que es un síntoma de debilitamiento y se desconoce si está relacionado con la enfermedad (Nieto, 1993).

### **Generalidad de Anillo Rojo (AR)**

Es difícil, en la actualidad, no aceptar el protagonismo de *Rhynchophorus palmarum* como vector activo del nematodo *Bursaphelenchus cocophilus*, causante de la enfermedad conocida como “Anillo Rojo” en palmas que generalmente redondean entre los 5 años de edad.

El picudo negro se observa comúnmente en cultivos de palma en horas tempranas de la mañana y al final de la tarde, pero son más activos en horas de la noche; estos aparecen frecuentemente en las bases peciolares de palmas que han sido podadas, cosechadas, enfermas por la pudrición del cogollo (PC), o circundando las trampas de captura. Su ciclo de vida puede ser de 3 meses o más, y al ser considerado un insecto barrenador, causa la muerte de las palmas (Aldana et al., 2015).

La población de adultos fluctúa a través del año y las máximas capturas en trampas se obtienen durante la época seca, pero la proporción del picudo negro que lleva el nematodo es mayor al final de la época de lluvia.

Los adultos son atraídos por compuestos volátiles que emanan las palmas con heridas o pudriciones; se alimentan de tejidos de palmas sanas y afectadas por la pudrición del cogollo

que es letal en algunas zonas palmeras. En palmas sanas son atraídos hacia los cortes ocasionados por labores agronómicas como ablación, poda o cosecha o hacia cortes hechos durante el plateo mecánico con guadaña; alimentándose de estos tejidos expuestos y depositando sus huevos en las bases peciolares y tejidos blandos del cogollo, donde se desarrollan sus estados inmaduros (Aldana et al., 2015).

*Bursaphelenchus cocophilus* en su estado juvenil es el infectivo y la forma más persistente en la palma, ya que se encuentra en la mayoría de los tejidos afectados. Se caracteriza por ser muy largo y delgado, alcanza una longitud entre 812 y 1.369 micras. La cola en los estados juveniles termina en una punta estrecha; las hembras la mantienen extendida y los machos la enroscan hacia el vientre. Son de hábito gregario, su ciclo de vida es corto, con duración de 9 a 10 días. Tiene la capacidad de multiplicarse 10.000 veces en dos meses. Son susceptibles a la deshidratación y pueden sobrevivir en trozos grandes de tejido en descomposición por más de tres meses (Aldana et al., 2015).

*B. cocophilus* es transmitido por *R. palmarum* cuando se alimenta en las axilas de las hojas de palmas sanas o en palmas enfermas por la PC. Los juveniles infectivos del nematodo que el picudo lleva en el intestino, en la superficie del cuerpo o debajo de los élitros, dejan el picudo para alojarse en las heridas de la palma o en la zona del cogollo de las palmas enfermas. La infestación también puede ocurrir durante la oviposición o a través de las heces (Aldana et al., 2015).

Los síntomas más clásicos se producen cuando las hojas más viejas o intermedias se amarillan y se secan progresivamente, avanzando estos síntomas hacia hojas cada vez más jóvenes. Las hojas de mayor edad suelen quebrarse en el peciolo a corta distancia del tronco y la parte distal permanece colgando por largo tiempo. Al partir transversalmente el tronco de estas palmas se nota un anillo de tejido color pardo, crema, o rosado de unos pocos centímetros de grosor y localizado generalmente cerca de la periferia del tronco. En algunos casos el anillo no es continuo en toda la longitud del tallo apareciendo en la parte superior, pero

es aparentemente inexistente en la parte media y puede reaparecer en la región basal como un área de color rosado pálido (Aldana et al., 2015).

Otro de los síntomas es la condición conocida como "hoja pequeña" en donde la mayoría de las hojas conservan su color verde y frecuentemente no se observa ningún tipo de necrosis en el tallo de las palmas afectadas. Inicialmente la planta empieza a emitir hojas más cortas y el centro de la corona toma una apariencia compacta. Eventualmente, al continuar la emisión de hojas pequeñas, que pueden ser simples muñones, la parte central de la corona adquiere la apariencia de un embudo. Conforme la enfermedad progresa, todas las nuevas hojas son cortas y deformes, con diferentes grados de secado de los folíolos a partir de las puntas, y grados anormales de endurecimiento en los raquis, adquiriendo la palma la apariencia de un plumero gigante. Las inflorescencias en desarrollo abortan, por lo cual estas plantas terminan siendo totalmente improproductivas (Aldana et al., 2015).

El control de la enfermedad debe ser integral y dirigido tanto a reducir la población del vector como de las fuentes de inóculo del nematodo en la plantación y sus alrededores. En el caso de plantas con síntomas clásicos se recomienda envenenar la planta con un arboricida sistémico inyectado al tronco y derribarla una vez que ésta se seca. Por otro lado, cuando la palma esté fuertemente atacada por el picudo debe botarse y partirse en secciones que luego se abren longitudinalmente y se les aplica un insecticida (Aldana et al., 2015).

En el caso de palmas que presentan el síntoma de hojas pequeñas sin necrosis extensiva en el tallo, puede existir la posibilidad de recuperación mediante el uso de nematicidas sistémicos inyectados al tronco, aplicados al cogollo, o bien absorbidos por el sistema radicular (Aldana et al., 2015).

Debido a que el picudo es atraído por cualquier tipo de heridas del tronco, éstas deben evitarse al máximo, especialmente durante la cosecha y poda. También debe prestarse atención a la pudrición común de la flecha, daños por ratas, viento, etc., especialmente en palmas que han entrado en la etapa de susceptibilidad al ataque del nematodo, pues en estos

casos será aconsejable tratar la parte con un insecticida para evitar los riesgos de las visitas del insecto vector (Aldana et al., 2015).

## **Tecnologías geoespaciales**

### ***Agricultura de precisión***

Comprende el uso de la tecnología en el momento y espacio adecuado involucrando el uso de sistemas de posicionamiento global (GNSS), software de procesamiento digital y herramientas analíticas para la obtención de datos en una cobertura vegetal de interés. Esta ciencia satisface muchas de las exigencias presentadas en la actualidad por la agricultura moderna. La agricultura de precisión administra el uso de tecnología de la información para recopilar datos desde distintas fuentes con la visión de apoyar a las decisiones que se tomen dentro de una producción de cultivos (E. García & Flego, s/f)

El Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura –(Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura-IICA, 2016), señala que la agricultura de precisión es un conjunto de técnicas diseñadas para lograr la optimización en el uso de insumos agrícolas tales como: semillas, agroquímicos y fertilizantes, de acuerdo a la variabilidad espacial y temporal de la producción agrícola.

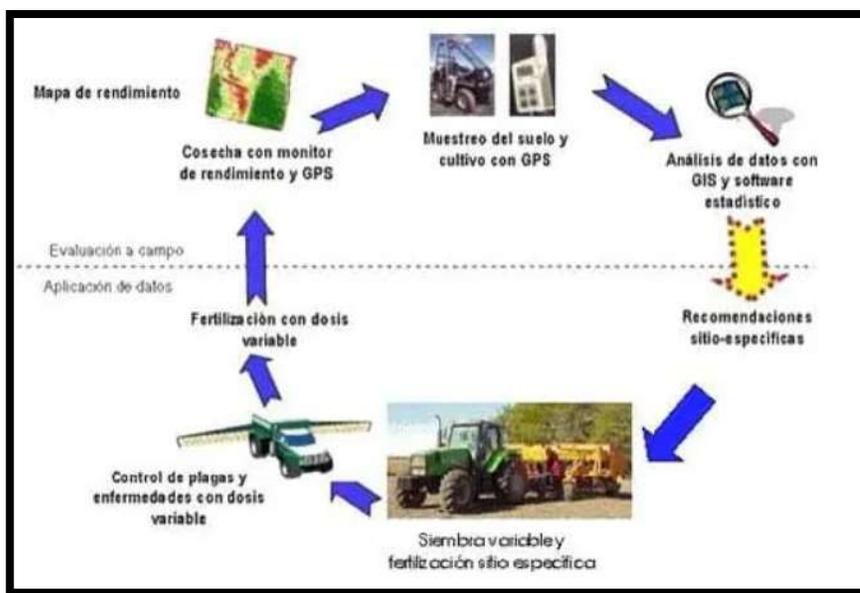
Anteriormente la agricultura de precisión se basaba en tres etapas: 1. Adquisición de la información; 2. Análisis de la información; 3. Aplicación de insumos. Sin embargo, actualmente las áreas a las que esta ciencia se ha expandido eliminan la limitante concebida en décadas pasadas. Las aplicaciones de esta ciencia comprenden: análisis de suelos mediante sistemas de información geográfica (SIG), mapas de aplicación, labrado selectivo, siembra automatizada, fumigación, fertilización selectiva y cosecha asistida (Moreano & Ribeiro, 2017).

(Santillán & Rentería, 2018) mencionan que la Agricultura de Precisión se trata de un sistema empleado para el análisis y control de la variación en los cultivos por medio de tecnologías satelitales, monitoreo de maquinaria, recopilación de datos y detección de enfermedades de interés productivo. Con el fin de reducir hasta en un 90% el uso de insumos

agrícolas esta metodología surge como una alternativa sostenible ya que minimiza los recursos invertidos sin desestimar el impacto ambiental.

## Figura 1

*Etapas de la agricultura de precisión*



*Nota:* La agricultura de precisión se representa mediante un esquema de pasos. Recuperado de (Bragachini et al., 2006).

## **Teledetección**

La teledetección proviene del francés “telédétection” con su traducción al español como percepción remota, hace referencia a la información adquirida sobre un objeto a una distancia determinada sin que exista el contacto físico entre el material, el objeto o sistema observado, y el observador. Este término posee un principio en la energía electromagnética producida por el objeto o sistema de interés, esta energía es captada por una señal que posteriormente será almacenada, registrada e interpretada. Dentro del ámbito práctico la teledetección permite el reconocimiento de características y fenómenos terrestres que son captados por un sensor (Reuter, 2009).

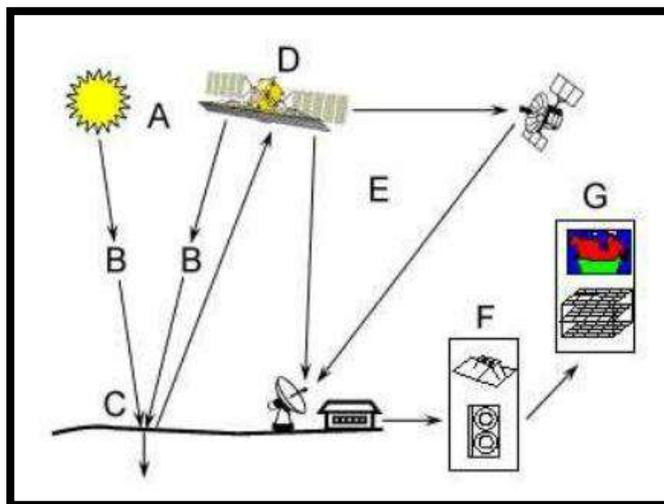
El primer satélite de observación terrestre fue lanzado por E.E.U.U. en el año de 1972, desde entonces las técnicas de teledetección se inician como una herramienta de acceso limitado para quienes contaban con los instrumentos y conocimiento adecuado. En la actualidad, se dispone de un sinnúmero de imágenes satelitales que permiten el desarrollo de nuevas tecnologías. Día a día se incorporan más entidades gubernamentales y particulares en el uso sistemático de imágenes satelitales para la conformación de nuevos proyectos. Esta herramienta es aplicable para varios tipos de información dentro de los que se pueden destacar: monitoreo agrícola, vulcanología, monitorización de desastres naturales, crecimiento urbano, monitoreo de recursos hídricos, entre otros (IGM, 2016).

Las ondas electromagnéticas son la base de un sistema de teledetección, para la obtención de las mismas son necesarios los siguientes elementos:

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

## Figura 2

*Componentes en el proceso de teledetección*



*Nota:* Dentro del proceso de teledetección se encuentra: (A) Fuente de energía; (B) Atmósfera; (C) Suelo; (D) Sensor; (E) Transmisión y procesamiento; (F) Análisis; (G) Aplicación. Recuperado de (Bustos, 2010).

### ***Espectro electromagnético***

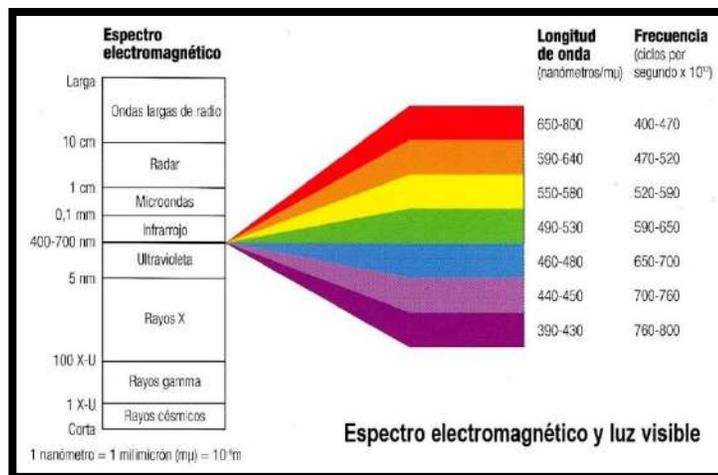
Es importante caracterizar de manera espectral el comportamiento de distintos valores de longitud de onda que se comportan de forma similar, para ello se relaciona el flujo de energía y la longitud de onda que se establece con mayor rigor gracias a la ley planteada por Planck, donde cualquier objeto que posea valores por encima del cero absoluto (a temperaturas menores a  $-273^{\circ}\text{C}$ ) emite energía que aumenta con la temperatura. De esta forma se presenta relación directamente proporcional entre energía y temperatura, a una temperatura alta, el cuerpo en estudio radiará con más intensidad en longitudes de ondas más cortas (Bustos & Frery, 1992).

La ley del desplazamiento de Wien permite relacionar la banda más adecuada para detectar una cubierta siempre y cuando se conozca de su temperatura.

$$\lambda_{max} = \frac{2898}{T * \mu mK}$$

Según (Bustos, 2010), as bandas espectrales más utilizadas en la actualidad son:

- Espectro visible (0.4 a 0.7  $\mu\text{m}$ ): Donde se distinguen tres bandas elementales: Azul (0.4 a 0.5  $\mu\text{m}$ ), verde (0.5 a 0.6  $\mu\text{m}$ ), y rojo (0.6 a 0.7  $\mu\text{m}$ ), estas bandas hacen referencia a los tres colores primarios que distingue el campo óptico humano.
- Infrarrojo próximo (0.7 a 1.3  $\mu\text{m}$ ). Gran discriminante de masas vegetales y concentraciones de humedad.
- Infrarrojo medio (1.3 a 8  $\mu\text{m}$ ). Resultante de la interacción entre procesos de reflexión de luz solar y de emisión de la superficie terrestre. Gran estimador de contenido de humedad en vegetación y detección de alta temperatura.
- Infrarrojo lejano o térmico (8 a 14  $\mu\text{m}$ ). Detecta calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres.
- Micro – ondas (a partir de 1  $\mu\text{m}$ ). Energía mayormente transparente a la cubierta nubosa.

**Figura 3***Espectro electromagnético*

*Nota:* El espectro electromagnético está conformado por: Longitud de onda en nanómetros y frecuencia. Tomado de (Zemansky, 2014).

**Fotogrametría**

La fotogrametría es la técnica que estudia y define con gran precisión la forma, dimensión y posición de un objeto en el espacio, utilizando medidas realizadas sobre un conjunto de fotografías; su principio básico es el desplazamiento radial que experimenta un punto en el fotograma debido a su altitud. Esta ciencia utiliza como base a las fotografías para realizar medidas y sus aplicaciones se ramifican en diversas áreas del conocimiento, como, por ejemplo, la elaboración de mapas o planos que son el principal producto de la fotogrametría (Quirós, 2014).

Surge como una ciencia en 1840 al aplicar la óptica, fotografía y matemáticas, donde se pretendía obtener información métrica de objetos bióticos y abióticos a partir de fotografías. La información bidimensional dada por las fotografías se transformaba en información tridimensional. Esta técnica permitió obtener una representación precisa de los objetos fotografiados además de brindar un insumo para la cartografía y la elaboración de mapas complejos (Pozo, 2002).

El principal objetivo de utilizar esta técnica es analizar con precisión los objetos deseados, en su forma, dimensión y posición a través de distintos métodos y técnicas. Esta ciencia utiliza fotografías para cuantificar y obtener información de la superficie terrestre a un bajo costo económico (Bastidas & Naranjo, 2022).

(Otero et al., s/f), menciona que la fotogrametría se divide en especialidades de acuerdo al tipo de fotografía utilizada, es así que encontramos:

- Fotogrametría terrestre: Fotografía usada en posición horizontal y paralela al terreno o corteza terrestre.
- Fotogrametría aérea: Fotografía obtenida a través de vehículos aéreos, el eje de la cámara fotográfica es perpendicular al terreno o corteza terrestre.

Los métodos utilizados para captar cada una de las imágenes se subdividen en:

- Fotogrametría analógica: Resultante directa de las fotografías aéreas formando modelos estereoscópicos.
- Fotogrametría analítica: Modelo espacial a partir de la reconstrucción mediante programas informáticos que simulan la geometría.
- Fotogrametría digital: Parte de las fotografías aéreas transformadas a un formato digital para la reconstrucción del modelo espacial de forma digital o numérica.

### ***Imágenes multiespectrales***

Comprende a las fotografías realizadas simultáneamente en varios rangos dentro del espectro electromagnético (bandas), estas imágenes proveen información como: reflectancia, transmitancia, absorbancia, entre otras, del suelo u objeto vegetal de interés. Se encuentran ligadas estrechamente a la actividad fotosintética, cantidad de agua, clorofila, biomasa, vigor y sanidad (Gómez et al., 2016).

Dentro de la agricultura de precisión estas imágenes son captadas por medio de sensores de percepción remota y han logrado con éxito estimar distintas propiedades como:

carotenoides, estrés hídrico, generación de modelos de superficie para estimación de rendimiento, detección de patologías, distribución de cultivos, entre otros. Para lograr procesar la información que contienen estas imágenes es necesario un sistema de teledetección que permite interpretar y dar un significado de carácter cualitativo y cuantitativo a los datos obtenidos. Cabe recalcar que las imágenes útiles para la agricultura de precisión son aquellas que brinden información sobre el estado fenológico de las plantas, estas pueden ser capturadas desde plataformas aéreas con cámaras espaciales o también por medio de equipos de acción directa (Gómez et al., 2016)

Las imágenes multiespectrales dividen la luz en bandas espectrales que están formadas por un rango de 3 – 15 bandas por imagen dependiendo del sensor que se utilice, además, poseen mayor cobertura de la escena permitiendo una mejor interpretación de los objetos que se encuentran en la misma, esto es debido a que los sensores multiespectrales poseen una resolución espacial mayor que los hiperespectrales (Rodríguez & Arrebondo, 2005);(Sabio et al., s/f).

Estas imágenes poseen una resolución de 1 a 5 cm/píxel a diferencia de fotografías satelitales o tradicionales que poseen una resolución de 20 a 250 cm/píxel. Las imágenes son capturadas por medio de una cámara multiespectral que se incorpora a un UAV otorgándole la capacidad de filtrar el espectro visible y seleccionar las longitudes de onda requeridas que, a diferencia de las imágenes basadas en filtros, solo capturan la imagen de una determinada longitud de onda.

### ***Vehículos aéreos no tripulados***

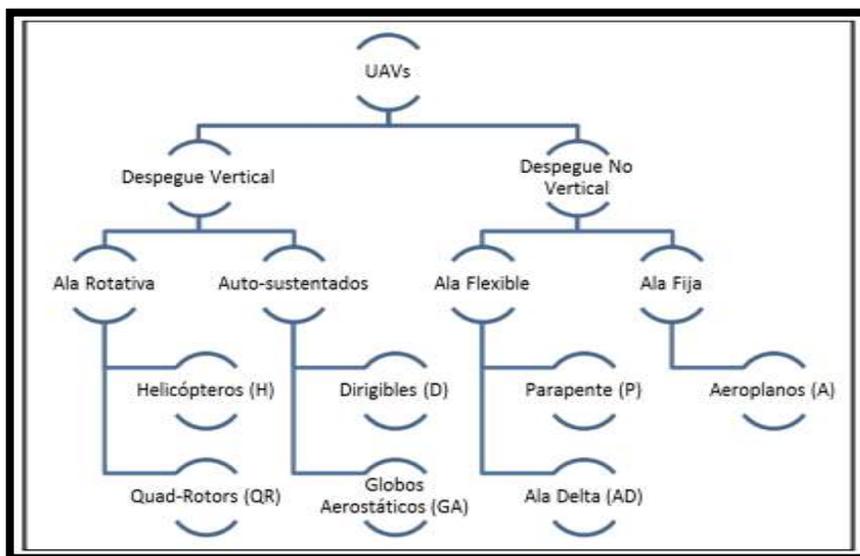
Los vehículos aéreos no tripulados (UAV) o drones son sistemas de aeronavegación diseñados con la posibilidad de ser controlados por medio de dispositivos remotos como celulares o a su vez en centros de control en tierra. Los drones pueden ser pre programados para realizar vuelos y llevar cargas específicas. Su mecanismo de propulsión puede ser eléctrico, de reacción o combustión, los cuales clasifican dichos dispositivos de acuerdo a su

finalidad y funcionalidad. Actualmente existen drones capaces de tomar decisiones de forma autónoma y ejecutar las tareas destinadas (Otto et al., 2018).

Los sistemas aéreos no tripulados se encuentran formados por una agrupación de elementos que posibilitan su accionar aéreo; las diferentes plataformas, tipo de estructura, materiales, dimensiones y componentes permiten realizar el enlace de datos necesarios para posibilitar a un dispositivo efectuar una tarea sin necesidad de la manipulación física. Los UAV se pueden clasificar de acuerdo a su tipo de vuelo ya que existen aquellos que poseen un despliegue vertical, y se subclasifican según su diseño de vuelo en: ala rotativa, flexible y auto sustentados (globos). Por otra parte, encontramos drones de ala fija que poseen un despliegue horizontal dentro de los cuales sobresalen los aeroplanos (Sani et al., 2015).

#### Figura 4

##### Clasificación de UAVs



*Nota:* La clasificación de los UAVs se realiza por el tipo de aeronave y el despliegue que esta posea. Tomado de (Camargo, 2011).

Los drones están conformados por un conjunto de piezas que en un accionar simultaneo permiten la sustentación en el aire. Las partes y componentes más importantes de

un dron son: Marco, batería, motor y hélices, radio receptor o mando, *failsafe* (sistema de aterrizaje), sistema de posicionamiento global (GPS), sistema de transmisión y recepción de video (FVP o visiones de realidad virtual), magnetómetro (orientador terrestre), controlador de vuelo/ placa controladora, energía de consumo, brújula magnética, barómetro/ altímetro, giroscopio, estabilizador de vuelo, radar y acelerómetro (I. García, 2017).

## **Clasificación de imágenes**

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

La extracción de clases de información por medio de imágenes que contengan distintos tipos de bandas se denomina clasificación. Esta herramienta es utilizada en cartografía, astronomía, medicina, agronomía, entre otros, y analiza los datos que contiene cada pixel para extraer información, permitiendo crear mapas temáticos donde el reporte de interés requerido puede ser discriminado por el tipo de clases que se deseen analizar.

Su funcionamiento se centra en las áreas de entrenamiento previo, estas áreas son conocidas previamente por la persona que realizará el método y su clasificación de acuerdo a las clases de interés es marcada. La información que se posea sobre estas secciones es de gran utilidad al momento de generar una signatura espectral para cada una de las clases de interés. El tipo de clases que se genera en una clasificación supervisada son denominadas clases informacionales. Las áreas de entrenamiento deben poseer la mayor cantidad de información y su distribución debe ser homogénea para lo cual se realiza una toma de muestras el mismo día en el que es capturada la imagen multiespectral (SIGMUR, 2006).

La digitalización de las áreas de interés que posteriormente serán usadas como zonas de entrenamiento se la realiza mediante una poligonización con la ayuda de un ratón digital, es recomendable seleccionar varias zonas debido a que existe una relación de precisión con el número de áreas de entrenamiento, indicando que, a mayor número de áreas previas seleccionadas, la sensibilidad será mayor. La base matemática que ocupa la clasificación supervisada es de acuerdo a la estadística elemental de cada categoría, se calculan

automáticamente: media, rango, desviación típica, matriz de varianza – covarianza, entre otros, de todos los píxeles que son incluidos a cada campo de entrenamiento para luego ser identificados como una clase. Las áreas seleccionadas son aquellas que posteriormente servirán de guía para clasificar al mosaico por lo que deben ser seleccionadas cuidadosamente y clasificadas de forma representativa, caso contrario, la información generada por la clasificación se verá viciada y no será capaz de discriminar entre categorías (Reuter, 2010).

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

Este método realiza una clasificación de clases espectrales dentro de una imagen sin que se posea información previa del área de estudio, al igual que en el procesamiento supervisado, la interfaz del programa calcula los parámetros estadísticos necesarios como media, desviación típica, entre otros. La interpretación de sus resultados es de vital importancia debido a que es la única parte en donde interviene el operador. La clasificación no supervisada forma agrupaciones de píxeles que poseen un comportamiento espectral homogéneo, lo que quiere decir que agrupa a valores similares de un índice o banda, es importante definir las clases de interés para seleccionar las bandas o índices necesarios para una clasificación adecuada. El conjunto de píxeles se denomina “clusters” (Reuter, 2010).

La base matemática que posee esta metodología de clasificación se centra en un algoritmo denominado ISODATA donde se señalan una serie de centros delimitados por el usuario, para luego generar una clase, donde, por proximidad del píxel se forman grupos; los cuales forman nuevos centros de clase con la información obtenida en el proceso anterior y finalmente se asignan los píxeles al centro de la imagen correspondiente, este proceso se repite varias veces hasta que no exista un desplazamiento significativo entre clases permitiendo un ajuste a los grupos de la imagen. Es recomendable agregar puntos de control que sean significativos debido a que el usuario no conoce las diferentes clases, distribución de puntos y áreas de interés existentes dentro de la imagen, este proceso es de carácter

interactivo donde el intérprete asigna valores aleatorios que permitan obtener resultados de acuerdo a su interés (Reuter, 2010).

## Métodos de clasificación supervisada

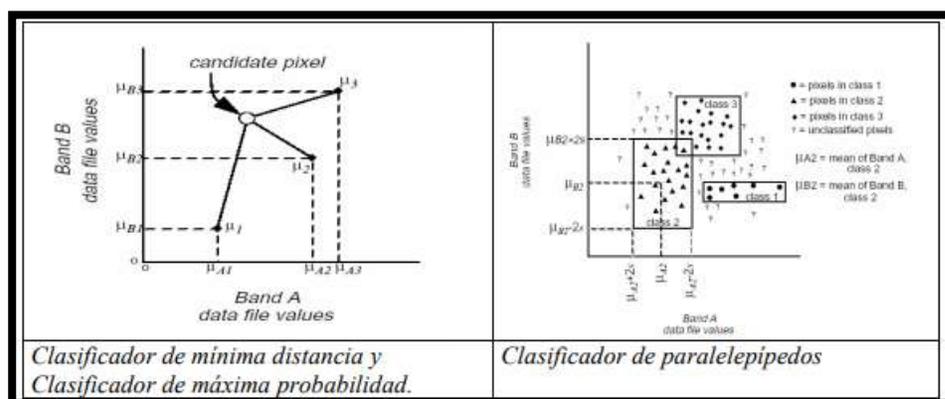
### **Maximum likelihood clasiffication (Máxima probabilidad)**

Este método pretende ajustar a todos los niveles digitales dentro de una distribución normal, permitiendo describir a una categoría en función de la probabilidad, medias y matriz de varianza y covarianza; esta clasificación ubica al pixel dentro de su distribución real tomando en cuenta su nivel digital expresado. Esta operación se realiza para todas las clases deseadas en donde cada pixel se asigna a cada una de ellas mediante un cálculo de probabilidad máxima (Reuter, 2010).

Este clasificador es el más complejo y robusto debido a que demanda un mayor volumen de cálculo, por otra parte, es el más utilizado ya que ajusta a los datos con más rigor que otros procesamientos (Reuter, 2010)

## Figura 5

### Comparación entre clasificadores



*Nota:* De lado izquierdo se encuentra la dispersión de datos que muestra un clasificador de máxima probabilidad y mínima distancia; del lado derecho se muestra una distribución de datos para el clasificador de paralelepípedos. Recuperado de (Reuter, 2010).

### ***Minimum distance classification (Mínima distancia)***

Consiste en el método de clasificación supervisada más simple debido a que se asigna un píxel a la categoría más cercana del centro de la misma en términos espectrales. Este proceso compara los valores que poseen los píxeles y los agrupa con la clase más semejante para todas las bandas que participan en el análisis. Este clasificador es sencillo y rápido en cuanto a su ejecución, provee buenos resultados en procesamientos que no impliquen clases parecidas. Dentro de esta metodología, todos los píxeles son clasificados incluso cuando sus valores se alejen del centro de la clase (Reuter, 2010).

### ***Mahalanobis distance based classification (Distancia de Mahalanobis)***

Similar al método de máxima probabilidad, este clasificador asume que el valor de las covarianzas obtenidas en las clases es igual. Permite determinar la similitud entre dos variables multidimensionales donde se toma en cuenta la correlación de las variables aleatorias (Garzón, 2021).

Mahalanobis distance maximiza la distancia entre los grupos más cercanos expresando su formulación de la siguiente manera:

$$d_k = \sqrt{(X - \bar{X}_k)^T C^{-1} (X - \bar{X}_k)}$$

Donde el valor de C corresponde a la matriz de covarianza entre las variables analizadas (Garzón, 2021).

## **Métodos de validación**

### ***Matriz de confusión***

También denominada matriz de error, es una herramienta estadística que permite analizar las observaciones realizadas dentro de un procedimiento. Busca informar sobre la exactitud en una determinada temática dentro de un reporte de datos derivados de la teledetección. Además, evalúa la exactitud y la calidad de una clase referida a cualquier tipo de dato espacial como, por ejemplo: cubiertas vegetales, parcelas, carreteras, entre otros. La matriz de confusión está conformada por valores que cuantifican el grado de similitud entre las comparaciones realizadas, se muestran: Conjunto de datos bajo control (CDC) y un conjunto de datos de referencia (CDR) que hace referencia a la realidad o muestras previamente conocidas (Comber et al., 2012).

Dentro de una matriz de confusión se ingresan valores como datos que se contabilizan para determinar el grado de semejanza existente. Esta herramienta se puede construir por medio de píxeles en agrupaciones o de manera individual siempre y cuando se forme una matriz cuadrada de dimensiones  $M \times M$  (filas x columnas), donde  $M$  representa el número de clases en consideración. Dentro de esta matriz, la diagonal generada por los datos y observaciones obtenidas se refiere a las cantidades correctamente clasificados donde el valor observado corresponde al valor real y los valores que se encuentren fuera de esta diagonal son correspondientes a las confusiones, errores debido a las omisiones y comisiones generadas en el procesamiento digital (Ariza et al., 2018).

Mediante la generación de una matriz de confusión se obtiene una visión clara de la distribución generada por el método de clasificación en donde se presentan los aciertos y errores de una manera resumida para que el analista verifique si el análisis realizado es válido.

## Figura 6

Ejemplo de matriz de confusión

		Referencia			
		F	P	N	A
Conjunto de datos	F	47	3	0	0
	P	4	40	6	0
	N	0	5	45	0
	A	0	0	2	48

F=forestal, P=pastos, N=sin vegetación, A=agua

Nota: Recuperado de Gary, 1995.

### Índice Kappa

Hace referencia a la concordancia existente entre la observación y la realidad; calculado a partir de una matriz de confusión de cualquier dimensión donde existan contrastes entre los datos obtenidos y la realidad. Este coeficiente se utiliza para evaluar la concordancia a partir de tres o más clases u observadores permitiendo que el lector tenga una mayor comprensión de los resultados en la investigación (López & Pita, 1999).

Los valores que se pueden presentar al calcular el índice Kappa rondan entre -1 y +1, dando a notar que la cercanía a +1 refleja un mayor grado de concordancia, mientras que, valores cercanos a -1 indican un mayor grado de discordancia; cabe recalcar que  $k = 0$  dentro de un análisis Kappa refleja que la concordancia observada es exclusivamente al azar (Cerde & Villaroel, 2008).

Este coeficiente resulta de un cociente en donde el numerador corresponde a la diferencia entre la sumatoria de las concordancias observadas y la sumatoria de las concordancias atribuibles al azar (confusiones), mientras que el denominador está conformado por la diferencia entre el total de observaciones y la sumatoria de las concordancias atribuibles al azar (Cerde & Villaroel, 2008).

La ecuación generada se representa de la siguiente manera:

$$k = \frac{(\sum \text{concordancias observadas}) - (\sum \text{concordancias atribuibles al azar})}{(\text{total de observaciones}) - (\sum \text{concordancias atribuibles al azar})}$$

## Índices de vegetación

### **Fundamento**

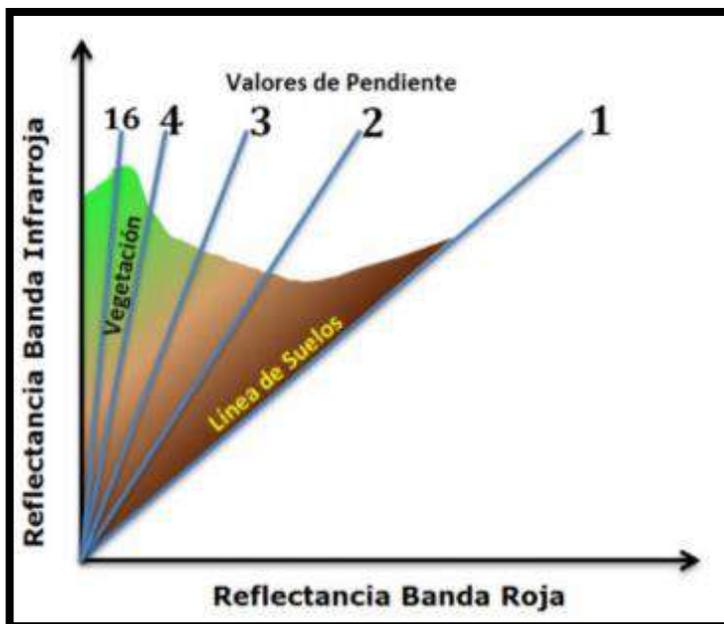
Se trata de un conjunto de operaciones algebraicas efectuadas sobre los píxeles correspondientes a una imagen donde los valores numéricos son expresados de acuerdo a las bandas que han sido utilizadas en la escena. Los índices de vegetación son calculados a partir de valores de reflectancia a diferentes longitudes de onda, así como también, a una composición entre dos o más bandas haciendo relación a cantidad de vegetación de un píxel dado. Generalmente estos índices son capaces de discriminar entre el suelo y la vegetación reduciendo el efecto del relieve en la caracterización de las cubiertas vegetales (Muñoz, 2013).

Los valores otorgados por los índices indican si la vegetación se encuentra o no vigorosa haciendo referencia a un valor bajo como poco vigorosa y un valor alto como muy vigorosa (Muñoz, 2013).

Los índices basados en la pendiente utilizan las bandas de infrarrojo cercano (NIR) y rojo (RED) debido a su contraste con respecto a la clorofila presente las plantas (Muñoz, 2013).

**Figura 7**

Valor de pendiente en análisis de superficie por medio de bandas multiespectrales



*Nota:* Se muestra la interacción entre la banda NIR y RED para la comparación entre distintos tipos de superficie. Recuperado de (Muñoz, 2013).

### Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI)

Este índice es el más utilizado y conocido, aplicable en todo tipo de análisis. Su sencillez al momento del cálculo y los valores que proyecta son ideales para la interpretación de una imagen. El NDVI se expresa en un rango de variación fija que oscila entre -1 y +1 permitiendo establecer comparaciones entre superficies de cobertura vegetal y edafológica (Muñoz, 2013).

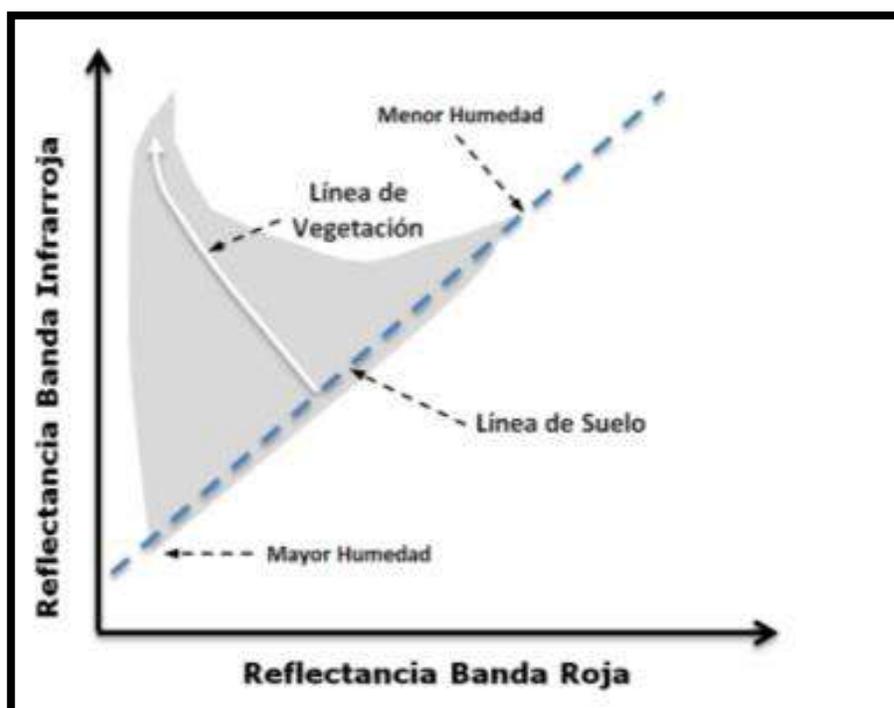
El índice de diferencia normalizada de vegetación produce una escala lineal de medición, donde el valor correspondiente a vegetación es mayor que 0 y los valores negativos corresponden a superficies con ausencia de vegetación. De este modo se reduce el efecto de la degradación en cuanto a la calibración de los sensores y la influencia atmosférica (Muñoz, 2013).

Las bandas necesarias para la construcción de este índice son las de infrarrojo cercano (NIR) y roja (RED) expresadas por medio de la siguiente operación matemática:

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

### Figura 8

*Distribución del índice NDVI*



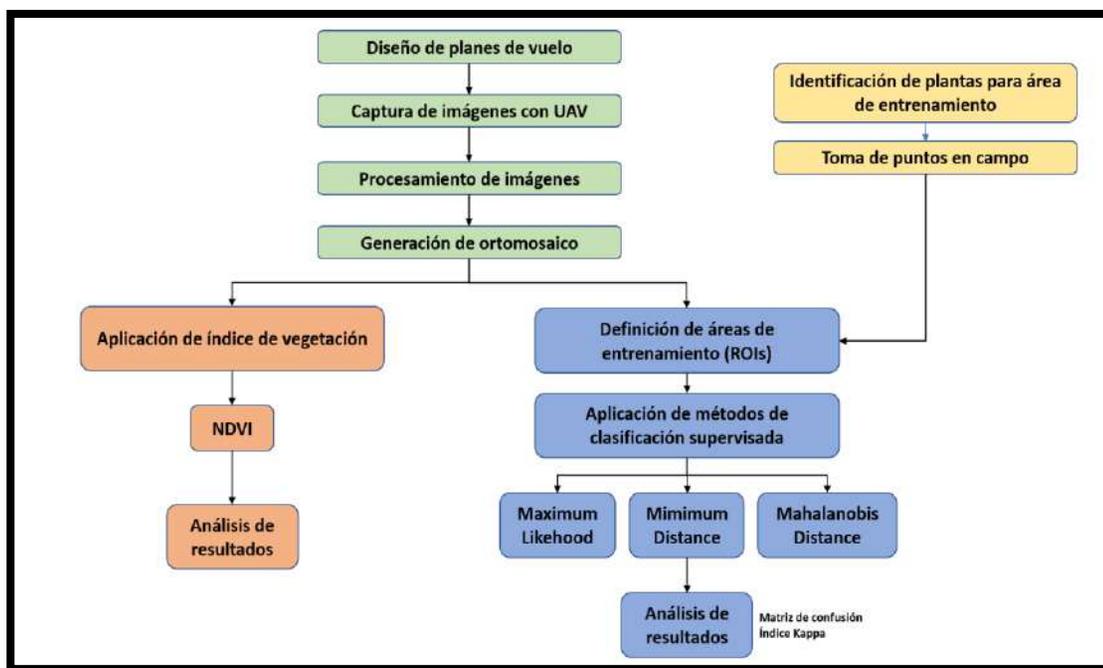
*Nota:* Se indican los valores expresados en la distribución lineal del índice NDVI para el análisis de una superficie con cobertura vegetal. Recuperado de: (Muñoz, 2013).

## Capítulo III

### Metodología

**Figura 9**

*Metodología general del proyecto*



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

### Generalidades

Dentro de este capítulo se describe la metodología empleada para el procesamiento de la información obtenida a partir de herramientas geoespaciales. Dentro de esta investigación se monitoreó una plantación de 104 hectáreas de palma africana afectadas por PC y AR donde se identificaron las plantas típicas y atípicas para la manifestación de las diferentes enfermedades.

Se realizaron 2 vuelos de dron con el modelo DJI Phantom 4, equipado con la cámara multispectral Parrot Sequoia, esto con la finalidad abarcar toda la plantación afectada, y con el objetivo de obtener un ortomosaico del cual se calculó el índice de vegetación NDVI del cultivo

sano. Este índice permitió identificar de manera visual y cuantitativa a palmas que posean algún tipo de afectación foliar mediante la expresión de reflectancia en cada pixel correspondiente a la parte vegetal seleccionada.

Mediante la extracción de valores típicos de una planta sana y enferma con las diferentes enfermedades PC y AR es posible plantear la propuesta de factibilidad de uso de sensores para la detección de comprometen la producción.

Adicionalmente se emplearon 3 métodos de clasificación supervisada, Maximum Likelihood Classification, Minimum Distance Classification y Mahalanobis Distance Classification, dentro del software ENVI 5.3. Estos clasificadores agruparon a pixeles con el mismo valor dentro de una capa previamente determinada con la finalidad de identificar tipos y grados de enfermedad dentro de un cultivo de grandes extensiones.

### **Zona de estudio**

La zona de estudio fue establecida dentro de los lotes a cargo de ANCUPA ubicado en La Concordia, provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, esta plantación presenta variedades de palma con una presencia del 75 – 90% con respecto a pudrición de cogollo y anillo rojo. Cabe recalcar que la plantación contiene también variedades híbridas resistentes a las patologías de interés dentro de esta investigación. En la figura 9 se muestra la zona de estudio donde se procedió a realizar la captura y toma de datos de esta investigación.



**Tabla 2**

*Software utilizado para la captura y procesamiento de imágenes*

<b>No.</b>	<b>Software</b>	<b>Descripción</b>
1	PILOT DJI	Aplicación móvil para la planificación de vuelo y captura de imágenes
2	Pix4D Capture	Aplicación móvil para la captura de imágenes
3	Pix4D Pro	Software para procesamiento fotogramétrico
4	ENVI 5.3	Software para visualización, análisis y clasificación de imágenes
5	ArcGIS	Software comercial SIG
6	Excel	Software para análisis de resultados

*Nota:* Software utilizados para el procesamiento de imágenes tomadas en campo.

### **Plan de vuelo para la captura de imágenes**

Los planes de vuelo empleados dentro de esta investigación se realizaron sobre los lotes de ANCUPA mediante el dron DJI Phantom 4. Se realizaron 2 vuelos en el mismo día, que permitieron abarcar toda la superficie de cultivo. En la figura 10 se pueden visualizar las características de los planes de vuelo realizados para la captura de imágenes.

**Figura 11**

*Plan de vuelo visualizado en equipo móvil*



*Nota:* Se evidencian el plan de vuelo que el UAV realizará para los 2 vuelos realizados el 3 de junio del 2022 a diferentes a alturas similares.

### Parámetros de vuelo

Se establecieron los mismos parámetros de vuelo para las 2 capturas de datos, dentro de los cuales se consideró el tiempo de vuelo, altura, captura de 425 imágenes por minuto y traslajos longitudinales y transversales. Mediante Pix4D Capture se programaron dichos parámetros previos a la ejecución. En las Tablas 3 y 4 se visualizan las características de los vuelos realizados en la plantación de palma.

**Tabla 3**

*Programación del primer vuelo según características específicas*

<b>Parámetros de vuelo para Parrot Sequoia</b>	<b>Unidad</b>
<i>Tiempo de vuelo</i>	15 min
<i>Traslado longitudinal</i>	75 %
<i>Traslado transversal</i>	80 %
<i>Altura de vuelo</i>	100 m
<i>Área total del terreno</i>	52 ha
<i>Imágenes capturadas</i>	6375

*Nota:* Parámetros de vuelo establecidos para la primera parte del predio dentro de ANCUPA

**Tabla 4**

*Programación del segundo vuelo según características específicas*

<b>Parámetros de vuelo para Parrot Sequoia</b>	<b>Unidad</b>
<i>Tiempo de vuelo</i>	11,2 min
<i>Traslado longitudinal</i>	70 %
<i>Traslado transversal</i>	80 %
<i>Altura de vuelo</i>	80 m
<i>Área total del terreno</i>	52 ha
<i>Imágenes capturadas</i>	4691

*Nota:* Parámetros de vuelo establecidos para la segunda parte del predio dentro de ANCUPA

### **Recolección de puntos GPS para el entrenamiento de clases**

La recolección de puntos se realizó por medio de una salida de campo en el área de estudio durante el día 3 de junio del 2022. En esta salida, se ubicaron plantas específicas que permitieron la diferenciación de los distintos grados de enfermedad. En la Tabla 5 y 6 se pueden visualizar las directrices seguidas para la clasificación de los grados correspondientes a las diferentes enfermedades en palma.

Para cada punto se contó con la ayuda de un técnico de campo especialista en palma africana y se requirieron de al menos 5 minutos en la detección correcta de la enfermedad en cada una de las palmas.

**Tabla 5**

*Parámetros para clasificar los distintos grados de enfermedad en Pudrición de Cogollo y Anillo*

*Rojo*

<b>Grado de enfermedad</b>	<b>Descripción</b>
<i>Pudrición del cogollo</i>	
<i>Grado 2</i>	Necrosis en el extremo de las hojas. Hoja flecha sin quebrarse. Planta aparentemente saludable.
<i>Grado 3</i>	Necrosis total en más de dos hojas. Hoja flecha quebrada. Racimos pequeños. Planta enferma.
<i>Cráter</i>	Planta totalmente necrosada. Sin racimos. Plantas muertas con pocas hojas.
<i>Anillo Rojo</i>	
<i>SG</i>	Distribución de hojas hacia arriba. Área foliar reducida. Plantas pequeñas. Necrosis en la mayoría de sus hojas

*Nota:* SG: No se identificó grado de la enfermedad.

**Tabla 6.**

*Esquema de anotación para la toma de puntos en campo*

Punto	Afectación	Grado
21 – 88	Si/No/AR	2-3/Cráter

*Nota:* Formato para la toma de muestras en el cuaderno de campo.

**Figura 12**

*GPS GARMIN 700*



*Nota:* GPS de mano utilizado para la toma de puntos con una precisión de  $\pm 3$  m

### **Procesamiento de imágenes digitales**

Para la generación de un ortomosaico se utilizó el software de procesamiento Pix4D para los dos vuelos realizados. Se ingresaron las imágenes que fueron capturadas en los vuelos y se seleccionaron aquellas que enfocaban el área de interés, se realizó una configuración del sistema de coordenadas y de los reportes necesarios para el análisis posterior, además, se realizó una calibración radiométrica importando las imágenes

correspondientes a las dianas de calibración donde el valor de albedo fue ingresado correspondientemente a cada banda seleccionada (Green: 0,73; RED: 0,73; REDEGE: 0,71 y NIR: 0,68). El procesamiento inicia con la generación de una nube de puntos dispersa donde se orientan las fotos y se encuentra el centro de las mismas, seguidamente, se generó una nube de puntos densa donde se posicionan tridimensionalmente todos los puntos correspondientes a las fotografías procesadas, a continuación, se generó una malla y textura donde se visualizan los vértices, bordes, faces y textura de las imágenes, al mismo tiempo se generó el modelo digital de elevación en el que se obtiene información XYZ correspondiente a la topografía del área analizada, finalmente se generó el ortomosaico correspondiente a un mapa con corrección geométrica y en escala uniforme que contiene la información necesaria en cuanto a reflectancia de cada banda (NIR, RED, RED EDGE y GREEN) insumos que permitirán generar los índices de vegetación, para lograr diferenciar las plantas sanas de plantas enfermas.

### **Cálculo de índice de vegetación**

La reflectancia espectral es obtenida a partir de índices de vegetación, que están conformados por varios tipos de combinaciones que muestran diferentes expresiones de reflectividad, de acuerdo a la característica de interés que se desee estudiar. El NDVI (índice de vegetación normalizada) permite identificar las afectaciones foliares en las plantas donde posteriormente se implementó un método de clasificación con el cual se validó la información obtenida. En la Tabla 7 se muestra el centro de la longitud de onda de cada una de las bandas utilizadas en el estudio.

**Tabla 7***Banda de filtro Parrot Sequoia*

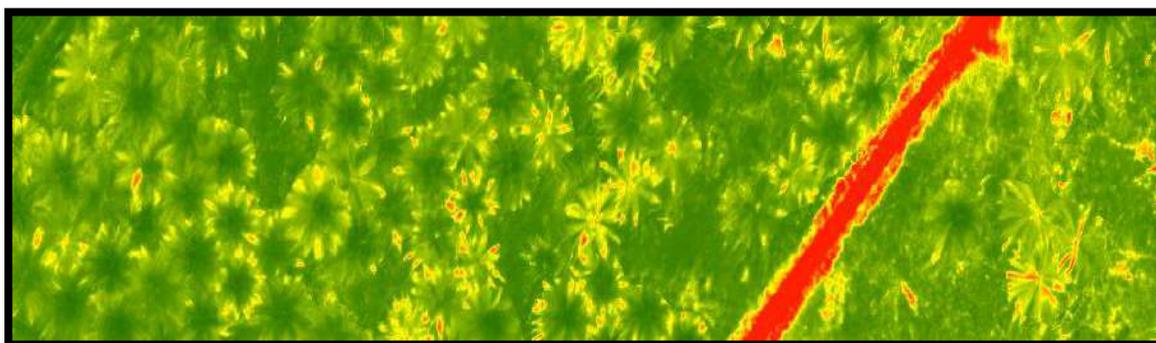
<b>Bandas</b>	<b>Centro de banda (nm)</b>
GREEN	550 ± 40
RED	660 ± 40
RED EDGE	735 ± 10
NIR	790 ± 40

Sensor multiespectral + Cámara RGB 16 MP

*Nota:* Recuperado de (Sensefly, 2022).

El cálculo de NDVI se aplicó dentro de la herramienta calculadora ráster con el software ENVI para lo cual se realizó la operación de la Ecuación 1. Este índice se calculó a partir de la distancia espectral recopilada por cada pixel donde dicho valor converge en las áreas afectadas y las resalta de un color distinto.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad \text{Ecuación 1}$$

**Figura 13***NDVI en el software de ArcGIS**Nota:* Gráfico de autoría

## Entrenamiento de ROI's

Para la realización de un método de clasificación supervisada es necesaria el entrenamiento del método, el cual, se realiza a partir de la selección y categorización de ROI's (Regiones de interés), mediante la poligonización de palmas típicas muestreadas en campo con la ayuda de un GPS de mano y la identificación visual de un experto. Estas muestras diferencian los distintos grados de afectación dentro de la plantación.

El formato de toma de datos in-situ se realizó de acuerdo a lo indicado en la Tabla 6.

## Implementación de métodos de clasificación supervisada

Se aplicaron 3 métodos de clasificación supervisada con la finalidad de analizar la respuesta espectral de las bandas obtenidas e identificar, mediante 5 clases de interés, los diferentes grados de afectación de las palmas estudiadas, además surge la hipótesis de la diferenciación de AR y PC dentro de un mismo cultivo. En la Tabla 8 se puede visualizar la clasificación de las clases que se analizaron en esta investigación.

**Tabla 8**

*Clasificación de enfermedades*

<b>Enfermedad</b>	<b>Grado de enfermedad</b>	<b>Clase</b>
<i>Pudrición de cogollo</i>	Grado 2	PC_2
<i>Pudrición de cogollo</i>	Grado 3	PC_3
<i>Pudrición de cogollo</i>	Cráter	Cráter
<i>Anillo rojo</i>	SG	AR

*Nota:* Se clasifica a Pudrición de Cogollo con 3 clases de enfermedad debido a que la severidad de la plantación es alta; SG: No se identificó grado de la enfermedad.

## **Clasificación de imágenes**

Se realizó una inspección visual mediante el programa ArcGis para validar si en el ortomosaico permitía distinguir las hojas de palma y su reflectancia mediante el cálculo del índice NDVI.

Para la implementación de una clasificación es necesaria la presencia de al menos dos bandas que en este caso fueron NIR y RED haciendo referencia a su utilización para el cálculo de NDVI, seguidamente se adjuntaron las áreas de interés para el entrenamiento del clasificador y se evaluó el mosaico resultante, validando la imagen con los puntos de control previamente identificados en campo.

Para realizar el método de clasificación supervisada dentro del software ENVI fue necesario determinar las regiones de interés (ROI's) previamente identificadas en campo. Se utilizó la herramienta de poligonización para definir de la manera más cercana a las plantas que se tomaron como entrenamiento para la aplicación del clasificador. Se definieron 5 clases correspondientes a la siguiente nomenclatura: Pudrición de Cogollo grado 3 (PC\_3); Pudrición de Cogollo grado 2 (PC\_2); Pudrición de Cogollo grado cráter (Cráter); Anillo Rojo (AR) y plantas sanas (SANAS).

## **Matriz de confusión e índice Kappa**

Se realizó una matriz de confusión para determinar la precisión global y el índice Kappa, para lo cual se validaron, en cada clasificador, 68 puntos de control que fueron asignados a cada una de las clases, ubicando los valores correspondientes en la matriz a aquellas zonas donde se llegó a diferenciar correctamente entre las clases analizadas. Por medio de un promedio, se calculó la precisión global, haciendo referencia a los verdaderos positivos con respecto a la totalidad de las muestras analizadas, por otro lado, para el cálculo del índice Kappa se relacionaron los valores correspondientes a verdaderos positivos de cada clase siendo estos divididos para la sumatoria de errores en la clasificación de las mismas. Permitiendo así determinar si el resultado cumplió con la realidad expresada en el mapa NDVI.

## Capítulo IV

### Resultados y discusión

#### Determinación del tamaño de la muestra

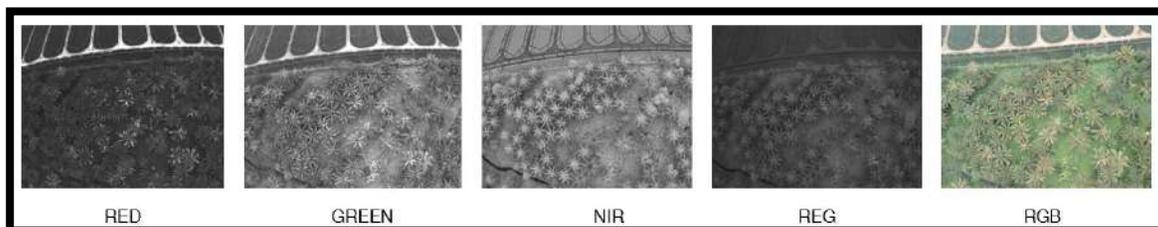
Se tomaron 68 muestras de referencia dentro de la plantación de Palma Africana en ANCUPA. Se realizó el cálculo de tamaño de muestra hacia el infinito debido a que no se consideró conocido el número de plantas presentes en el área de estudio; con un nivel de confianza correspondiente al 95% y un error de estimación del 12%, con lo cual se obtuvo que se debían muestrear 66,69 palmas, lo cual indica que se cumple con los parámetros establecidos para la investigación.

$$n = \frac{Z_{\alpha}^2 * p * q}{e^2}$$

#### Procesamiento de información geoespacial

#### Figura 14

*Imágenes capturadas por cámara multiespectral (Parrot Sequoia)*



*Nota:* Se presentan las diferentes imágenes correspondientes a las bandas multiespectrales. NIR: Infrarrojo cercano; RedEdge: Borde de rojo; Green: Verde; Red: Rojo; RGB: Rojo, azul y verde.

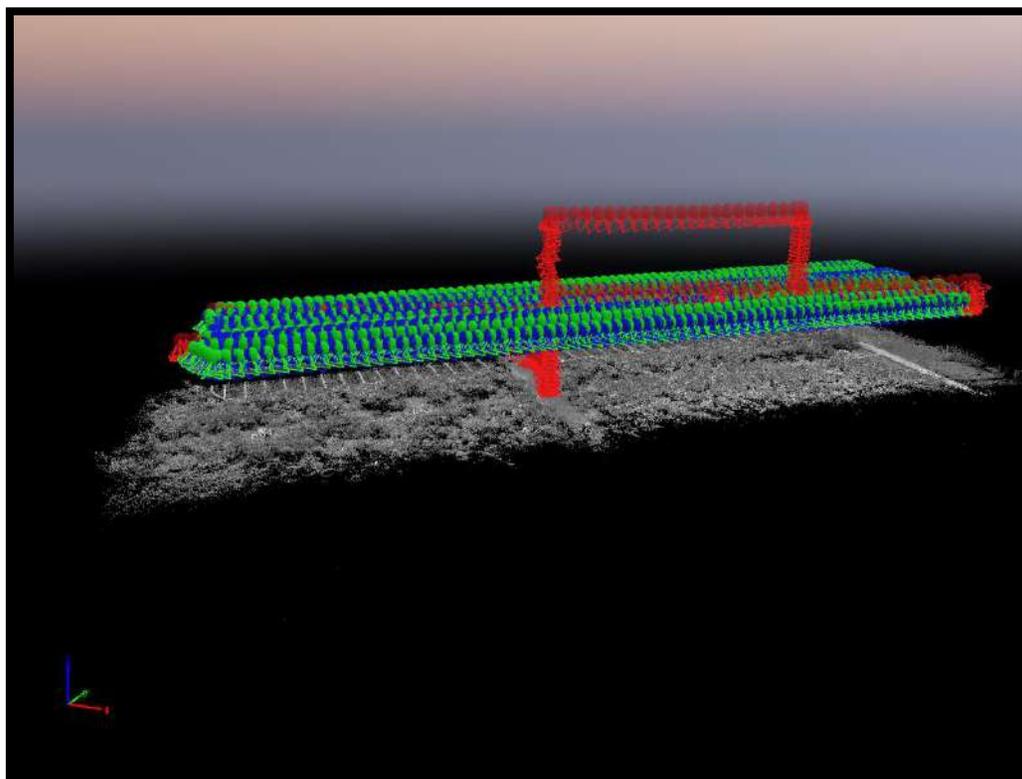
En la Figura 13 se muestran las capturas realizadas por la cámara multiespectral. La captura de imágenes multiespectrales se realizó mediante la cámara Parrot Sequoia con la que se obtuvo información de las bandas: NIR; RedEdge; Red; Green y RGB; dando como

resultado 11.066 imágenes multispectrales que fueron procesadas en el programa Pix4D para la obtención de un ortomosaico que se indica en la Figura 13.

Se retiraron las imágenes innecesarias (color rojo) y además las correspondientes a la banda RGB para optimizar el procesamiento. La escala del centro de banda que se utilizó oscila entre  $550\pm 40$  nm y  $790\pm 40$  nm correspondientes a las bandas de las imágenes utilizadas (GREEN, RED, REDEEDGE y NIR).

### Figura 15

*Ortomosaico de una plantación de palma*



*Nota:* Generación de ortomosaico mediante la depuración de imágenes.

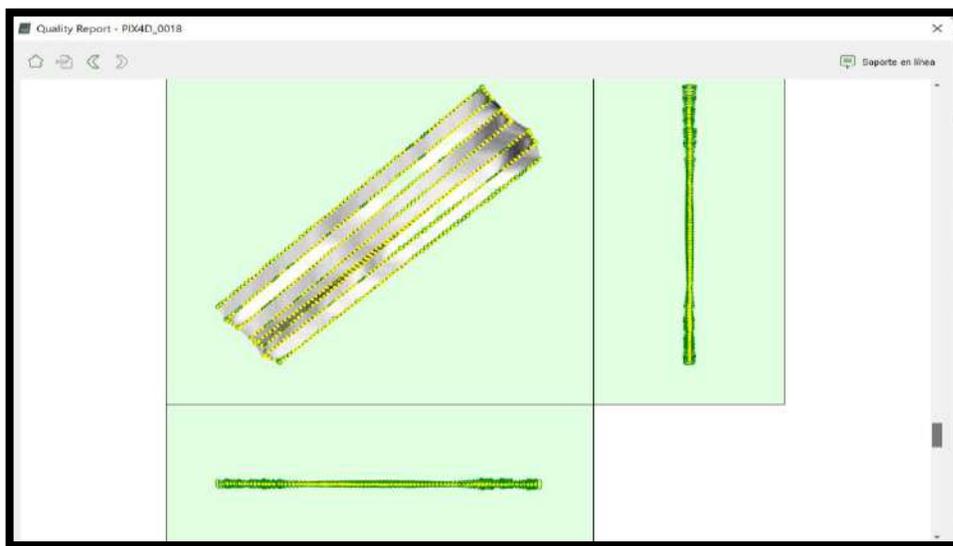
Las imágenes que fueron eliminadas corresponden a las de inicio y fin del vuelo debido a que la cámara inició el proceso de captura desde que el UAV se encontró en posición de

despegue, sin embargo, este alcanzó la altura y posición previamente programada dentro de la aplicación remota donde la cobertura de la imagen fue la adecuada para obtener la información.

El producto de este procesamiento fueron cuatro archivos de reflectancia correspondiente a cada banda espectral en formato .TIFF para su posterior análisis en software específico como: ENVI y ArcGIS. En la Figura 15 se muestra la distribución lineal de las imágenes procesadas indicando que el procesamiento se realizó de manera correcta previo a la obtención del ortomosaico.

### Figura 16

*Distribución de imágenes previas al procesamiento*



*Nota:* Distribución de imágenes dentro del programa Pix4D, orientación y localización.

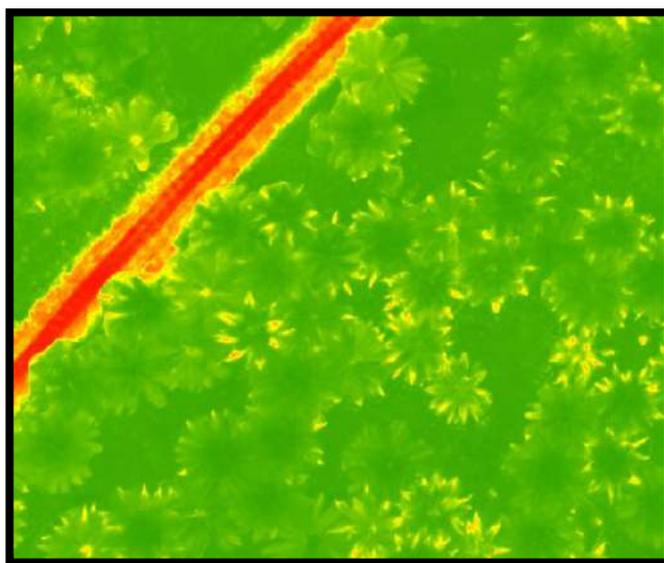
### Elaboración de un índice de vegetación para detección de Pudrición de Cogollo y Anillo Rojo

Se calculó Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) dentro del programa ArcGIS con la herramienta de *Ráster Calculator*, las bandas que se utilizaron para la obtención

del NDVI fueron: NIR y RED (Ecuación 1). Los valores de NDVI presentados en la plantación analizada son: un máximo de 0,965, y un mínimo de -0,415, indicando que los valores cercanos a 1 corresponden a una cobertura vegetal vigorosa y los valores cercanos a 0 a un suelo desnudo o planta enferma. Además, se determinó que para una mejor visualización de la enfermedad correspondiente a Pudrición de Cogollo fue necesario utilizar un redimensionado de la rampa de color en escala de rojo a verde, de esta forma, fue posible identificar el grado de afectación observando la necrosis de las hojas en cada planta. En la Figura 16 se visualiza el cálculo de NDVI para una plantación de palma, indicando a las zonas amarillas como zonas con poca vigorosidad.

### Figura 17

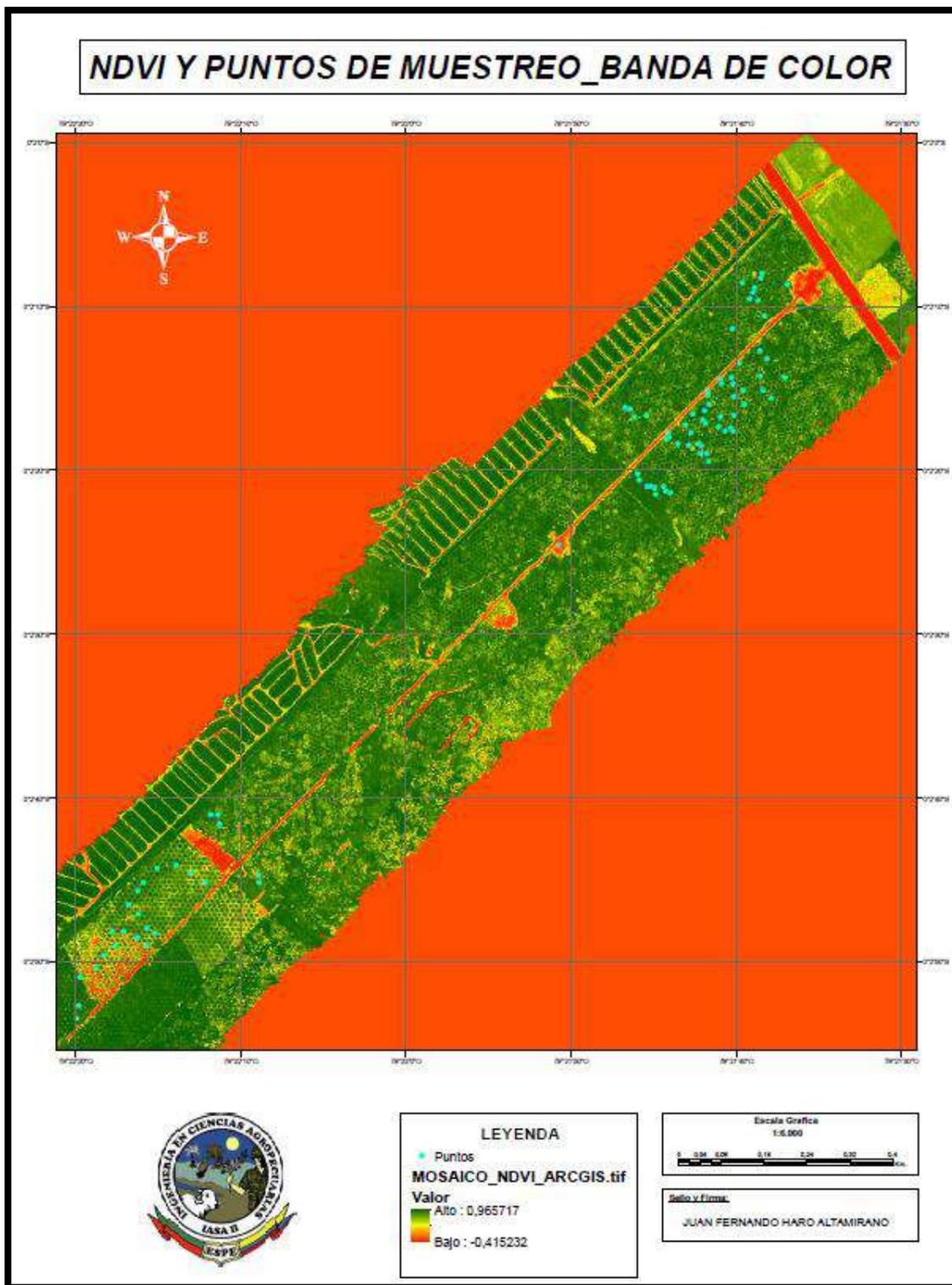
NDVI de plantas con afectación de Pudrición de Cogollo



*Nota:* Ampliación de mapa NDVI. Se identificó la necrosis en las hojas de palma africana correspondiente a una menor reflectividad de pixel. Color amarillo: necrosis.

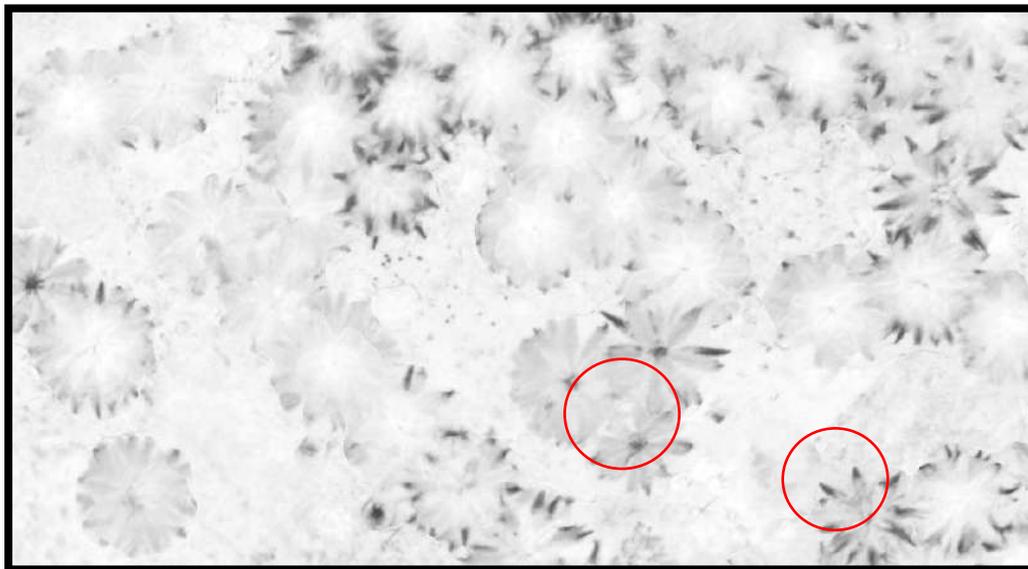
Figura 18

NDVI de una plantación de Palma Africana



**Figura 19**

*NDVI de plantas con afectación de Anillo Rojo*

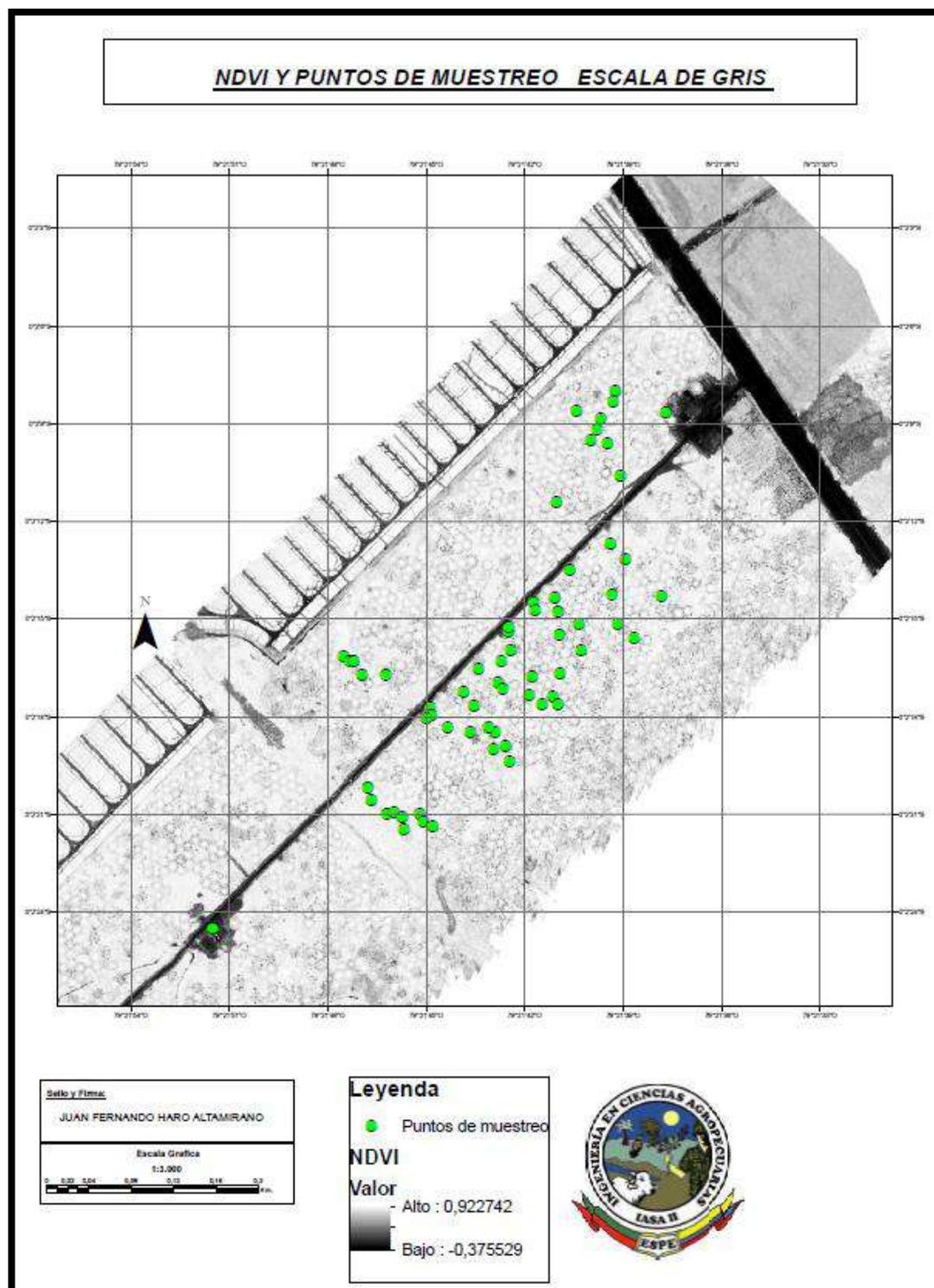


*Nota:* Ampliación de mapa NDVI en escala de gris. Se visualiza de una forma más clara la distribución de las hojas en una planta para su identificación. Círculos rojos: indican una menor área foliar y una necrosis uniforme en la mayoría de las hojas correspondiendo a la afectación conocida como Anillo Rojo.

El mapa de NDVI elaborado sin redimensión en su escala de color permitió observar con un mayor detalle la distribución de las hojas en una planta de palma africana, haciendo más notoria la presencia de Anillo Rojo debido a su sintomatología más característica, la cual indicó una reducción del área foliar evidenciada en la sobreposición de sus hojas.

Figura 20

Mapa de NDVI para una plantación de Palma Africana

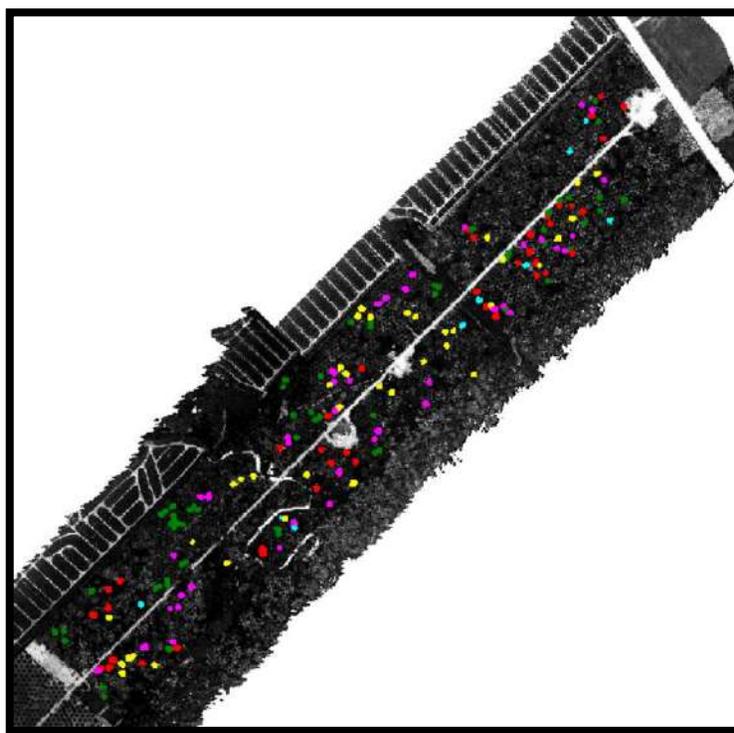


### Métodos de clasificación supervisada dentro de una plantación de palma africana

Es importante mencionar que se realizó una identificación en campo de una plantación de palma africana severamente afectada, lo cual imposibilitó la detección de suficientes muestras de Pudrición de Cogollo grado 1, debido a esto, se realizó una fusión entre los grados 1 y 2 para conseguir una distribución homogénea, como lo indica el curso de teledetección impartido por la Universidad de Murcia, las áreas de entrenamiento deben presentar una distribución que sea lo más homogénea posible para evitar la confusión de clases (SIGMUR, 2006). En la Figura 20 se muestran las áreas de entrenamiento digitalizadas con diferentes colores para la aplicación de los algoritmos de clasificación supervisada.

#### Figura 21

*Áreas de entrenamiento (ROI's)*



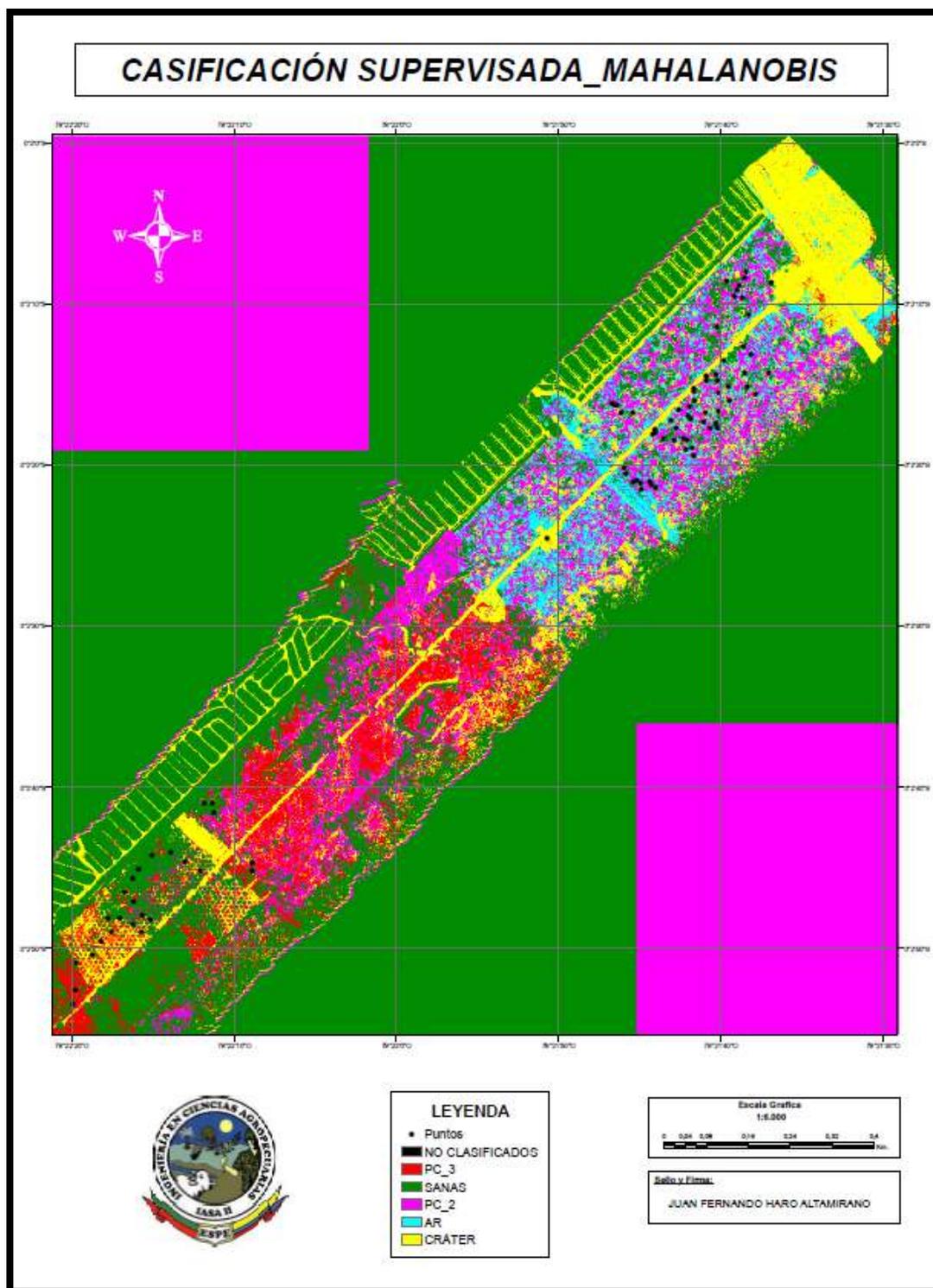
*Nota:* Los colores de las áreas de entrenamiento corresponden a: Celeste: Anillo Rojo; Lila: PC\_2; Rojo: PC\_3; Amarrillo: PC Cráter y Verde: Plantas sanas.

### **Métodos de clasificación supervisada: Mahalanobis Distance**

El método de clasificación supervisada de Mahalanobis Distance es uno de los algoritmos más robustos al momento de discriminar entre clases de cobertura vegetal. (Souza et al., 2013), mencionan que el clasificador de Mahalanobis presenta los resultados más eficientes al momento de clasificar entre 4 clases (soja, maíz, bosque, suelo desnudo) obteniendo una precisión global del 88 % y un índice Kappa de 0,83. Dentro de esta investigación el porcentaje obtenido para la precisión global fue del 50% y un índice Kappa de 0,36 para el mismo clasificador, lo que nos da a entender que es efectivo al momento de discriminar vegetación, pero, posee una mayor efectividad cuando se trata de diferenciar entre clases que correspondan a diferentes especies vegetales, indicando que la separabilidad de los datos influye al momento de obtener un índice Kappa y precisión cercanas 1 y 100%. Por otra parte, en el estudio realizado por (Vargas & Campos, 2018) donde se pretende discriminar entre diferentes coberturas de tierra en bosques, se muestra que el clasificador de Mahalanobis posee una precisión global del 36,58 % y un índice Kappa de 0,21 dando a notar que en el estudio realizado en palma se obtiene mayor precisión y concordancia al usar esta metodología.

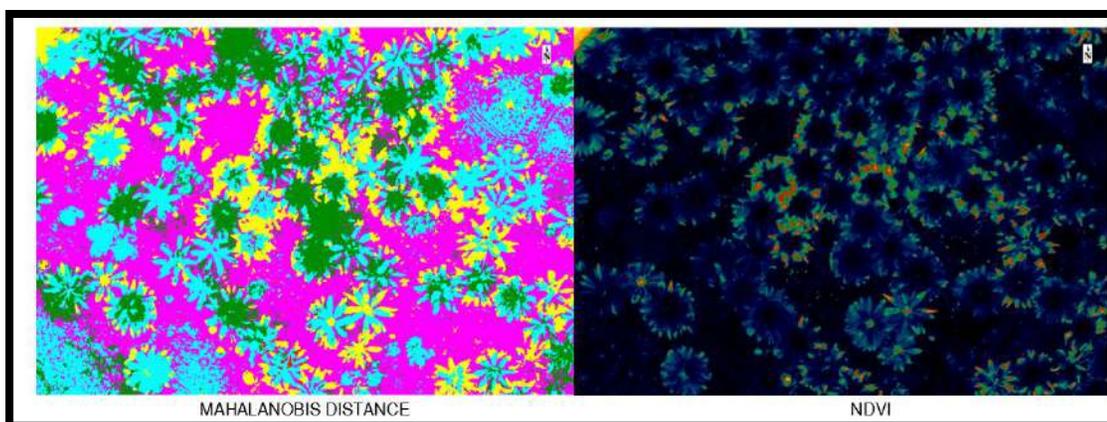
Figura 22

Mapa de clasificación supervisada por Mahalanobis Distance



### Figura 23

*Clasificación supervisada por Mahalanobis Distance en palma africana*



*Nota:* Comparación entre clasificador de Mahalanobis y NDVI. Ampliación de mapa de Mahalanobis Distance.

### Tabla 9

*Matriz de confusión para el clasificador de Mahalanobis Distance*

Reales		Predichos				
	PC_3	SANAS	PC_2	AR	CRÁTER	
PC_3				3		
SANAS	3	21	2			
PC_2			1	1		
AR	10	2	8	4		
CRÁTER	4			1	8	

*Nota:* Pudrición de Cogollo grado 3 (PC\_3); Pudrición de Cogollo grado 2 (PC\_2); Pudrición de Cogollo grado cráter (Cráter); Anillo Rojo (AR) y plantas sanas (SANAS).

La presencia de la enfermedad conocida como anillo rojo se muestra con una necrosis general en sus hojas como es mencionado por (Aldana et al., 2015), la necrosis inicia en las

hojas viejas avanzando progresivamente hacia las hojas jóvenes y necrosando así, la mayor parte de la planta; lo cual ha ocasionado que el clasificador de Mahalanobis no sea capaz de diferenciar con precisión entre una sintomatología causada por pudrición de cogollo en grado 3 ya que en este momento de afectación (Nieto, 1996), menciona que la patología se expresa de forma similar causando una necrosis en la mayoría de sus hojas. No obstante, se corrobora que existe una afectación severa que debe ser tomada en cuenta como un foco de infección para futuros controles.

### **Tabla 10**

*Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Mahalanobis Distance*

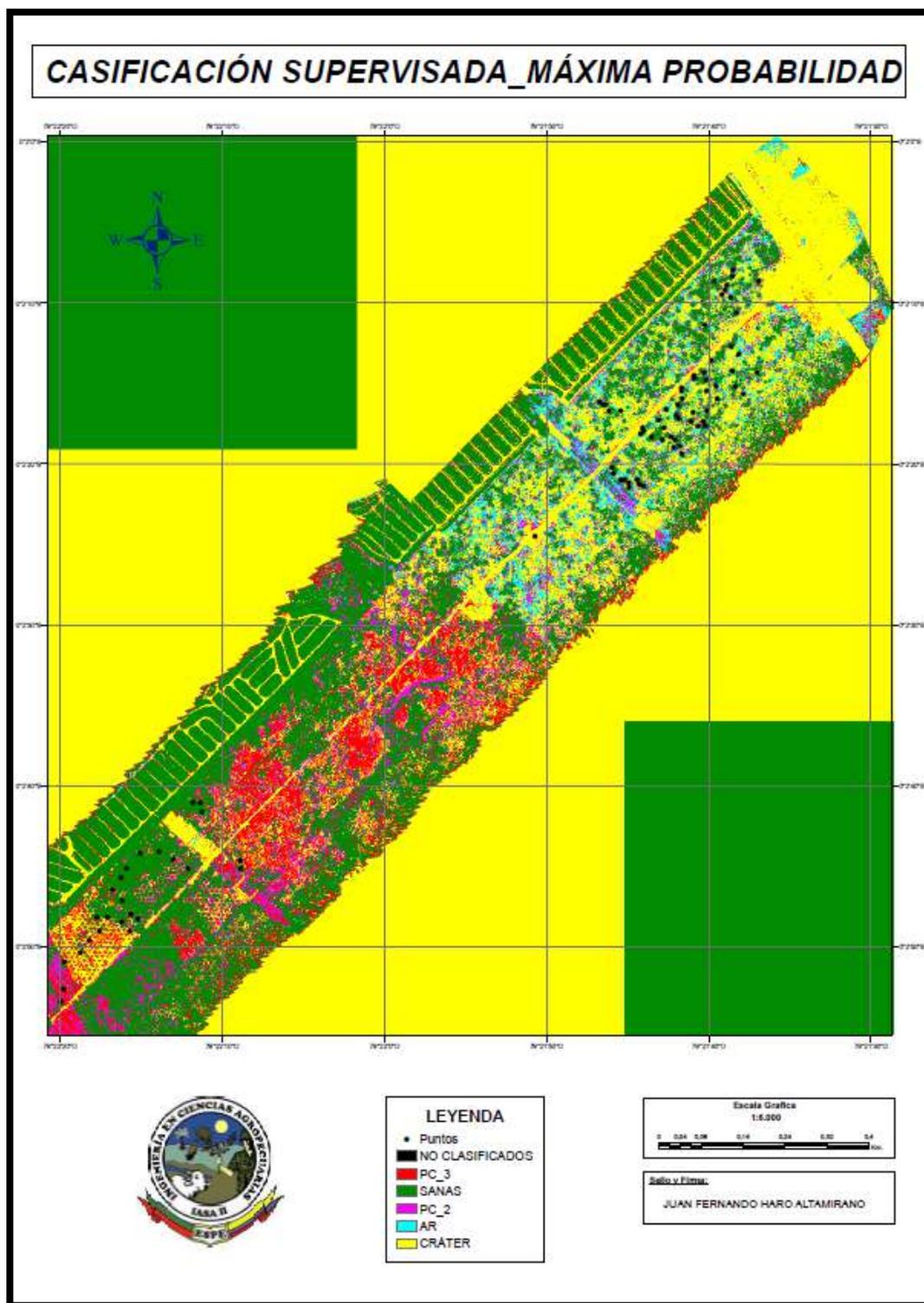
<b>Mahalanobis Distance</b>	
<i>Precisión global</i>	50%
<i>Índice Kappa</i>	0,36

### **Métodos de clasificación supervisada: Maximum Likelihood**

Los resultados obtenidos por este método de clasificación fueron los mejores del presente estudio, presentando un 58,88% de precisión global y un valor de 0,46 para el índice de Kappa, corroborando lo mencionado por (Vargas & Campos, 2018), donde el índice de Maximum Likelihood se muestra como la mejor opción para clasificar cobertura vegetal en diferentes tipos de bosques proyectando una precisión de 81,11% y un índice Kappa de 0,77. Valores que al ser comparados con los obtenidos en esta investigación son mayores, debido a la separabilidad de las clases existentes entre las zonas de interés. Es así como se corrobora que este método de clasificación se muestra como la mejor alternativa al momento de clasificar cobertura vegetal de una misma especie.

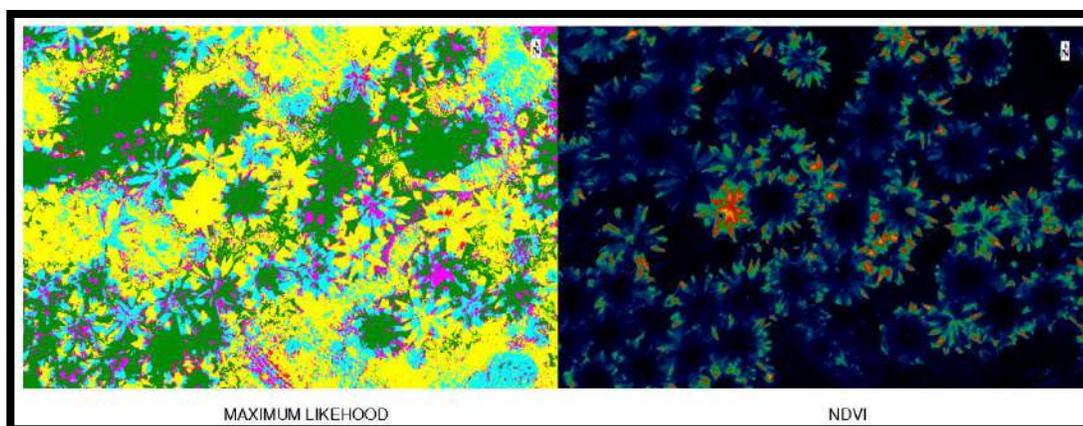
Figura 24

Mapa de clasificación supervisada por Máxima probabilidad



**Figura 25**

*Clasificación supervisada por Máxima Probabilidad en palma africana*



*Nota:* Comparación entre clasificador de Máxima Probabilidad y NDVI. Ampliación de mapa de Máxima Probabilidad

**Tabla 11**

*Matriz de confusión para el clasificador de Máxima Probabilidad*

Reales predichos	PC_3	SANAS	PC_2	AR	CRÁTER
PC_3		2		1	
SANAS	5	21	3	1	
PC_2	1	2	8		
AR	6			3	
CRÁTER	6			1	8

*Nota:* Pudrición de Cogollo grado 3 (PC\_3); Pudrición de Cogollo grado 2 (PC\_2); Pudrición de Cogollo grado cráter (Cráter); Anillo Rojo (AR) y plantas sanas (SANAS).

**Tabla 12**

*Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Máxima Probabilidad*

<b>Máxima Probabilidad</b>	
<i>Precisión global</i>	58,82%
<i>Índice Kappa</i>	0,46

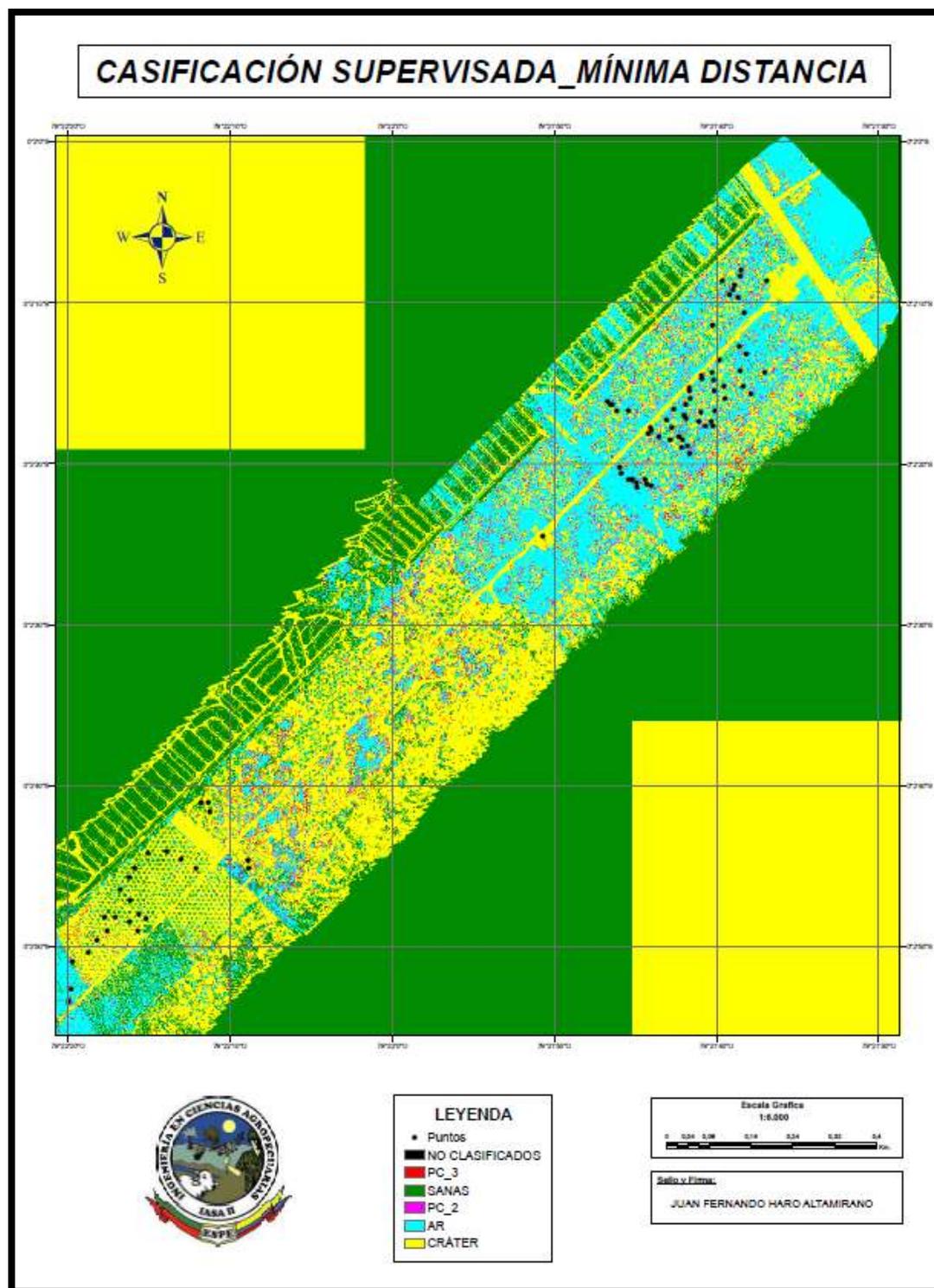
### **Métodos de clasificación supervisada: Mínima Distancia**

(Vargas & Campos, 2018) mencionan que el índice de mínima distancia es uno de los más rápidos en ejecutar, pero, posee una reducida precisión debido a que categoriza a todos los píxeles en la clase más cercana, dichos autores obtienen un porcentaje de precisión global correspondiente a 28,04% y un índice de Kappa de 0,06, siendo uno de los clasificadores menos efectivos dentro de su investigación, esto concuerda con los resultados obtenidos en el presente trabajo ya que al igual que (Vargas & Campos, 2018) este método es el menos eficiente al momento de clasificar 5 clases de cobertura vegetal, obteniendo un valor de 20,59% para la precisión global y un 0,12 para el índice de Kappa. No obstante, se pudo evidenciar que este clasificador es capaz de diferenciar una planta con PC grado Cráter con facilidad, dando a notar que puede incluirse como una alternativa al momento de discriminar pocas clases con una separabilidad considerable.

Dentro de la investigación realizada por (Puig et al., 2019) se menciona que el clasificador de mínimas distancias es uno de los menos efectivos al momento de clasificar tipos de vegetación obteniendo valores de 0,72 para la precisión global y un índice de Kappa de 0,43; corroborando lo mencionado anteriormente.

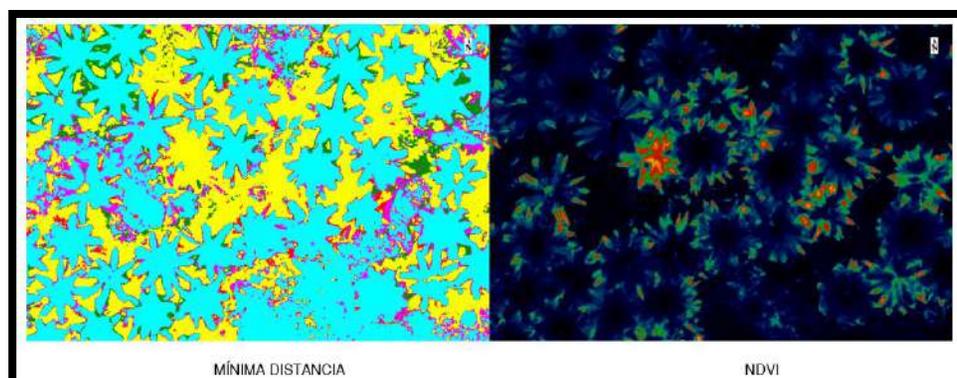
Figura 26

Mapa de clasificación supervisada por Mínima Distancia



**Figura 27**

*Clasificación supervisada por Mínima Distancia en palma africana*



*Nota:* Comparación entre clasificador de Mínima Distancia y NDVI. Ampliación de mapa de Mínima Distancia

**Tabla 13**

*Matriz de confusión para el clasificador de Mínima Distancia*

Reales						
Predichos	PC_3	SANAS	PC_2	AR	CRÁTER	
PC_3				19	3	
SANAS		3		18		
PC_2			1	12		
AR				3	2	
CRÁTER					7	

*Nota:* Pudrición de Cogollo grado 3 (PC\_3); Pudrición de Cogollo grado 2 (PC\_2); Pudrición de Cogollo grado cráter (Cráter); Anillo Rojo (AR) y plantas sanas (SANAS).

**Tabla 14**

*Precisión e Índice Kappa del método de clasificación Mínima Distancia*

<b>Máxima Probabilidad</b>	
<i>Precisión global</i>	20,59%
<i>Índice Kappa</i>	0,12

### **Comparación entre los métodos de clasificación supervisada**

En la Tabla 15, se puede observar la precisión global e índice Kappa de los tres métodos de clasificación supervisada que han sido utilizados en este estudio.

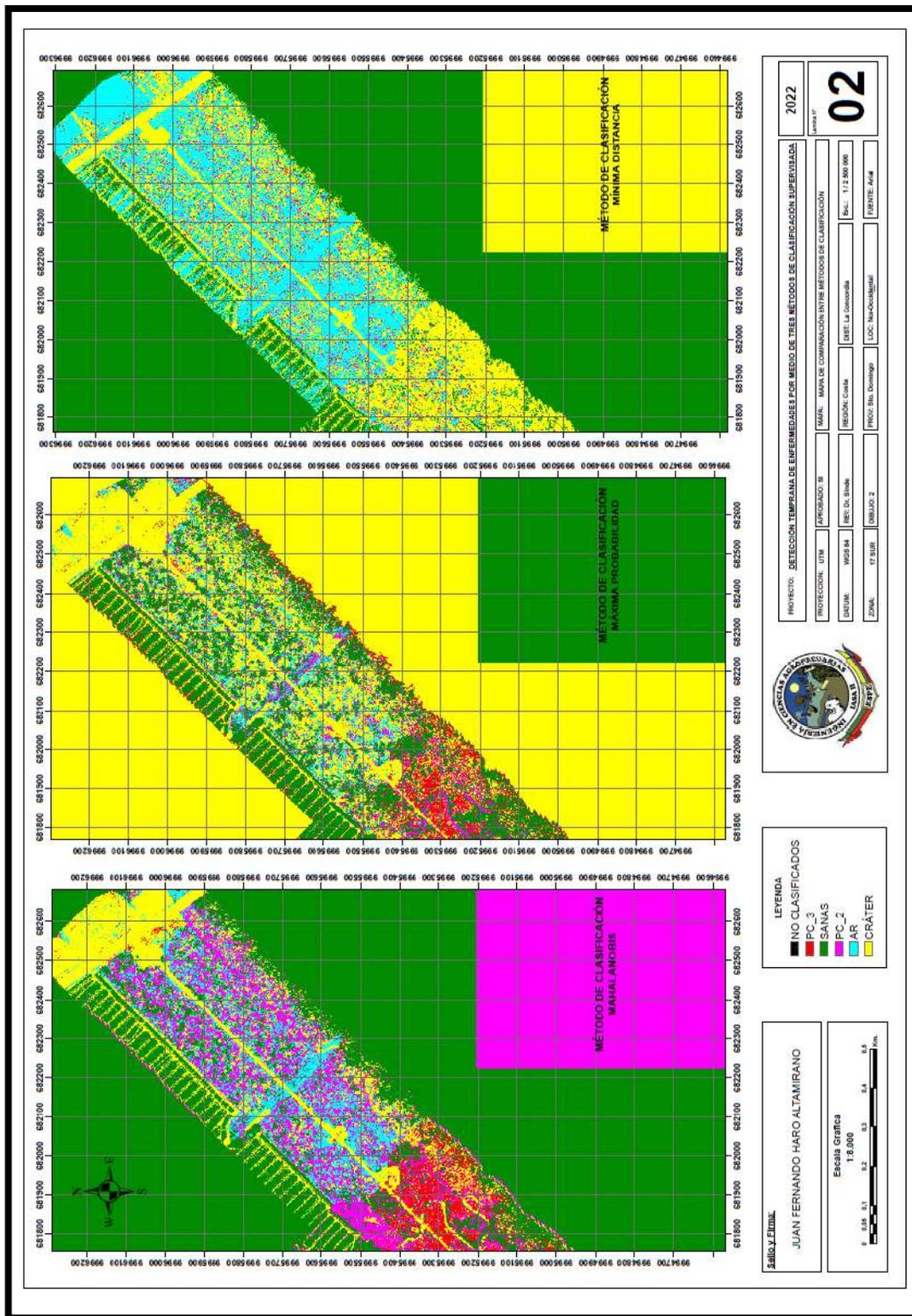
**Tabla 15**

*Comparación de métodos de clasificación supervisada en precisión e índice Kappa*

	<b>Mahalanobis</b>	<b>Máxima Probabilidad</b>	<b>Mínima Distancia</b>
<i>Precisión Global</i>	50 %	58,82 %	20,59 %
<i>Índice de Kappa</i>	0,36	0,46	0,12

Figura 28

Mapa de comparación entre métodos clasificación supervisada



## Capítulo V

### Conclusiones y Recomendaciones

#### Conclusiones

- La utilización de imágenes multiespectrales es efectiva al momento de detectar de forma temprana patologías presentes en el cultivo de palma africana, optimizando los recursos y tiempo necesarios para la ejecución de un control fitosanitario y un control preventivo de plantaciones.
- La utilización del dron Phantom 4 equipado con la cámara multiespectral Parrot Sequoia permitió capturar información correspondiente a un muestreo de 104 hectáreas del cultivo de palma africana y, además, discriminar por medio de la aplicación de un índice de vegetación NDVI con una redimensión de color de rojo a verde, la presencia de la enfermedad conocida como Pudrición de Cogollo de otras patologías existentes en la misma zona de estudio.
- La utilización del dron Phantom 4 equipado con la cámara multiespectral Parrot Sequoia permitió capturar información correspondiente a un muestreo de 104 hectáreas del cultivo de palma africana y además discriminar por medio de la aplicación de un índice de vegetación NDVI en escala de gris, la presencia de la enfermedad conocida como Anillo Rojo de otras patologías existentes en la misma zona de estudio.
- El método de clasificación más adecuado para determinar los diferentes grados de afectación en una plantación de palma africana fue el clasificador de Máxima probabilidad proyectando un valor de 58,82 % para la precisión global y un índice Kappa de 0,46. No obstante, el clasificador de Mahalanobis presentó resultados similares, indicando que ambos métodos son capaces de diferenciar entre PC\_2; PC\_3; PC\_Cráter; Sanas y AR correspondientes a las 5 clases evaluadas dentro de un mismo cultivo con diferentes grados de afectación.

## Recomendaciones

- Se recomienda realizar un análisis multitemporal de la zona de estudio para corroborar las zonas de entrenamiento de los clasificadores.
- Se recomienda realizar un muestreo de forma homogénea en cuanto a las zonas de entrenamiento.
- Se recomienda analizar la precisión del método de mínimas distancias frente a la ejecución de 2 clases con separabilidad alta.
- Se recomienda depurar las imágenes RGB para optimizar el tiempo de procesamiento en la creación de un ortomosaico.
- Se recomienda analizar la plantación por partes para obtener una mayor precisión global con los clasificadores de Mahalanobis y Máxima Probabilidad.

## Bibliografía

- Aguilar, N. (2015). Percepción remota como herramienta de competitividad. *Revista Mexicana de Ciencias*, 399–405.
- Aldana, R., Aldana, J., Bustillo, A., & Moya, O. (2015). *El Anillo rojo en palma de aceite*.
- Alemán Montes, B., Henríquez, C., Largaespalda, Z., & Ramirez, T. (2022). Evaluación de Flecha Seca en palma aceitera (*Elaeis guineensis* Jacq.) mediante imágenes multiespectrales. *Agronomía Mesoamericana*, 1–5.
- Ariza, F., Rodriguez, J., & Alba, V. (2018). *No Title Control estricto de matrices de confusión por medio de distribuciones multinomiales*. Universidad de Jaén. España.
- Bastidas, G., & Naranjo, E. (2022). *Desarrollo de una metodología para la identificación de la sintomatología de fusarium raza 1 en banano mediante el uso de sensores aéreos no tripulados*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
- Borja, S. (2020). Ecuador: nueva ley de palma promueve la producción de aceite, pero deja inconforme al sector ambiental. *Periodismos Ambiental Independiente*.
- Bragachini, M., Méndez, A., Scaramuzza, F., & Proietti, F. (2006). Proyecto Nacional Agricultura de Precisión. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. *INTA*.
- Bustos, O. (2010). *Introducción a los procesos markovianos en el análisis y procesamiento de imágenes*. Universidad de Córdoba. Argentina.
- Bustos, O., & Frery, A. (1992). A contribution to the study of markovian degraded images: an extension of a theorem by Geman and Geman. *Computational & Applied Mathematics*, 11, 17–29.
- Camargo, J. (2011). *Estudio y Diseño de Metodología con Técnicas GPS para la actualización de la Cartografía Catastral del Municipio Palavecino*.

- CENIPALMA. (2018). Principios básicos para el manejo de la Pudrición del cogollo con síntoma de hoja clorótica. En *Programa Sectorial de Manejo Fitosanitario*.
- Cerda, J., & Villaroel, L. (2008). *Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa*. Universidad Católica de Chile.
- Comber, A., Fisher, P., Brudson, C., & Khgman, A. (2012). "Spatial análisis of remote sensing image classification accuracy". *Remote Sensing of Enviroment*, 237–246.
- Danec. (2021). *El rol protagónico de la Palma en el aparato productivo del país y en la conservación del medio ambiente*.
- De La Roque, S., Michel, V., Plazzanet, D., & Pin, R. (2004). Remote sensing and epidemiology: examples of applications for two vector-borne diseases. *Comparative Immunology, Microbiology and Infectious Diseases*, 331–341.
- FEDEPAL. (2005). "Fundación de Fomento de Exportaciones de Aceite de Palma".  
<http://www.fedapal.com>
- García, E., & Flego, F. (s/f). Agricultura de Precisión. *Tecnología Agropecuaria*.
- García, I. (2017). *No Title Estudio sobre Vehículos Aéreos No Tripulados y sus aplicaciones*. Universidad de Valladolid. España.
- Garzón, S. (2021). *Análisis comparativo de la precisión de técnicas de clasificación de coberturas supervisadas y no supervisadas empleando una imagen Landsat Oli 8 de la ciudad de Bogotá*. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
- Gómez, A., Velásques, F., & Jiménez, A. (2016). *Agricultura de Precisión y Sensores Multiespectrales Aerotransportados*. Universidad Nacional de Colombia.
- IGM, I. G. N.-. (2016). Teledetección. *Centro Nacional de Información Geográfica*.

- Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura-IICA. (2016). La agricultura de precisión tiene potencial para transformar el agro. *Perspectivas de La Agricultura de Las Américas*.
- Lincango, A. (2020). *Detección temprana de sigatoka negra (Mycosphaerella fijiensis Morelet) en el cultivo de banano (Musa x paradisiaca) utilizando sensores multiespectrales*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
- López, G., & Pita, S. (1999). *Medidas de concordancia: El índice de Kappa. Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística*. Complejo Hospitalario Juan Canelejo. España.
- Manrique, E. (1999). Índice de vegetación. Aplicación de NDVI. Teledetección, avances y aplicaciones. *Asociación Española de Teledetección*, 217–219.
- Ministerio de Producción, Comercio Exterior, I. y P. (2017). *Informe sobre el sector palmicultor ecuatoriano*.
- Moreano, G., & Ribeiro, A. (2017). *Modelado y virtualización de un vehículo eléctrico autónomo de inspección de cultivos*. Universidad Politécnica de Madrid.
- Muñoz, P. (2013). *Índices de Vegetación. Centro de Información de Recursos Naturales*.
- Nieto, L. (1993). El Complejo Pudrición del cogollo de la Palma de Aceite. *Revista Palmas*, 14, 14–16.
- Nieto, L. (1996). Identificación y reproducción del complejo pudrición de cogollo de la palma de aceite (*Elaeis guineensis* Jacq.). *Revista Palmas*, 12, 63–67.
- Otero, A., Ezquerro, R., & Rodríguez, L. (s/f). *Fotogrametría*. Universidad Politécnica de Madrid.

- Otto, A., Agatz, N., Campbell, J., Golden, B., & Pesch, E. (2018). Optimization approaches for civil applications of unmanned aerial vehicles (UAVs) or aerial drones: A survey. *Networks*, 1–48.
- Potter, L. (2011). La industria del aceite de palma en Ecuador: un buen negocio para los pequeños agricultores. *EUTOPIA*, 2.  
<https://doi.org/10.17141/eutopia.2.2010.1028>
- Pozo, M. (2002). *Desarrollo de equipos de fotogrametría: Explotación del dato digital*.
- Primicias. (2021). *Ecuador y Colombia se unen para rescatar a la palma africana*.
- Puig, C., Martínez, F., & Estornell, J. (2019). *Caracterización de vegetación riparia aplicando algoritmos de clasificación supervisada*. Universidad Politécnica de Valencia.
- Quirós, E. (2014). *Introducción a la Fotogrametría y Cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil*. Universidad de Extremadura España.
- Reuter, F. (2009). *Principios de Teledetección*. Universidad Nacional de Santiago del Estero.
- Reuter, F. (2010). *Transformaciones de la imagen: Clasificaciones supervisadas y no supervisadas*. Universidad Nacional de Santiago del Estero.
- Rivas, F. (2015). *Etiología y caracterización de la pudrición del cogollo de la palma de aceite (Elaeis guineensis Jacq.) en San Lorenzo, Esmeraldas, Ecuador*. Universidad Politécnica de Chimborazo.
- Rodríguez, O., & Arrebondo, H. (2005). *Manual para el manejo y procesamiento de imágenes*.
- Sabio, C., Salgado, V., Salgado, C., & Sáenz, V. (s/f). *Manual del cultivo de banano*. Escuela Agrícola Panamericana. El Zamorano.

- Sani, J., Tierra, A., & Robayo, A. (2015). *Vehículos Aéreos No Tripulados – UAV para la elaboración de cartografías escalas grandes referidas al marco de referencia SIRGAS – Ecuador*.
- Sankaran, S., Mishra, A., Ehsani, R., & Davis, C. (2010). A review of advanced techniques for detecting plant diseases. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1–13.
- Santillán, O., & Rentería, M. (2018). Agricultura de Precisión. *Oficina de Información Científica y Tecnológica Para El Congreso de La Unión*.
- Serreta, A. (2016). Viabilidad del uso de imágenes térmicas y multiespectrales para la detección de yesca en viñedo mediante el uso de herramientas GIS. *Universidad de Zaragoza*.
- SIGMUR. (2006). *Introducción a las técnicas de clasificación*. Universidad de Murcia. Universidad de Murcia.
- Souza, C., Mercante, E., Prudente, V., & Justina, D. (2013). Methods of performance evaluation for the supervised classification of satellite imagery in determining land cover classes. *Ciencia e Investigación Agraria*, 40, 419–428.
- Torres, A., Camacho, J., Torres León, J., & Cruz, A. (2020). *Análisis preliminar de detección de patologías en cultivos de palma aceitera usando Redes Neuronales Convolucionales*.
- Vargas, D., & Campos, C. (2018). Sistema multi-algoritmo para la clasificación de coberturas de la tierra en el bosque seco tropical del Área de Conservación Guanacaste. *Revista Tecnología En Marcha*, 31, 58–59.
- Zemansky. (2014). *Física Universitaria*. 12.
- Enlace: <https://drive.google.com/drive/folders/1HA8K7QUWdMANsyuSNx8N0JzyKsj0JO-N?usp=sharing>