



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Método para la identificación temprana de la Pudrición del Cogollo en palma de aceite a partir de sensores remotos no tripulados

Nicolás Álvarez Perdomo

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias Humanas, Departamento de Geografía
Bogotá, Colombia

2019

Método para la identificación temprana de la Pudrición del Cogollo en palma de aceite a partir de sensores remotos no tripulados

Nicolás Álvarez Perdomo

Tesis o trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magíster en Geografía

Director:

PhD. German Vargas Cuervo

Línea de Investigación:

Sensores remotos

Grupo de Investigación:

GEOTECNOLOGIAS

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Humanas, Departamento de Geografía

Bogotá, Colombia

2019

"The right man in the wrong place can make all the difference in the world"

G-Man

A mis incondicionales padres, Olga y Mauricio, a la mejor hermana, Natalia, mis abuelos Mayiya, Papá José, Carlos y Aurora. Al mejor amigo del mundo Camilo y la mejor manada de borrachos. A la mujer con el corazón más grande del mundo, Julieth. A mis chanditas, Rockis y Luna.

Agradecimientos

Tratar de agradecer y reconocer a todas las personas e instituciones que ayudaron a convertir este trabajo en una realidad es una tarea difícil aun si dispusiera de diez páginas para hacerlo, sin embargo, hare mi mejor esfuerzo. Su apoyo, dedicación, tiempo y paciencia contribuyeron a la realización y culminación de esta tesis, razón por la cual estaré agradecido y en deuda por siempre.

Agradezco a la Corporación Colombia de Investigación Agropecuaria, centro de investigación La Libertad por su apoyo en la disposición de los equipos, herramientas, información y a todas las personas que hacen parte de la Corporación.

De forma especial agradezco al Investigador Master Mauricio Álvarez de León, por su incondicional disposición y animo al emprender este camino. Por ser una fuente de conocimientos inagotable y un apoyo humano inigualable.

Al PhD. Jaime Humberto Bernal por su guía, su disposición para compartir su conocimiento, su paciencia y acompañamiento de inicio a fin, un apoyo sin el cual no se habría realizado este trabajo. A la investigadora Master Olga María Castro, por su colaboración en la toma de información, análisis, gestión logística y su entusiasmo por sacar adelante este trabajo. Sin sus aportes jamás habría llegado hasta aquí. Estaré eternamente agradecido.

Agradezco también a los ingenieros Javier Salcedo y Jazmín Gutiérrez por su colaboración en la realización de los vuelos y los demás técnicos y operarios que ayudaron en los trabajos de campo. Al ingeniero Pedro Jiménez y el equipo de aeronáutica de la Universidad San Buenaventura por brindarme información sobre plataformas y realización de planes de vuelo. Agradezco de forma especial a la ingeniera Ruby Stella Hernández por su acompañamiento, sus conocimientos y su amistad.

Agradezco al grupo de investigación de Percepción Remota y Aplicaciones Geográficas del CIAF – IGAC por toda la información y conocimientos compartidos en el manejo de software y SIG.

A la Universidad Nacional de Colombia, departamento de geografía, sus profesores y a mis colegas geógrafos. Al profesor German Vargas Cuervo por su paciencia y apoyo en la culminación de este trabajo.

Reconocimiento

De forma muy especial agradezco a AGROSAVIA por su apoyo logístico y en especial a la investigadora master Olga María Castro por su tutoría, guía y apoyo en la realización de este trabajo, sin su conocimiento y su disposición este trabajo nunca se habría realizado.

Desde el trabajo de campo, hasta los ajustes del documento, no hay un aspecto en el que su apoyo no se haya visto, por lo que agradezco especialmente su papel como tutora y reconozco su invaluable ayuda en la realización y culminación de la investigación y el proyecto en general.

Resumen

La pudrición del cogollo (PC) es una de las enfermedades más limitantes para las plantaciones de palma de aceite, ya que disminuye la producción y aumenta los costos de producción y el impacto ambiental del cultivo. La identificación temprana de los síntomas de la enfermedad mediante el monitoreo periódico, es necesaria para realizar un control oportuno de la enfermedad. Los sensores remotos no tripulados se han convertido en herramientas útiles para la observación y análisis de la superficie terrestre. En la última década, esta tecnología se ha implementado cada vez más en esquemas de manejo agrícola como alternativa a los trabajos en campo tradicionales o el uso de otros tipos de sensores remotos. En este trabajo se propuso un método de identificación de la PC mediante la utilización de RPAS, un sensor multiespectral y análisis de imágenes. La metodología consistió en la toma de imágenes en un lote de siembra 2008 a diferentes alturas (30, 60 y 100 m), construcción de ortofotomosaicos, generación de índices de vegetación y clasificación orientada a objetos, con el fin de identificar las palmas con síntomas de PC previamente evaluadas en campo. Se encontró que las bandas del ROJO y NIR fueron las más útiles para discriminar los síntomas así como el índice NGRDI. Los umbrales utilizados y los demás atributos de la clasificación orientada a objetos, identificaron las palmas con síntomas de la enfermedad en sus distintos grados de afectación.

Palabras clave: RPAS, *Elaeis guineensis* Jacq., pudrición del cogollo, índices de vegetación, clasificación orientada a objetos.

Abstract

Bud rot (BR) is one of the most limiting disease for the oil palm plantations because it diminish production, increases its costs and the environmental impact. Early identification of the disease symptoms by means of periodic monitoring is necessary to make an opportune control of the disease. The unmanned remote sensors have become a useful tool for observation and analysis of the surface. In the last decade, this technology has been implemented more in the agricultural management schemes as an alternative to the traditional field work and other remote sensors. This work proposed an identification method of BR using RPAS, a multispectral sensor and image analysis. The methodology consisted in the image capture of a crop planted in 2008 at different heights (30, 60 and 100m), orthophotomosaics construction, vegetation index generation and object based classification, aiming to identify the palms with BR symptoms previously evaluated in the field. It was found that the RED and NIR band were the most useful to discriminate the symptoms as well as the NGRDI. The thresholds used and the other attributes used in the object oriented classification identified the palms with disease symptoms. The proposed method with the vegetation indexes and the object oriented classification allowed the identification of BR symptoms in the oil palms.

Keywords: RPAS, *Elaeis guineensis* Jacq., bud rot, vegetation index, object oriented classification.

Contenido

	Pág.
1. Revisión de literatura	5
1.1 Sensoramiento remoto	5
1.2 Agricultura de precisión	7
1.3 Sensoramiento remoto en agricultura.....	8
1.4 Interacción de las plantas con la radiación solar	10
1.5 Cultivo de la palma de aceite en Colombia	13
1.6 Sensoramiento remoto en palma de aceite	14
1.7 Discriminación espectral de enfermedades en palma de aceite.....	16
1.8 Morfología del cogollo de la palma de aceite	17
1.9 Pudrición del cogollo en palma de aceite	17
2. Materiales y métodos	22
2.1 Área de estudio.....	23
2.2 Monitoreo de la enfermedad en tierra.....	24
2.3 Toma de imágenes	24
2.3.1 Aspectos técnicos de la plataforma	26
2.3.2 Aspectos técnicos del sensor.....	27
2.3.3 Procesamiento digital de imágenes	29
2.3.4 Correcciones geométricas y radiométricas	29
2.4 Índices de vegetación	32
2.5 Análisis de las imágenes	33
2.6 Programas utilizados	34
3. Resultados y discusión	35
3.1 Obtención y procesamiento de la información.....	36
3.1.1 Calibración de plataformas y parámetros de vuelo	36
3.1.2 Correcciones geométricas y radiométricas	41
3.1.3 Construcción de ortofotomosaicos.....	43
3.2 Discriminación de los síntomas asociados a Pudrición del Cogollo: análisis de mosaicos	45
3.2.1 Análisis de ortofotomosaicos en RGB.....	46
3.2.2 Análisis de ortofotomosaicos en bandas individuales	54
3.2.3 Análisis de índices	60
3.3 Discriminación de los síntomas asociados a Pudrición del Cogollo: Análisis imágenes individuales	66
3.4 Clasificación orientada a objetos	72
3.5 Análisis Modelo Digital de Superficie.....	80

4. Conclusiones y recomendaciones.....	85
4.1 Conclusiones	85
4.2 Recomendaciones.....	86

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Principales elementos de un sistema de percepción remota.	5
Figura 1-2: Espectro electromagnético.	7
Figura 1-3: Respuesta espectral típica de la vegetación sana.	10
Figura 1-4: Evolución área sembrada con palma de aceite en la Zona Oriental.	14
Figura 1-5: Morfología general de la palma de aceite.....	17
Figura 1-6: Lesiones en las flechas de las palmas.	19
Figura 2-1: Diagrama metodología identificación PC.....	22
Figura 2-2: Ubicación área de estudio en el lote 2008-5, C.I. La Libertad.....	23
Figura 2-3: Plan de vuelo programado en Mission Planner.	25
Figura 2-4: RPAS "CERES", hexacóptero utilizado para la toma de las imágenes.	26
Figura 2-5: Ubicación de las cinco bandas del sensor <i>MicaSense RedEdge</i>	27
Figura 2-6: Ubicación spots de campo en OFM obtenido con <i>MicaSense RedEdge</i> , combinación RGB. 27 de febrero 2018.....	30
Figura 2-7: Panel de reflectancia calibrado del sensor <i>MicaSense RedEdge</i>	31
Figura 3-1: Esquema método de identificación de PC en palma de aceite	35
Figura 3-2: Ortofotomosaico vuelo de referencia en RGB	37
Figura 3-3: Palma identificada con grado avanzado (Línea 15, palma 1).....	38
Figura 3-4: Palma no identificada con grado avanzado (Línea 9, palma 12).....	38
Figura 3-5: Palma no identificada con grado inicial de PC (línea 11, palma 7).	39
Figura 3-6: Palma no identificada con grado inicial de PC (línea 11, palma 9).	39
Figura 3-7: Palma identificada con grado cráter de PC (línea 10, palma 17).	40
Figura 3-8: Puntos GCP sobre los spots de campo.	41
Figura 3-9: Esquema general de procesamiento en <i>Pix4D mapper Pro</i>	44
Figura 3-10: Ortofotomosaico 19 de mayo 2017, combinación RGB.....	47
Figura 3-11: Palma con grado avanzado de severidad, observada en el OFM del 19 de mayo de 2017 (línea 15, palma 1).	48
Figura 3-12: Palma con grado cráter observada en el OFM del 19 de mayo de 2017 (línea 10, palma 17).	48
Figura 3-13: OFM del 26 de julio de 2017 (composición RGB).	49
Figura 3-14: Palma sana observada en el OFM del 26 de julio de 2017 e identificada en la evaluación de campo (línea 25, palma 18).	50
Figura 3-15: Palmas con grado de severidad cráter (Izquierda=síntomas visibles, línea 22 palma 12. Derecha= síntomas no visibles, línea 23 palma 3).....	50

Figura 3-16: Palmas identificadas con grados avanzados de PC observadas en el OFM del 26 de julio de 2017.....	51
Figura 3-17: Palmas identificadas con grados iniciales de PC observadas en el OFM del 26 de julio de 2017.....	52
Figura 3-18: Línea 22 palma 12. 25 de mayo de 2017. RPAS Phantom 4 Pro (RGB). ...	53
Figura 3-19: Línea 22 palma 12. 26 de julio de 2017. RPAS “CERES” RedEdge.	53
Figura 3-20: Línea 22 palma 12. 27 de febrero de 2018. RPAS “CERES” RedEdge.....	53
Figura 3-21: Palma sana identificada y observada en las bandas del ROJO (izquierda) y NIR (derecha) del 26 de julio de 2017.	54
Figura 3-22: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado cráter.....	55
Figura 3-23: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado avanzado.	56
Figura 3-24: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado inicial.	57
Figura 3-25: Gráfico de observaciones de palmas individuales y correlación de variables (bandas e índices).	63
Figura 3-26: Índices de vegetación de la palma sana (línea 24 palma 19).	64
Figura 3-27: Índices de vegetación de palma con grado cráter de severidad (línea 22 palma 12).	64
Figura 3-28: Índices de vegetación de una de las palmas en grado avanzado de severidad (línea 23 palma 4).	65
Figura 3-29: Índices de vegetación de la palma en grado inicial de severidad (línea 25 palma 24).	66
Figura 3-30: Distorsión observada cerca de una de las palmas evaluadas, 26 de julio de 2017.	67
Figura 3-31: Plan de vuelo original utilizado para el vuelo del 26 de julio de 2017.	67
Figura 3-32: Nuevo plan de vuelo con ocho líneas de vuelo (28 de febrero de 2018). ...	68
Figura 3-33: Nuevo OFM (28 de febrero 2018) sin la distorsión observada sobre la palma evaluada (línea 25 palma 24) que se observó en el OFM del 26 de julio de 2017.	68
Figura 3-34: Palmas con grado inicial en las cinco bandas del sensor MicaSense RedEdge. 27 de febrero de 2018.....	69
Figura 3-35: Comparación síntomas observados de PC desde tierra y desde la imagen individual de la banda del ROJO.	70
Figura 3-36: Escalas de segmentación evaluadas para la clasificación.	73
Figura 3-37: Árbol de procesos en <i>eCognition</i> para la identificación de PC.....	74
Figura 3-38: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma sana.	75
Figura 3-39: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado cráter.....	76
Figura 3-40: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado avanzado.	76

Figura 3-41: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado inicial.	77
Figura 3-42: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 1 reincidente.	78
Figura 3-43: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 2.	78
Figura 3-44: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 2.	79
Figura 3-45: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 5.	79
Figura 3-46: Modelo Digital de Superficie (DSM) del área de estudio, 19 de mayo de 2017.	81
Figura 3-47: Reclasificación del DSM en seis categorías.	81
Figura 3-48: Superposición del DSM reclasificado con el OFM.	82
Figura 3-49: Palmas de menor tamaño encontradas en el análisis del DSM reclasificado. S= palma sana de referencia.	83

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Comparación de conveniencia de diferentes satélites para AP con su resolución espectral y espacial, la frecuencia de revisita, y la conveniencia para Agricultura de Precisión (AP). P se refiere al púrpura, B al azul, G al verde, R para rojo, IR al infrarrojo, NIR al infrarrojo cercano, MIR de infrarrojo medio, TIR al infrarrojo térmico. Conveniencia B se refiere a la baja, M a medio y A a alto.....	9
Tabla 1-2: Escala de severidad de PC en flecha.	19
Tabla 2-1: Longitudes de onda y anchos de banda del sensor <i>MicaSense RedEdge</i>	28
Tabla 2-2: Características de los sensores utilizados.	29
Tabla 2-3: Valores del panel de reflectancia del sensor <i>MicaSense RedEdge</i>	31
Tabla 2-4: Índices de vegetación calculados.	33
Tabla 2-5: Programas y aplicaciones utilizados.	34
Tabla 3-1: Características del vuelo de referencia.....	36
Tabla 3-2: Características de los vuelos realizados.....	40
Tabla 3-3: Puntos GCP postprocesados y errores.....	42
Tabla 3-4: Precisión de localización de los GCP y errores medios, vuelo 26 de julio de 2017.	42
Tabla 3-5: Fotografías tomadas por vuelo y usadas en la creación de los OFM.	44
Tabla 3-6: Palmas de interés seleccionadas en la evaluación en campo.	45
Tabla 3-7: Estadísticas de los valores de las bandas individuales y los índices calculados a partir del OFM del 26 de julio de 2017.	58
Tabla 3-8: Valores de las bandas individuales del ROJO y NIR del OFM del 26 de julio de 2017 de las palmas evaluadas.	59
Tabla 3-9: Valores de los cuatro índices de vegetación calculados para las palmas evaluadas.....	60
Tabla 3-10: Palmas analizadas en campo y el grado de severidad de PC (27 de febrero de 2018).....	70
Tabla 3-11: Umbrales de clasificación con los índices NGRDI y NDVI.....	74

Lista de abreviaturas

Abreviatura Término

UAV	Vehículo aéreo no tripulado (<i>Unmanned Aerial Vehicle</i>)
RPAS	Sistema aéreo tripulado de forma remota (<i>Remotely Piloted Aircraft System</i>)
ART	Aeronave Remotamente Tripulada
VANT	Vehículo Aéreo No Tripulado
OFM	OrtoFotoMosaico
DSM	Modelo Digital de Superficie (<i>Digital Surface Model</i>)
DTM	Modelo Digital de Terreno (<i>Digital Terrain Model</i>)
NIR	Infrarrojo Cercano (<i>Near-Infrared</i>)
RE	Borde rojo (<i>REDEEDGE</i>)
RGB	Rojo, Verde, Azul o región visible del espectro
AGL	Sobre el nivel del suelo (<i>Above Ground Level</i>)
GCP	Punto de control en tierra (<i>Ground Control Point</i>)
PC	Pudrición del Cogollo

Glosario

Cenipalma: La Corporación Centro de Investigación en Palma de Aceite es una organización de investigación en el cultivo, manejo y consumo de palma de aceite en Colombia creada en 1991 y sin ánimo de lucro.

Fedepalma: La Federación Nacional de Cultivadores de Palma de Aceite es el gremio de palmicultores más grande de Colombia y existe con el propósito de organizar y apoyar a todos los cultivadores y productores de palma de aceite.

SISPA: El Sistema de Información Estadística del Sector Palmero es una plataforma online de Fedepalma donde se encuentran datos e información estadística relacionada con la agroindustria de la palma en Colombia.

RINEX: Es un formato de datos estandarizado que se usa para almacenar información de GNSS como GPS o GLONASS (*Receiver INdependent Exchange*).

VIVI: es el nombre de una de las estaciones de la red geodésica MAGNA-ECO, ubicada en el municipio de Villavicencio en el departamento del Meta, Colombia.

Introducción

La palma de aceite (*Elaeis guineensis* y *E. oleífera*) es la oleaginosa más productiva y versátil del mundo. A nivel mundial Colombia ocupa el cuarto lugar como productor de aceite de palma y el primer puesto en América Latina (Mesa, 2013). Una vez extraído y procesado el aceite de palma puede ser utilizado para fabricar diferentes productos, desde aceites comestibles, concentrados y cosméticos hasta tintas y biocombustibles. Entre la actividad agrícola y el procesamiento del fruto se generan 150.000 empleos en cuatro zonas de producción en todo el país (Zona Oriental, Zona Occidental, Zona Central y Zona Norte). En la actualidad Colombia tiene aproximadamente 500.000 hectáreas sembradas, de las cuales alrededor de 200.000 (40%) se encuentran en la Orinoquia (Zona Oriental). Según los resultados del censo nacional realizado por Fedepalma en 2011, esta región tiene el 93% del área sembrada organizada en Unidades Económicas de palma de Aceite (UEPAS) mayores o iguales a 200 hectáreas.

Dentro de los retos más grandes que enfrentan las plantaciones de palma de aceite en Colombia están los problemas fitosanitarios que afectan negativamente la producción de aceite. De todos estos, la Pudrición de Cogollo (PC) es la enfermedad más limitante del cultivo en América y continúa siendo la principal amenaza a la palmicultura colombiana (Mauricio Mosquera, Evans, Grogan, & Fontanilla, 2014); durante los últimos 25 años ha impactado 150.000 ha, de las cuales 30.000 ha corresponden a la zona occidental, otras 30.000 ha a la zona central (subzona de Puerto Wilches), 80.000 ha a la zona oriental y 10.000 ha a la subzona de Urabá, del total de hectáreas comprometidas, cerca del 50% llegaron a afectarse letalmente (Mesa, 2013). Según Cenipalma, la PC ha alcanzado incidencias cercanas al 90% en algunas plantaciones de la Zona Oriental sin consecuencias letales, pero limita la producción por periodos prolongados (Mauricio Mosquera et al., 2014), ocasionando disminución en un 37% del rendimiento y 23% del peso promedio del racimo (Santacruz et al., 2000).

El diagnóstico temprano es la mejor herramienta del manejo de la enfermedad (Martínez, 2009), para lograr esto es necesario realizar monitoreos periódicos observando el cogollo de las palmas para identificar los primeros síntomas. Los costos de controlar la enfermedad son elevados cuando la incidencia y severidad son altas (hasta \$200.000 por hectárea al mes en Zona Central) pero pueden reducirse en el tiempo (\$10.000 por hectárea mensual) al disminuir la incidencia realizando monitoreo frecuente y manejo oportuno (Fontanilla et al., 2014)

Castiblanco, Pardo, Hernández, & Rincón (2011) realizaron una estimación de los costos relacionados con la captura de información sanitaria en el cultivo de la palma de aceite en Colombia, esta toma de datos involucra el levantamiento de la información (pago al censador, capacitación en reconocimiento de plagas y enfermedades, formatos de registro y equipo de captura –celular o tablet- para cada censador), su digitalización (porcentaje del salario de acuerdo con el tiempo dedicado) y algunos requisitos administrativos (equipos de cómputo, conexión a internet, instalaciones). Este proceso de captura de la información y su digitación no es suficientemente rápido para realizar una detección temprana de la enfermedad y manejarla oportunamente.

La estimación de los costos asociados al monitoreo de PC fue variable en las distintas zonas productoras del país, de los \$20.000 a \$40.000 por hectárea al año en la Zona Occidental y de \$30.000 a \$65.000 para la Zona Central (Castiblanco et al., 2011). Según Fontanilla et al. (2014) para la Zona Oriental y con un rendimiento de 20 hectáreas por jornal (el cual se alcanza usando un semoviente), se tendría un costo de \$20.652 por hectárea al año realizando un censo mensual. En 2017, Mosquera et al. actualizaron los costos de seguimiento de PC en la Zona Central, los cuales variaron entre \$31.000 y \$145.000 por hectárea al año, representando el 91,3 % de los costos de control, el cual no se puede disminuir debido a que los monitoreos deben ser permanentes así no se presenten casos nuevos de la enfermedad.

El sensoramiento remoto (conocido también como percepción remota o teledetección) se ha convertido en una herramienta de gran utilidad para observar, monitorear y hacer seguimiento a diferentes tipos de fenómenos y procesos (ambientales, sociales, etc.) que ocurren a nuestro alrededor (E Chuvieco, 2008). El sensoramiento remoto se basa en el fundamento físico de que cualquier objeto emite algún tipo de radiación electromagnética, generado por sí mismo o reflejado de otra fuente. La forma como se percibe esta interacción es la base del sensoramiento remoto (Emilio Chuvieco, 2011).

Las imágenes de satélite y las fotografías aéreas se utilizan como herramientas para el manejo de recursos y el ordenamiento del territorio. En agricultura se utilizan como un recurso que apoya la toma de decisiones y una fuente de información que permite una aproximación más integral a la actividad agrícola y sus desafíos. En la actualidad las imágenes que se utilizan provienen no solamente de plataformas satelitales o aéreas sino también de vehículos aéreos no tripulados (RPAS, *Remotely Piloted Aircraft System*) capaces de transportar sensores que captan información de la superficie a baja altura, casi en tiempo real (Colomina & Molina, 2014) y en un rango del espectro electromagnético más amplio que la región del visible.

Las imágenes cuentan con mayor resolución espacial y temporal, se obtienen en cuestión de días u horas y están libres de muchas de las alteraciones causadas por la atmósfera como las nubes. Gracias a los avances en el desarrollo de la tecnología, estas herramientas son cada vez más versátiles y con una mejor relación costo-beneficio (Watts, Ambrosia, & Hinkley, 2012). Teniendo en cuenta las demandas de información detallada y

actualizada y los retos diarios que la agricultura enfrenta en cuanto al manejo y prevención, esto las hace herramientas útiles para ser implementadas en agricultura (Mulla, 2013; Zhang & Kovacs, 2012).

La parte colombiana de la gran cuenca del Orinoco (Orinoquia colombiana) va de norte a sur desde el río Arauca hasta la divisoria de aguas del río Inírida, y de occidente a oriente desde la divisoria de aguas de la vertiente oriental de la cordillera Oriental hasta el río Orinoco (Correa, H. D, Ruiz, S. L. y Arévalo, L. M. (eds) 2005). Según el IGAC (2004) la categorización geomorfológica del departamento del Meta se compone de distintos tipos de paisaje (montaña, piedemonte, lomerío, altiplanicie, planicie y valle), dentro de los cuales hay también diferentes clases de relieve. Para el paisaje del piedemonte, cuyo ambiente morfogenético es depositacional, se tienen relieves de tipo colinas y lomas, abanicos y terrazas.

El estudio sobre la variación en tiempo y espacio de la reflectancia, la radiación solar en las bandas del visible, infrarrojo y los índices de vegetación constituyen enfoques importantes para dar una mirada desde la perspectiva geográfica a los aspectos relacionados con la evaluación de riesgos de plagas y enfermedades, así como apoyo a las actividades de muestreo y monitoreo (Araque & Jiménez, 2009).

La implementación de imágenes provenientes de RPAS para identificar o discriminar los síntomas asociados a PC podría convertirse en una herramienta de apoyo al seguimiento de la enfermedad teniendo en cuenta las ventajas que ofrece en cuanto a la alta periodicidad de toma y el amplio rango espectral de la región del visible y NIR que captan. Trabajos como el de Nasruddin Abu Sari y colaboradores (2015) demostraron la utilidad de estos equipos en la obtención de imágenes de alta resolución y bajo costo en plantaciones de Malasia. En Colombia, el trabajo realizado por Rincón, V., Molina, A., Torres-León, J.L. y Herazo, A. (2015) indicó que la tecnología de RPAS es una herramienta promisoría para el manejo y seguimiento de las actividades agrícolas incluidas el monitoreo de enfermedades como PC.

Otros trabajos como el de Miserque, J., Zulyma, Laverde, R. y Rueda, C. (2016) se han enfocado en sistemas de conteo y manejo de plantaciones con sensores RGB sobre RPAS que no involucran información espectral para la detección de afectaciones como enfermedades. Los trabajos enfocados al manejo de plantaciones y detección de anomalías como el de Jussof K. (2009) se han llevado a cabo con resultados que demuestran la utilidad de las imágenes obtenidas de sensores hiperespectrales para estimar y manejar la producción de las plantaciones de palma de aceite.

El seguimiento de la PC en plantaciones de palma mediante el uso de imágenes diagnósticas provenientes de sensores remotos en plataformas aéreas no tripuladas (RPAS), podría contribuir a reducir el tiempo en la identificación de los síntomas iniciales de la enfermedad, alcanzar mayor cobertura en área y reducir los costos relacionados al monitoreo de este problema. Para la zona de estudio el uso de esta tecnología sería de

especial interés debido a las grandes extensiones del cultivo (superior a 500 ha) en las cuales no se llevan a cabo censos periódicos de la enfermedad debido a que ésta no se considera letal como en otras zonas productoras y se ha evidenciado recuperación espontáneas de algunas palmas; sin embargo la enfermedad sigue prevaleciendo en las plantaciones ocasionando las pérdidas anteriormente descritas.

En este estudio se planteó como objetivo general desarrollar una metodología para identificar los síntomas asociados a la pudrición del cogollo en el cultivo de la palma de aceite usando sensores remotos sobre RPAS en el piedemonte del departamento del Meta; los objetivos específicos fueron: i) determinar el potencial de imágenes multiespectrales de alta resolución temporal y espacial, en la discriminación de los síntomas asociados a la PC; ii) seleccionar las bandas del espectro del VIS-NIR e índices de vegetación para diferenciar síntomas asociados a la PC y iii) generar mapas de clasificación orientada a objetos a partir de imágenes de RPAS, con el fin de identificar los síntomas de la enfermedad.

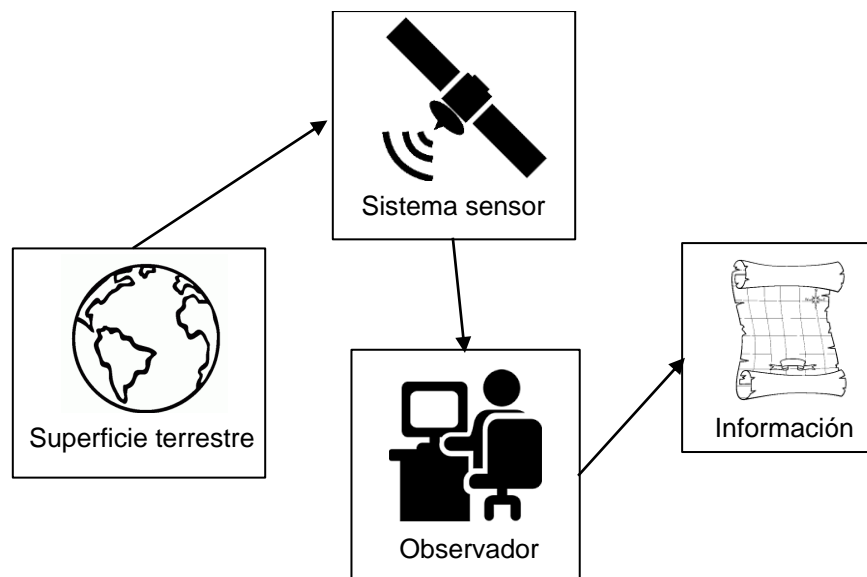
1.Revisión de literatura

1.1 Sensoramiento remoto

La teledetección o percepción remota hace uso de la radiación electromagnética proveniente del sol o creada de forma artificial, que interactúa con la superficie terrestre para obtener información de la cobertura sin que exista un contacto físico entre el sensor y el objeto observado. Esta información es captada a través de sensores remotos, un sistema receptor compuesto por una plataforma y uno o más sensores que reciben la información y la transmiten a tierra.

Por lo general un sistema de percepción remota está compuesto por los elementos que se observan en la figura 1-1:

Figura 1-1: Principales elementos de un sistema de percepción remota.



Los sensores remotos se clasifican en dos tipos teniendo en cuenta la fuente de energía que utilizan para captar la información: sensores activos y sensores pasivos. Los sensores activos miden la radiación generada por ellos mismo como es el caso del RADAR (*Radio Detection and Ranging*) o LiDAR (*Light Detection and Ranging*), mientras que los sensores pasivos captan la radiación reflejada por la superficie que es generada por el sol (Emilio Chuvieco, 1990).

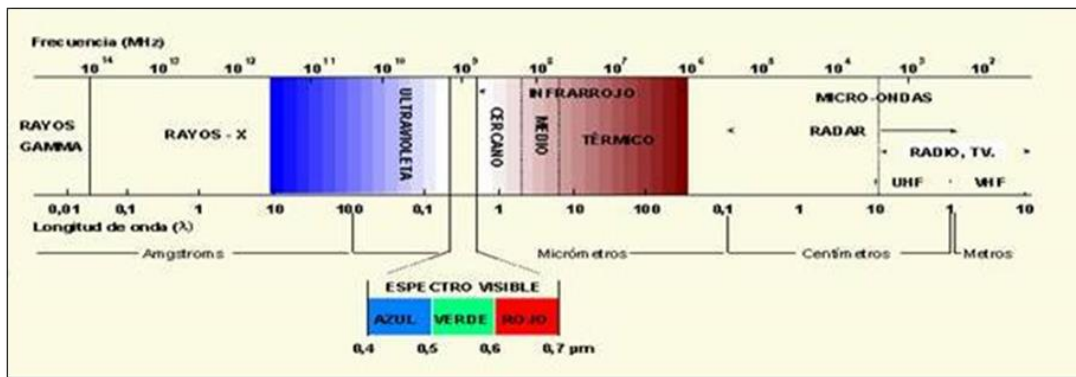
Los sensores remotos satelitales y aerotransportados son los más comunes dentro de la percepción remota debido a la gran trayectoria que tienen en cuanto a utilización y estudio. En 1858 se toman las primeras fotografías aéreas desde un globo aerostático y en la primera guerra mundial se desarrollan los sistemas de captura de imágenes en plataformas aerotransportadas con fines de reconocimiento. Más adelante la guerra fría y la carrera espacial impulsaron el desarrollo de nuevas plataformas y sistemas de sensores electrónicos que operarían en la órbita terrestre como Landsat 1 en 1972 y SPOT en 1986 (Emilio Chuvieco, 1990).

Como se mencionó anteriormente el proceso de sensoramiento remoto funciona con base en la interacción que tienen los objetos en la superficie terrestre con la radiación electromagnética, sea proveniente del sol o creada artificialmente (von Martini, Bragachini, Bianchini, Martellotto, & Méndez, 2000). En este sentido todos los objetos tienen la capacidad de absorber y reflejar ciertas longitudes de onda del espectro electromagnético debido a sus características físicas y químicas.

Este espectro electromagnético no es más que la organización de las bandas de las longitudes de onda y abarca desde las longitudes de onda más cortas (rayos gamma y rayos x) hasta las kilométricas usadas en telecomunicaciones (Emilio Chuvieco, 1990).

En la actualidad, las imágenes digitales en formato *raster* (matriz de celdas con un valor o nivel digital para cada una) son la manera de representar la información captada por los sensores remotos. Para las imágenes satelitales los diferentes proveedores organizan las imágenes en bandas específicas del espectro electromagnético que contienen la respuesta de la superficie en dicha banda en particular.

Figura 1-2: Espectro electromagnético.



Fuente: Chuvieco, 2008.

1.2 Agricultura de precisión

La agricultura de precisión es un conjunto de técnicas y prácticas agrícolas que reconocen la heterogeneidad de las características del suelo y el ambiente y busca manejar los insumos (fertilizantes, herbicidas, semillas, combustibles, etc.) y recursos necesarios de forma más efectiva (Pierce & Nowak, 1999). De acuerdo con las diferencias encontradas estas áreas se dividen en zonas de manejo que reciben un trato particular teniendo en cuenta sus características, de forma que no se utilicen los insumos uniformemente en toda el área sino específicamente en dónde se necesite y cuándo se necesite.

El objetivo principal de este esquema es aumentar la productividad del cultivo al mismo tiempo que reducir costos de compra y manejo de insumos y el impacto ambiental de la actividad agrícola en el suelo, los cuerpos de agua y el ambiente en general. Este incremento en la rentabilidad y desempeño del cultivo se logra a través de la toma de decisiones basadas en la información detallada recolectada *in situ* por medio de diferentes herramientas de alta tecnología como sistemas GPS, sensores, y maquinaria automatizada (Balasundram, 2016).

En este sentido el esquema es intensivo en información (Stafford, 2015) debido a que el mapeo de las características del suelo, el cultivo y el ambiente a través de las herramientas mencionadas anteriormente junto con la información añadida de otras fuentes y el conocimiento empírico hacen que se manejen grandes volúmenes de información los cuales deben ser administrados con software especializados y protocolos de estandarización y transferencia de datos.

1.3 Sensoramiento remoto en agricultura

La información que brindan las imágenes de satélite, las fotografías aéreas y los sistemas de percepción remota se han constituido como una fuente externa de información que suele incluirse en los modelos y los mapas de la variabilidad espacial. Su utilidad radica en la forma como las plantas y el suelo interactúan con la radiación electromagnética; interacción que puede observarse a través de las imágenes digitales tomadas a distancia sin que exista ninguna clase de contacto directo (Mulla, 2013).

Pese a su aparición a mediados de 1980 no fue sino hasta 1990 cuando la agricultura de precisión empezó a reconocer y utilizar técnicas de percepción remota en sus prácticas. Bhatti, Mulla, & Frazier, (1991) demostraron la utilidad que las imágenes Landsat tenían para estimar patrones espaciales de materia orgánica en el suelo.

A medida que la tecnología avanzaba también lo hacían los sensores remotos y con ellos mejoraban sus características. Resoluciones espaciales más altas, tiempos de revisita más cortos y mayor número de bandas permitieron aplicar más los sistemas de percepción remota a las prácticas de agricultura de precisión. En la tabla 1-1 Mulla (2013) muestra de forma resumida la utilidad que dichos sensores remotos han tenido en agricultura de precisión empezando por Landsat 1 en 1972 hasta WorldView-2 en 2009.

Con los avances en los sistemas de información, navegación y GNSS (*Global Navigation Satellite Systems*) durante la última década las nuevas plataformas no tripuladas (RPAS – *Remotely Piloted Aircraft System*, UAV – *Unmanned Aerial Vehicle* o ART – Aeronave Remotamente Tripulada) empiezan a ser cada vez más utilizadas en agricultura y agricultura de precisión. En comparación con las imágenes satelitales las imágenes obtenidas con RPAS suelen tener mayor resolución espacial y temporal lo que las hace más útiles para ciertos estudios relacionados con las condiciones de los cultivos (Kovacs y Zhang, 2013).

Tabla 1-1: Comparación de conveniencia de diferentes satélites para AP con su resolución espectral y espacial, la frecuencia de revisita, y la conveniencia para Agricultura de Precisión (AP). P se refiere al púrpura, B al azul, G al verde, R para rojo, IR al infrarrojo, NIR al infrarrojo cercano, MIR de infrarrojo medio, TIR al infrarrojo térmico. Conveniencia B se refiere a la baja, M a medio y A a alto.

Satélite (año)	Bandas espectrales (resolución espacial)	Frecuencia de revisita (días)	Conveniencia para AP
Landsat 1 (1972)	G, R, dos IR (56 x 79 m)	18	B
AVHRR (1978)	R, NIR, dos TIR (1090 m)	1	B
Landsat 5 TM (1984)	B, G, R, dos NIR, MIR, TIR (30 m)	16	M
SPOT 1 (1986)	G, R, NIR (20 m)	2-6	M
IRS 1A (1988)	B, G, R, NIR (72 m)	22	M
ERS-1 (1991)	Banda Ku, IR (20 m)	35	B
JERS-1 (1992)	Banda L radar (18 m)	44	B
LiDAR (1995)	VIS (RMSE vertical 10 cm)	NA	A
RadarSAT (1995)	Banda-C radar (30 m)	1-6	M
IKONOS (1999)	Pancromática, B, G, R, NIR (1e4m)	3	L
SRTM (2000)	X-band radar (30 m)	NA	M
Terra EOS ASTER (2000)	G, R, NIR y 6 bandas MIR, 5 TIR (15e90 m)	16	M
EO-1 Hyperion (2000)	400e2500 nm, 10 nm ancho de banda(30 m)	16	A
QuickBird (2001)	Pancromática, B, G, R, NIR (0.61e2.4 m)	1-4	A
EOS MODIS (2002)	36 bandas en VIS-IR (250e1000 m)	1-2	B
RapidEye (2008)	B, G, R, RE y NIR (6.5 m)	5.5	A
GeoEye-1 (2008)	Pancromática, B, G, R, NIR1, NIR2 (1.6 m)	2-8	A
WorldView-2 (2009)	P, B, G, Y, R, red edge, NIR (0.5 m)	1.1	A

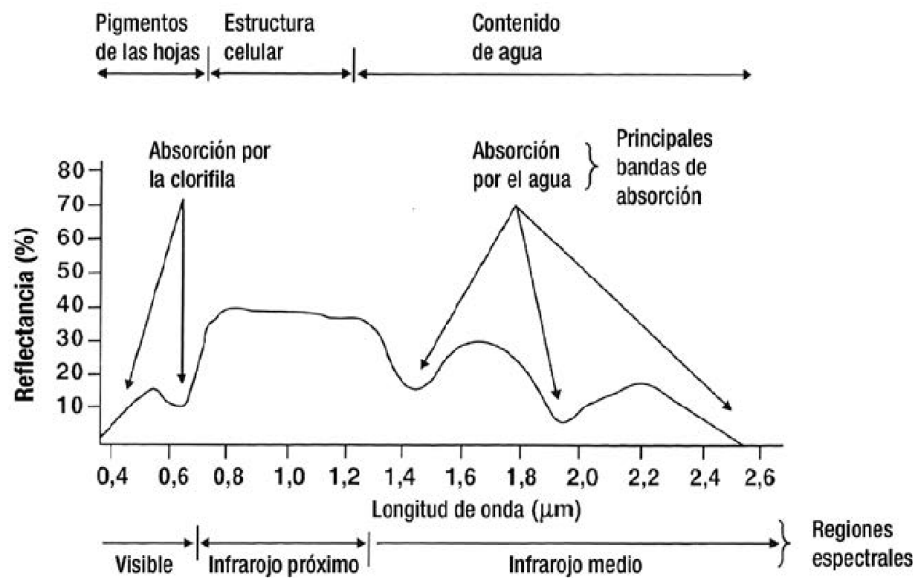
Fuente: Tomado de Mulla, 2008.

1.4 Interacción de las plantas con la radiación solar

Teniendo en cuenta la figura 1-2, en agricultura, el suelo y la planta son las principales coberturas que interactúan con la radiación electromagnética proveniente del sol (Seelan, Laguette, Casady, & Seielstad, 2003). Estas coberturas como cualquier otra poseen una respuesta espectral específica en ciertas regiones y suelen estar asociadas a diferentes especies de plantas o tipos de suelo, estados fenológicos, características fisicoquímicas o afectaciones.

Por ejemplo, en el caso de las plantas puede observarse que la clorofila (pigmentos fotosintéticos ubicados principalmente en las hojas) absorbe bastante radiación en el rango visible, aproximadamente de 400 a 700 nm, que corresponden a las bandas del azul (430-450 nm) y rojo (650 – 660 nm) mientras que en el rango del Infrarrojo Cercano (NIR – *Near Infrared*) que va desde 700 a 1300 nm la planta presenta una reflectancia muy alta (Vettorazzi & Best, 2014). Esto se debe básicamente a la estructura de la hoja y es la razón por la cual podemos ver a las plantas de color verde (figura 1-3).

Figura 1-3: Respuesta espectral típica de la vegetación sana.



Fuente: Moreira (2005) citado por Mantovani & Magdalena (2014).

1.5 Uso de imágenes obtenidas por sensores remotos aerotransportados en UAV para detección de enfermedades

Considerando que la ocurrencia de una enfermedad vegetal depende de factores ambientales específicos y que las enfermedades a menudo exhiben un patrón de distribución heterogénea en el campo, las técnicas de detección óptica son útiles en identificar los focos primarios de la enfermedad y las áreas que difieren en severidad de la enfermedad en los lotes (Franke y Menz, 2007). Los cambios en la reflectancia debido a la presencia de patógenos y enfermedades puede explicarse por daños en la estructura y composición química de las hojas o de los tejidos afectados durante la patogénesis, los cuales son altamente específicos. Estos patrones de la enfermedad, altamente complejos y únicos, permiten la identificación de las enfermedades basado en las propiedades espectrales vegetales (Mahlein, 2016).

Garcia-Ruiz et al., (2013) en 2011 evaluaron la utilidad de imágenes obtenidas por sensores remotos en UAVs para la identificación de HLB en cítricos en comparación con imágenes hiperespectrales obtenidas con sensores en plataformas aerotransportadas. La plataforma multirrotor de 2 kg llevaba un sensor multiespectral de seis bandas MiniMCA6 de Tetracam. Para corregir las imágenes geométricamente utilizaron GCP en campo distribuidos a lo largo del área de estudio y los datos fueron recolectados con equipos GNSS-RTK. El resultado de la identificación de los arboles infectados con HLB con los dos tipos de imágenes arrojó que las regiones del espectro donde más se diferenciaron los síntomas fue cerca a los 710nm con la diferencia de que las imágenes de alta resolución obtenidas con la plataforma UAV mostraron que la región de los 560nm también era apta para la identificación de los síntomas.

En 2018, Duarte-Carvajalino et al., (2018) utilizaron imágenes multiespectrales, firmas espectrales y algoritmos de aprendizaje de máquina para identificar y predecir la severidad de la enfermedad conocida como la “gota” o “tizón tardío” de la papa. El estudio propone una metodología para identificar y predecir la severidad de la enfermedad usando imágenes provenientes de sensores remotos en UAVs como alternativa a las técnicas de diagnóstico y detección tradicional usadas en campo. Dicho trabajo fue llevado a cabo en cultivos de papa en Boyacá utilizando un sensor multiespectral de 3 bandas con un filtro

captando información en las bandas del BLUE, GREEN y NIR en diferentes momentos de desarrollo del cultivo y con diferentes tratamientos de la enfermedad para su comparación.

Los resultados obtenidos con las firmas espectrales tomadas en laboratorio plantean la posibilidad de que las bandas del espectro de la región del visible (400-590nm) no son las más aptas para detectar los síntomas puesto que no se encontraron muchas diferencias entre las plantas sanas y las plantas enfermas. También llegaron a la conclusión de que las regiones del espectro cercanas al NIR (920-1050nm) son más útiles ya que discriminan mejor las plantas enfermas de las sanas. Así mismo, de los índices calculados con la información del sensor multiespectral, los que involucran tres bandas fueron los más útiles para discriminar la enfermedad (Ratio of Difference Indexes – RTI).

1.6 Cultivo de la palma de aceite en Colombia

La palma de aceite africana (*Elaeis guineensis* L.) es una especie oleaginosa proveniente del oeste de África. Las oleaginosas son plantas de las cuales pueden extraerse aceites y otros subproductos que pueden ser utilizados tanto con fines de consumo humano como para usos industriales. Es la oleaginosa más productiva del mundo, llegando a superar hasta en 10 veces la producción por hectárea en comparación con otras especies vegetales como la soya, el girasol y el lino (Mesa et al., 2016).

En cuanto al consumo humano el aceite de palma se utiliza con otros aceites vegetales para la elaboración de aceites de cocina y otros alimentos. El uso industrial del aceite de palma abarca desde la elaboración de jabones y detergentes hasta la fabricación de biocombustibles utilizados en automotores, maquinaria y plantas.

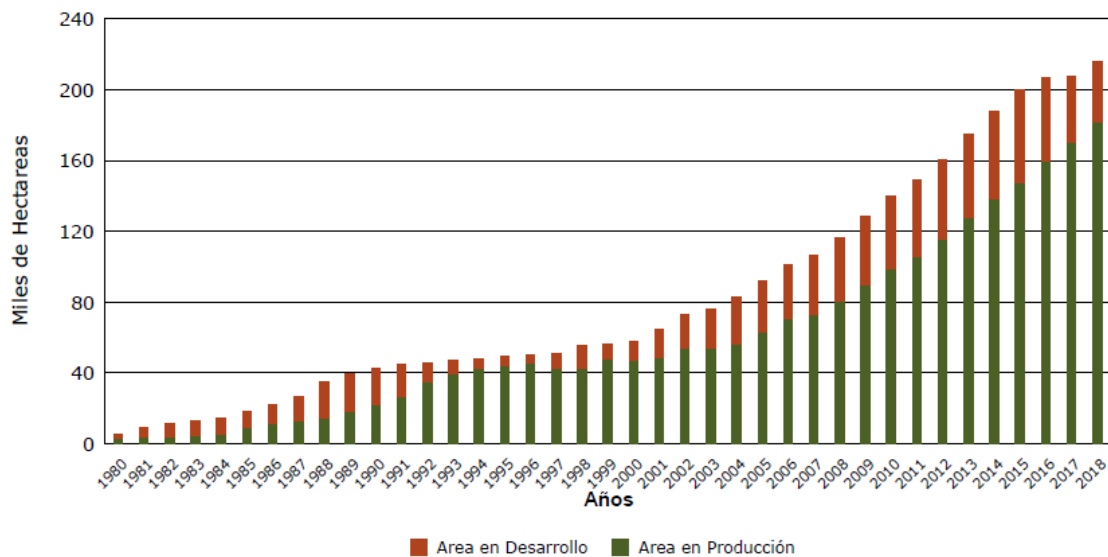
La palma de aceite crece hasta los 30 metros de altura y sus frutos los cuales produce en forma de racimos llegan a pesar hasta 40 kilogramos. A pesar de que la planta puede alcanzar tal altura por lo general luego de alcanzar los 12 metros de altura – más o menos a los 25 años de edad- el cultivo se vuelve impráctico debido a los problemas para cosechar los racimos. El cultivo ha llegado a alcanzar picos de rendimiento de 12 toneladas de aceite/ha/año pero la productividad promedio se ha estancado en 3 toneladas de aceite/ha/año (Woittiez, van Wijk, Slingerland, van Noordwijk, & Giller, 2018).

A nivel mundial Colombia ocupa el cuarto lugar como productor de aceite de palma y el primer puesto en América Latina (Mesa, 2013). Una vez extraído y procesado el aceite de palma puede ser utilizado para fabricar diferentes productos, desde aceites comestibles, concentrados y cosméticos hasta tintas y biocombustibles. Entre la actividad agrícola y el procesamiento del fruto se generan 150.000 empleos en cuatro zonas de producción en todo el país (Zona Oriental, Zona Occidental, Zona Central y Zona Norte). Según el Sistema de Información Estadística del Sector Palmero (SISPA) en la actualidad Colombia tiene aproximadamente 500.000 hectáreas sembradas, de las cuales alrededor de 200.000 (40%) se encuentran en la Orinoquia o Zona Oriental (figura 1-4). De acuerdo con los resultados del censo nacional realizado por Fedepalma en 2011, esta región tiene el 93% del área sembrada organizada en Unidades Económicas de palma de Aceite (UEPAS) mayores o iguales a 200 hectáreas.

Según FEDEPALMA, Colombia es el cuarto productor de aceite de palma en el mundo y el primero en América. Los 64 núcleos palmeros están concentrados en 124 municipios de 20 departamentos como Atlántico, Bolívar y Cesar en la denominada Zona Norte; Caldas, Cundinamarca y Santander en la Zona Central; Caquetá, Cauca y Nariño en la Zona Suroccidental y Arauca, Casanare y Meta en la Zona Oriental.

La figura 1-4 muestra el aumento del área sembrada con palma de aceite en la Zona Oriental. Hasta 2016, en el departamento del Meta existían aproximadamente 141000 hectáreas de palma de aceite concentradas en 23 núcleos palmeros en municipios como San Carlos de Guaroa, San Martín y Acacias, de las cuales alrededor de 116000 hectáreas estaban en producción (Fedepalma, 2016).

Figura 1-4: Evolución área sembrada con palma de aceite en la Zona Oriental.



Fuente: SISPA, 2018.

1.7 Sensoramiento remoto en palma de aceite

Ng y Selvadurai (1967) plantearon los primeros estudios de agricultura de precisión en palma de aceite, incentivando el estudio y mapeo de los suelos para el establecimiento de cultivos, e instalando ensayos experimentales para establecer recomendaciones de fertilizantes específicas para cada práctica especializada de siembra. En este cultivo, la

meta final de la agricultura de precisión es que el manejo agronómico sea lo más específico posible, es decir, a nivel de cada lote y, en algunos casos, a nivel de cada palma (Lizarazo y Alfonso, 2011). Balasundram (2016) y Chong et al. (2017) realizaron una revisión de los trabajos de agricultura de precisión en palma de aceite, los cuales se han concentrado en identificar que las áreas sembradas se encuentren en los sitios autorizados según la *Roundtable Sustainability of Palm Oil* (RSPO), investigar la variabilidad espacial de la fertilidad y carbono orgánico del suelo, en la elaboración de protocolos para calcular o estimar la producción de racimos, de aceite y su calidad en el conteo automático y cálculo de la edad de las palmas, en la discriminación entre deficiencia y enfermedad y en el uso de la reflectancia espectral para la identificación de algunas pocas enfermedades.

Trabajos como el de Nasruddin Abu Sari y colaboradores (2015) demostraron la utilidad de los RPAS en la obtención de imágenes de alta resolución y bajo costo en plantaciones de palma de aceite en Malasia. En Colombia, el trabajo realizado por Rincón, V., Molina, A., Torres-León, J.L. y Herazo, A. (2015) indicó que la tecnología de RPAS puede convertirse en una herramienta promisoría para el manejo y seguimiento de las actividades agrícolas.

Sin embargo, otros estudios como el de Miserque, J., Zulyma, Laverde, R. y Rueda, C. (2016) se han enfocado más en sistemas de conteo y manejo de plantaciones con RPAS que no involucran información espectral para la detección de afecciones como enfermedades. Otros trabajos enfocados al manejo de plantaciones y detección de anomalías como el de Jussof K. (2009) han obtenido resultados que demuestran la utilidad de las imágenes tomadas con sensores hiperespectrales para predecir y manejar la producción de las plantaciones de palma de aceite, a pesar de ser tomadas en plataformas aerotransportadas. Ese mismo año, Araque, L. y Jiménez, A. utilizaron imágenes MODIS y series temporales de ataques de insectos defoliadores del año 2007 para proponer un modelo predictivo del comportamiento de fenómenos que podrían influir en la sanidad de plantaciones de palma en la Zona Central palmera de Colombia.

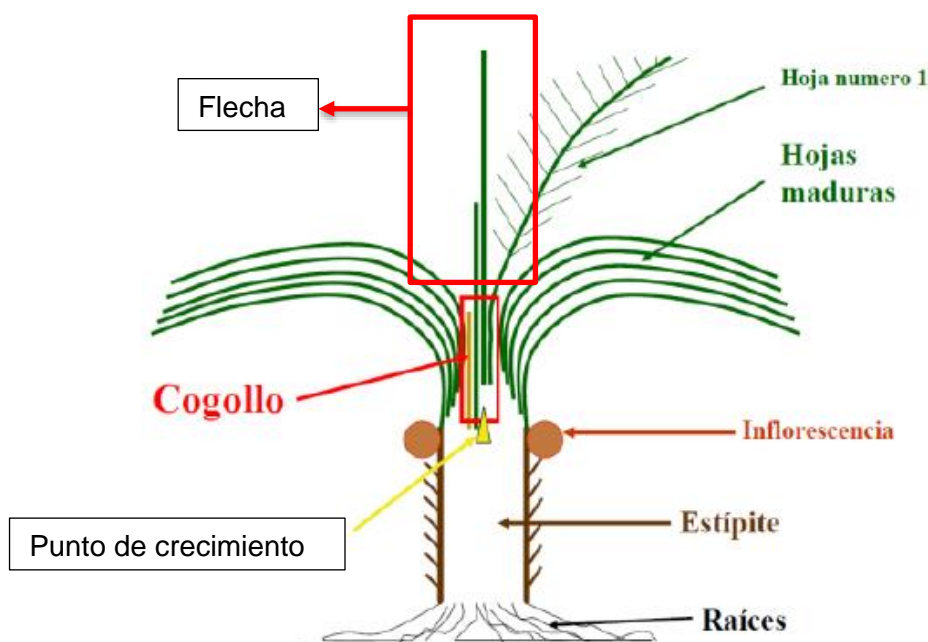
1.8 Discriminación espectral de enfermedades en palma de aceite

Los estudios realizados en la identificación de enfermedades por teledetección en palma de aceite son escasos. Shafri, Anuar, Seman, & Noor (2011) y Liaghat et al. 2014 midieron la reflectancia hiperespectral de palmas afectadas por *Ganoderma boninense* (agente causal de la pudrición basal del estípote-PBE), encontrando una precisión aceptable (82 y 97% respectivamente) en la diferenciación de palmas sanas e infectadas; sin embargo, estos trabajos se realizaron en condiciones de laboratorio y no se pudieron realizar a escala remota debido a la baja resolución espacial de los equipos empleados (Chong, Kanniah, Pohl, & Tan, 2017). Santoso et al. 2011, usaron imágenes de alta resolución espacial obtenidas por el satélite Quickbird, para mapear e identificar palmas afectadas por *G. boninense* usando la reflectancia espectral y varios índices de vegetación; los autores lograron discriminar palmas sanas de aquellas severamente afectadas por PBE, mas no lograron detectar plantas con síntomas iniciales. La otra enfermedad que se ha estudiado mediante reflectancia espectral, es la denominada Orange Spotting; (Selvaraja, Balasundram, Vadamalai, & Husni, 2013) encontraron que la reflectancia espectral de las hojas sintomáticas fue significativamente menor que la de las hojas no sintomáticas en la región de longitud de onda de 465-711 nm; en 2013, los mismos autores lograron diferenciar esta enfermedad de la deficiencia de potasio mediante la comparación de las firmas espectrales de muestras de hojas usando un espectroradiómetro portátil.

1.9 Morfología del cogollo de la palma de aceite

El cogollo es la parte de la palma que está por encima del meristemo o punto de crecimiento (Figura 1-5), el cual se ubica a la altura de los racimos y es donde se produce la formación de los tejidos de la planta (Santos, 2010). También hacen parte de la zona del cogollo las bases de las hojas jóvenes y las flechas (hojas sin abrir).

Figura 1-5: Morfología general de la palma de aceite.



Fuente: Martínez (2009).

1.10 Pudrición del cogollo en palma de aceite

La Pudrición de cogollo (PC) es un trastorno que afecta el desarrollo, la fisiología y el rendimiento de la palma aceitera; los síntomas iniciales de PC en el follaje se manifiestan normalmente con la clorosis de unos pocos folíolos localizados en la base de algunas de las hojas recientemente abiertas, algunos folíolos presentan lesiones necróticas (figura 1-6) en las hojas sin abrir o flechas (Henry et al., 2015) las cuales pueden terminar como pudriciones o secamientos generalizados que con frecuencia son rápidamente colonizados por hongos, bacterias e insectos saprófitos que incrementan el daño y pudren el cogollo (G. A. Sarria et al., 2008). En 2008, Cenipalma identificó a *Phytophthora* sp. como el agente

causal de la PC en Colombia (G. a Sarria et al., 2008). Drenth, Torres, & Martínez (2013) y (Torres et al., 2016) reportaron a *P. palmivora* como la causa de la Pudrición del cogollo en la palma de aceite.

El manejo de la enfermedad consiste en la remoción del tejido afectado (cirugía) y la aplicación de fungicidas y bactericidas con rotación de ingredientes activos. Las plantas que son intervenidas con cirugía y se recuperan pueden volver a enfermarse (palmas reincidentes).

La PC es el problema fitosanitario más limitante del cultivo de la palma de aceite en América y continúa siendo la principal amenaza a la palmicultura en Colombia (M Mosquera et al., 2017). En 1964 se reportó por primera vez en el país, en la plantación La Arenosa (Turbo), en la cual en sólo 10 años ocasionó la erradicación de todas las palmas *Elaeis guineensis* Jacq. (De Franqueville, 2003). Durante los últimos 25 años ha impactado a 150.000 ha, de las cuales 30.000 ha corresponden a la zona occidental, otras 30.000 ha a la zona central (subzona de Puerto Wilches), 80.000 ha a la zona oriental y 10.000 ha a la subzona de Urabá, de las cuales el 50% se consideran muertas (Mesa, 2013). Los costos de controlar la enfermedad son elevados inicialmente (hasta \$200.000 por hectárea al mes en Zona Central) pero pueden reducirse en el tiempo a \$10.000 por hectárea mensual al reducirse la incidencia por el buen manejo (Fontanilla et al., 2014).

Según Corrado (1970) citado por De Franqueville, (2003), hacia finales de los años 60 la PC apareció en los Llanos Orientales colombianos (Zona Oriental palmera: departamentos de Arauca, Casanare, Cundinamarca, Meta y Vichada) pero se presentó inicialmente con baja incidencia, en 1988 se empezó a incrementar la intensidad de la enfermedad en la región (Pedro Gómez, 1995) y en 1995 la incidencia alcanzó casi el 50% (Gomez, Acosta, Guevara, & Nieto, 1995) ; hasta 2002, todos los materiales en diferentes regiones de la zona presentaban disminuciones drásticas de la producción cuando se superaron porcentajes acumulados de afección del 70 % (Santacruz et al., 2004) (Santacruz et al., 2000). Según Cenipalma, la PC ha alcanzado incidencias cercanas al 90% en algunas plantaciones de la Zona Oriental sin consecuencias letales, pero limita la producción por periodos prolongados (Mosquera et al., 2014), ocasionando disminución en un 37% del rendimiento y 23% del peso promedio del racimo (Santacruz et al., 2000).

Figura 1-6: Lesiones en las flechas de las palmas.

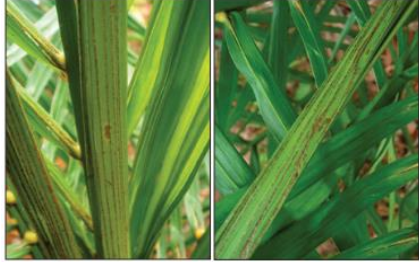






Martínez y Torres (2007) diseñaron una escala de severidad para evaluar el avance de la PC en vivero y plantaciones jóvenes, la cual consiste en cuantificar el área afectada de la flecha más joven y calificándola de 1 a 5 (Tabla 1-2). Esta escala es de difícil aplicación en plantaciones de más de cinco años de establecidas.

Tabla 1-2: Escala de severidad de PC en flecha.

Grado	Descripción	Imagen
0	Flecha sin lesiones	

20 Método para la identificación temprana de la Pudrición del Cogollo en palma de aceite a partir de sensores remotos no tripulados

1	Flecha con lesiones necróticas que cubren un área entre 0,1 y 20%	
2	Flecha con lesiones necróticas que cubren un área entre 20,1 y 40%	
3	Flecha con lesiones necróticas que cubren un área entre 40,1 y 60%	
4	Flecha con lesiones necróticas que cubren un área entre 60,1 y 80%	
5	Flecha con lesiones necróticas que cubren un área mayor del 80,1%	

Fuente: Martínez y Torres (2007).

1.11 Clasificación orientada a objetos

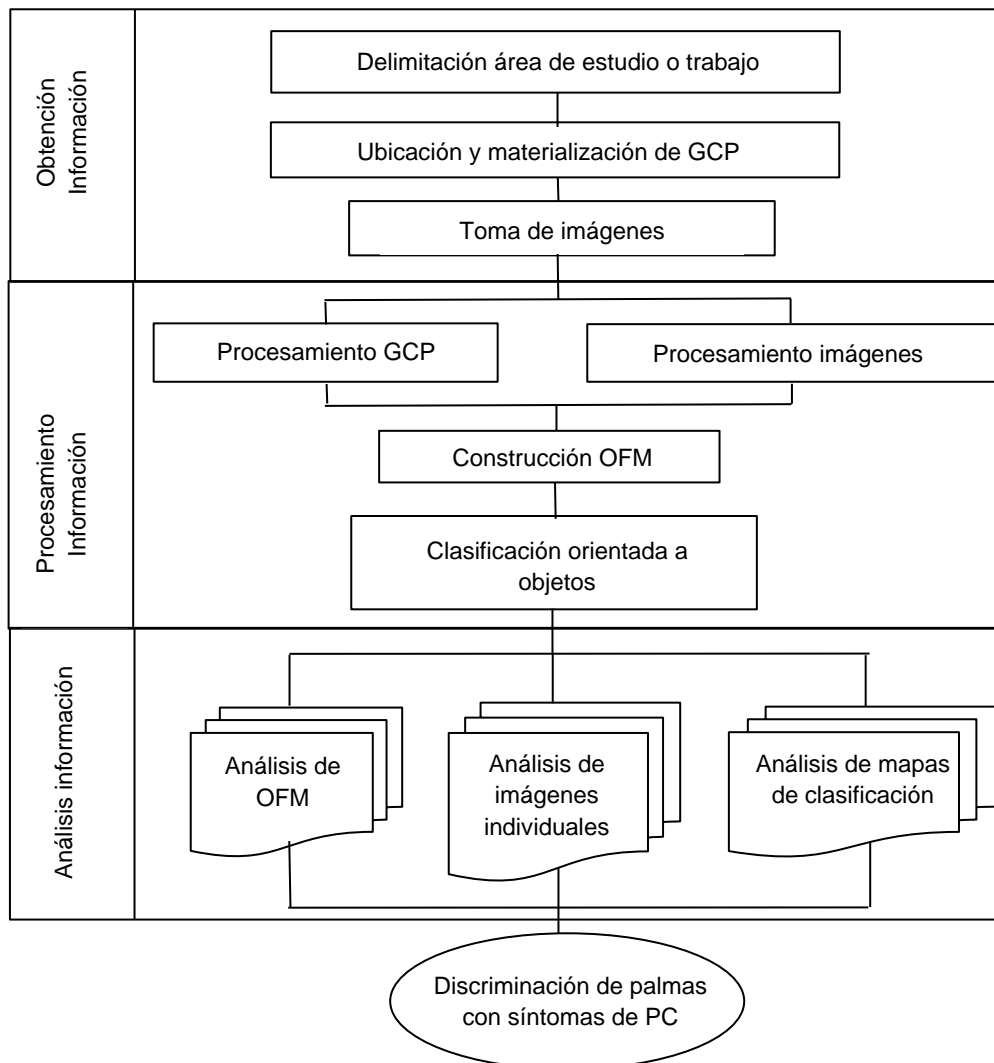
Este método de análisis de imágenes digitales surgió como respuesta a las limitaciones del análisis tradicional a nivel de pixel. La metodología, mencionada, como OBIA en la literatura (por sus siglas en inglés, *Object Based Image Analysis*) ha sido utilizada en numerosos trabajos y estudios agronómicos que involucran análisis de imágenes provenientes de sensores remotos (satélite, aerotransportado, UAV, etc.) en aplicaciones como detección de malezas (López-Granados et al., 2016), clasificación de especies de vegetación (Lu & He, 2017) y clasificación de coberturas, usos del suelo y tipos de vegetación (Komárek, Klouček, & Prošek, 2018).

El fundamento de la clasificación orientada a objetos es la segmentación. La segmentación proporciona los bloques de construcción con los que se realiza el análisis de las imágenes a diferencia del análisis a nivel de pixel tradicional (Hay, Castilla, Wulder, & Ruiz, 2005; Lang, 2008). Los segmentos, son regiones de la imagen generados bajo uno o más criterios de homogeneidad ajustables por el usuario (Blaschke, 2010). En este sentido, estos nuevos segmentos o polígonos cuentan con una nueva información espacial que puede utilizarse para relacionar dichos segmentos entre sí y realizar nuevos tipos de análisis (proximidad, adyacencia, etc.)

2. Materiales y métodos

El diagrama observado en la figura 2-1 muestra de forma resumida los pasos propuestos para llegar a la identificación de palmas con síntomas de PC con base en los resultados obtenidos y analizados a lo largo del desarrollo de este trabajo.

Figura 2-1: Diagrama metodología identificación PC



2.1 Área de estudio

La localización del área de estudio se encuentra al interior de los predios del centro de investigación La Libertad de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia), en el kilómetro 17 de la vía Villavicencio – Puerto López en el departamento del Meta. El centro de investigación está ubicado en las coordenadas $4^{\circ}03'23.92''$ N y $73^{\circ}28'03.23''$ a una altura de 338 metros sobre el nivel del mar (m.s.n.m.), tiene 1342 ha conformadas por terrazas aluviales de topografía ligeramente plana de las cuales 240 hectáreas aproximadamente (divididas en 24 lotes) son de Palma de aceite (figura 2-1). La plantación de palma de aceite en tiene 149 hectáreas (66,40%) en estado productivo (siembras desde 1990 a 2010) y 75,5 hectáreas (33,60%) en estado improductivo (Renovación 2014).

El área de estudio fue el lote 215 (figura 2-2) con fecha de siembra 2008, material tipo Ténera y presentaba una incidencia de PC del 17% al inicio de los vuelos. Las imágenes de satélite de fondo utilizadas en las figuras 2-1 y 2-2 provienen de *Esri, DigitalGlobe, GeoEye, Earthstar Geographics, CNES/Airbus DS, USDA, USGS, AeroGRID, IGN*, y la comunidad de usuarios SIG de *ArcGIS*.

Figura 2-2: Ubicación área de estudio en el lote 2008-5, C.I. La Libertad.



2.2 Monitoreo de la enfermedad en tierra

Previo a cada vuelo se llevó a cabo un censo de la enfermedad en tierra, el cual consistió en recorrer las calles del cultivo observando cada una de las palmas a lado y lado en busca de los síntomas de la enfermedad en el área del cogollo. De esta forma se seleccionaron las palmas de interés (las cuales se denominaron según su ubicación en el lote, el primer número corresponde a la línea y el segundo al número al de la palma en esa línea, ejemplo: Línea 15 – Palma 3 se nombró 15-3), en las cuales fue necesario una revisión más detallada la cual consistió en subirse a la palma, abrir las hojas jóvenes y observar el grado de afectación (según la escala de Cenipalma) en las flechas. Se eligieron al menos dos palmas representativas de cada uno de los grados de severidad y dos palmas sanas.

2.3 Toma de imágenes

Teniendo en cuenta lo encontrado en la revisión de literatura, las características de las herramientas (sensores, plataformas, software, etc.) y el fenómeno a observar (PC en palma de aceite) se diseñó el proceso de la toma de imágenes con RPAS. Se utilizaron dos plataformas multirrotor con dos sensores ópticos. La primera plataforma, denominada “CERES”, fue un hexacóptero diseñado a medida específicamente para monitoreo y análisis de cultivos desarrollado en el marco de un trabajo conjunto entre Agrosavia y la Universidad de San Buenaventura – sede Bogotá.

Para la toma de imágenes con esta plataforma se utilizó el sensor multiespectral para agricultura *RedEdge de MicaSense* debido a su fácil manejo (pequeño tamaño, sin partes móviles), la habilidad para entregar imágenes por banda y la integración de la información espacial del “GPS” incorporado en el metadato de cada imagen. La segunda de las plataformas utilizada fue un *Phantom 4 Pro de DJI* con el sensor RGB que incluye por defecto. Este RPAS se utilizó teniendo en cuenta su fácil operación (pequeño, fácil de transportar), autonomía de vuelo y calidad de las imágenes entregadas (12 megapíxeles).

En el caso del RPAS “CERES”, los vuelos se programaron y realizaron utilizando el software de control en tierra *Mission Planner* para autopilotos de código libre *ArduPilot* creado por Michael Osborne bajo los términos de licencia GPLv3. Se realizaron a alturas de 30 m, 60 m y 100 m de altura sobre el terreno conservando siempre un traslape entre fotos

y entre líneas de por lo menos 75%. Las plataformas se programaron para volar a 5 metros por segundo teniendo en cuenta las características del sensor y las capacidades de la plataforma como se ve en la figura 2-3.

Los vuelos se efectuaron con una estación de control en tierra (*Ground Control Station – GCS*) que consistía en un computador portátil para trabajos en campo (*Toughbook de Panasonic*), el sistema de comunicación y telemetría entre la estación y la plataforma y el personal (piloto, observador y operador de GCS) en constante comunicación y monitoreo de la operación.

El proceso de la toma de imágenes iniciaba antes de ir a campo, donde se construía el plan de vuelo de acuerdo a los parámetros requeridos en Mission Planner (figura 2-3). Con el plan de vuelo preparado y los equipos listos se procedía a realizar los vuelos cargando el plan al autopiloto antes de iniciar el despegue. La operación del RPAS en vuelo estaba a cargo del piloto mientras que el monitoreo de la telemetría en la estación en tierra era la función del operador. Mientras, el observador mantenía contacto visual en la medida de lo posible y proporcionaba asistencia a cualquiera de los dos de ser necesaria.

Figura 2-3: Plan de vuelo programado en Mission Planner.



2.3.1 Aspectos técnicos de la plataforma

Para la ejecución de los vuelos y la toma de las imágenes, la plataforma de ala rotativa hexacóptero "CERES" (figura 2-4), utilizaba un autopiloto de código libre llamado *Pixhawk* que controlaba desde la operación de la plataforma hasta la toma de imágenes con el sensor. Un par de baterías de polímero de Litio (LiPo) de 5000 miliamperios cada una impulsaba los seis motores eléctricos le daba una autonomía de vuelo de casi quince minutos.

Figura 2-4: RPAS "CERES", hexacóptero utilizado para la toma de las imágenes.



Para evitar las distorsiones ocasionadas por el movimiento de la plataforma la plataforma llevaba también un sistema de estabilización con giroscopios, conocido como *gimbal*, para sostener el sensor durante el vuelo y mantenerlo en orientación ortogonal hacia la superficie del suelo.

Durante los vuelos, el autopiloto almacenaba también toda la información de telemetría en cuanto a velocidades, alturas, carga de baterías, ubicación, potencia de los motores como un registro en forma de archivo de texto que podía ser visualizado posteriormente de ser necesario.

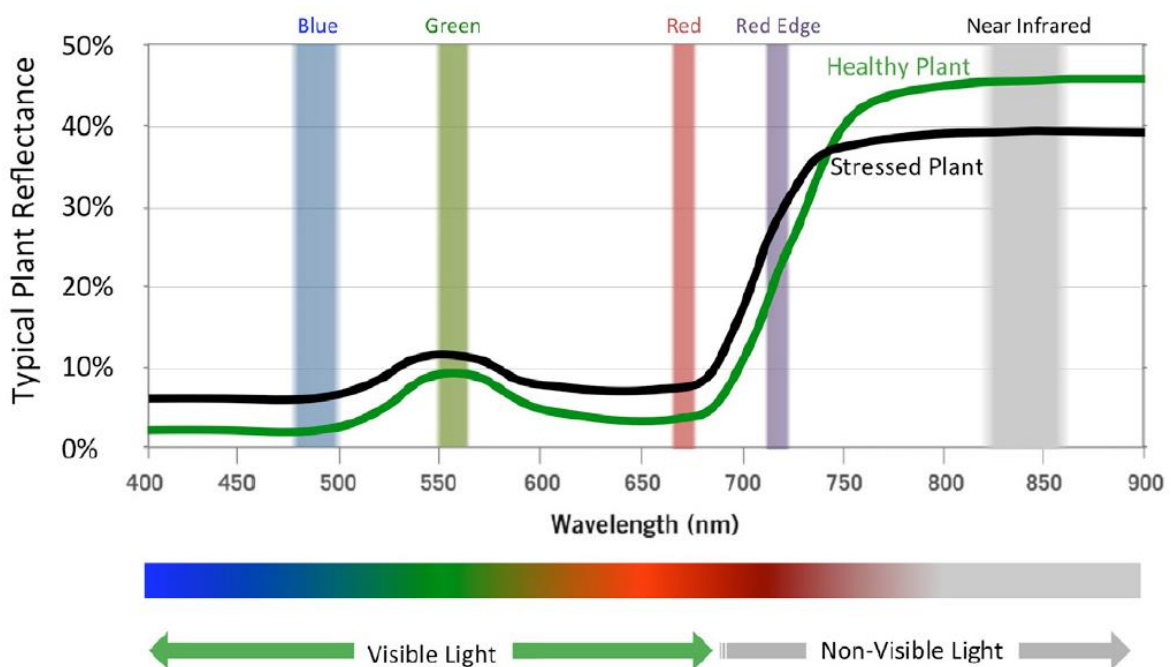
La plataforma *Phantom 4 Pro* de *DJI* se utilizó con los equipos estándar (sensor, radio, gimbal, etc.) con los que se comercializa la misma. Ningún cambio o adaptación se realizó a la plataforma o sensor para la realización de los vuelos y la toma de las imágenes. Los planes de vuelo se programaron y realizaron utilizando la aplicación gratuita para teléfonos

móviles con sistema operativo Android *Pix4D Capture* de Pix4D. Esta aplicación se escogió debido a su disponibilidad y facilidad de uso, en especial con las plataformas de *DJI*.

2.3.2 Aspectos técnicos del sensor

El sensor utilizado para la toma de las imágenes con el RPAS “CERES”, fue la cámara multiespectral *MicaSense RedEdge*, un sensor diseñado específicamente para el monitoreo y análisis de plantas y cultivos en agricultura. El sensor es capaz de captar información no solo en la región visible del espectro electromagnético (rojo-R, verde-V, azul-B) que va desde las longitudes de onda de los 400 nm hasta los 650 nm aproximadamente, sino también en la región del borde rojo (REDEGE, 720 nm a 730 nm) y el infrarrojo cercano (NIR casi 900 nm). La figura 2-5 muestra la ubicación de las cinco bandas discretas del espectro electromagnético donde el sensor capta información y dos firmas espectrales típicas de vegetación, una en estado saludable y otra de una planta bajo estrés.

Figura 2-5: Ubicación de las cinco bandas del sensor *MicaSense RedEdge*.



Fuente: Tomado de *MicaSense RedEdge Datasheet*, 2015.

El sensor fue diseñado para ser utilizado principalmente en plataformas RPAS por lo que cuenta también con un “GPS” integrado que registra la ubicación de la fotografía al

momento de la toma, información de gran utilidad para la construcción de los mosaicos más adelante. Por la misma razón, las imágenes de cada banda son capturadas de forma simultánea y no una después de la otra, para evitar posibles errores y distorsiones en los mosaicos.

Una de las características más importantes del sensor es que las bandas del rojo-R y Borde rojo-RE son más estrechas que las otras tres bandas (figura 2-5), aportándole una mayor sensibilidad para detectar variaciones más pequeñas de reflectancia en estas regiones, en especial para coberturas vegetales. La tabla 2-1 muestra las longitudes y anchos de banda del sensor *MicaSense RedEdge*.

Tabla 2-1: Longitudes de onda y anchos de banda del sensor *MicaSense RedEdge*.

Número de banda	Nombre de banda	Centro longitud de onda (nm)	Ancho de banda FWHM (nm)
1	Azul (<i>Blue</i>)	475	20
2	Verde (<i>Green</i>)	560	20
3	Rojo (<i>red</i>)	668	10
4	Infrarrojo cercano (<i>NIR</i>)	840	40
5	Borde rojo (<i>REDEEDGE</i>)	717	10

El sensor puede operar de forma independiente tomando fotografías cada cierto intervalo de tiempo o programarse para que siga los comandos de un autopiloto y tome las fotografías de acuerdo a los parámetros especificados en él.

La plataforma *Phantom 4 Pro* de *DJI* utilizó el sensor incorporado (FC6310) que viene con el equipo. Este sensor es un sensor óptico convencional de tres bandas que captan en la región del visible (rojo-R, verde-V y azul-B). Sin embargo, este sensor tiene un mayor grado de detalle (Megapíxeles) que el sensor *MicaSense RedEdge*. La tabla 2-2 muestra una comparación entre las diferentes características de los sensores utilizados en los vuelos.

Tabla 2-2: Características de los sensores utilizados.

Característica	Sensor MicaSense RedEdge (CERES)	Sensor FC6310 (Phantom 4 Pro)
Grado de detalle	1280 x 960 píxeles	4000 x 3000 píxeles
Distancia focal	5.5 mm	8.8 mm
Campo de visión (FOV)	47.2°HFOV	84° HFOV
Tasa de captura	1 captura por segundo (todas las bandas)	1 captura cada dos segundos
Formato de archivo	12-bit RAW, 16-bit TIFF	JPEG

2.3.3 Procesamiento digital de imágenes

Las imágenes fueron procesadas utilizando el software de construcción de mosaicos y fotogrametría *Pix4Dmapper Pro* con licencia adquirida por Agrosavia, siguiendo el flujo de trabajo de tres pasos que maneja el programa para la generación de los mosaicos, los modelos digitales de superficie y las correcciones geométricas y radiométricas.

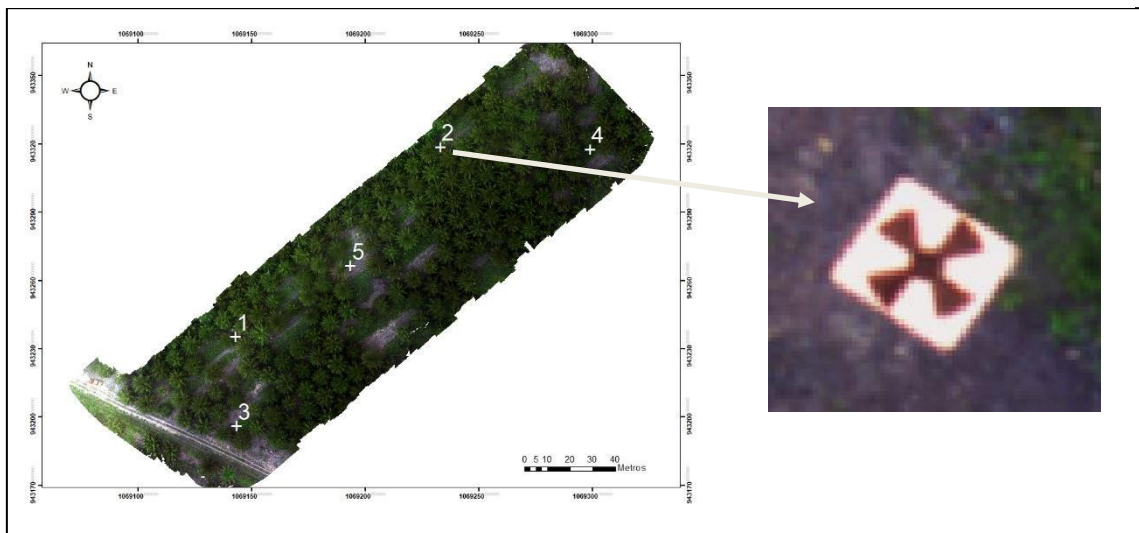
El equipo de cómputo utilizado para el procesamiento en *Pix4Dmapper Pro* se trataba de una estación de trabajo de grandes prestaciones técnicas (24 gb de memoria RAM, procesador de 10 núcleos y tarjeta de video dedicada *NVIDIA Quadro 4000*) para asegurar el correcto procesamiento de la información y los menores tiempos de entrega posibles.

2.3.4 Correcciones geométricas y radiométricas

Para realizar la corrección geométrica de las imágenes se utilizaron 5 puntos de control georreferenciados (también llamados *GCP* siglas en inglés *Ground Control Points*) con un equipo *GNSS* de precisión centimétrica *Topcon NET-G3* propiedad de Agrosavia y se materializaron en campo. Estos puntos se distribuyeron de forma uniforme sobre el área de estudio ubicando un cuadro de referencia en lona impermeable de color blanco y negro de 1 m x 1 m (también llamado *spot*) antes de cada vuelo con el fin de que fuesen visibles en las fotografías.

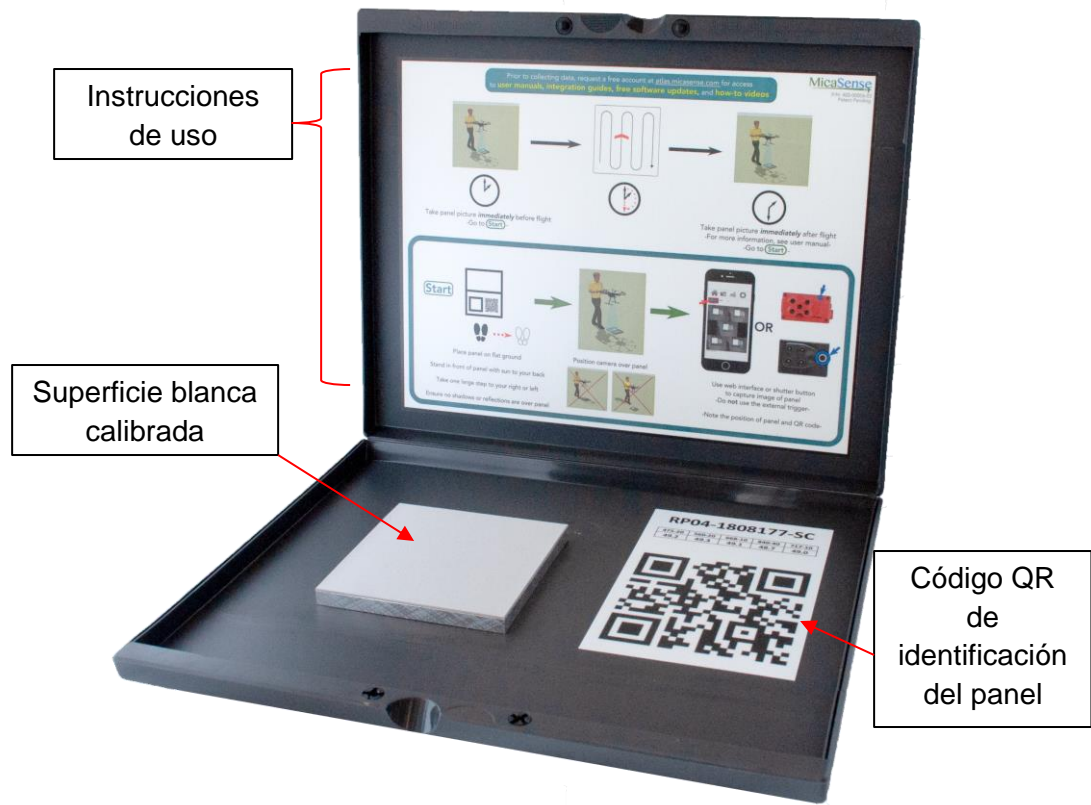
Los GCP se pos-procesaron utilizando los datos RINEX de una de las estaciones (VIVI) de la red MAGNA ECO del IGAC que se encuentra en el municipio de Villavicencio. Con los datos de la estación descargados para la fecha de la georreferenciación y los datos de la *Topcon NET-G3* se pos-procesaron en el programa propio del equipo llamado *Topcon Tools*. La figura 2-6 muestra la ubicación de los puntos en uno de los mosaicos y uno de los spot ubicado en campo.

Figura 2-6: Ubicación spots de campo en OFM obtenido con MicaSense RedEdge, combinación RGB. 27 de febrero 2018.



La corrección radiométrica se llevó a cabo sólo para las imágenes tomadas con el sensor *RedEdge de MicaSense* utilizando el panel de calibración de reflectancia que viene por defecto con el sensor. Este panel de calibración es una superficie blanca estándar diseñada para corregir radiométricamente las imágenes tomadas con el sensor *MicaSense RedEdge*. Para realizar la corrección fue necesario tomar una serie de fotografías del panel justo antes de iniciar el vuelo con las condiciones de iluminación más representativas de ese día (sin sombras o interferencias de otro tipo) y luego llevar dichas fotografías y los valores de reflectancia para cada banda entregados por el proveedor al programa *Pix4D* para la corrección radiométrica. En la figura 2-7 se observa el panel de calibración utilizado para realizar las correcciones.

Figura 2-7: Panel de reflectancia calibrado del sensor *MicaSense RedEdge*.



Para realizar la corrección, se utilizaron los valores de reflectancia por banda calibrados específicamente para el panel suministrado por el proveedor (Tabla 2-3).

Tabla 2-3: Valores del panel de reflectancia del sensor *MicaSense RedEdge*.

Banda	Promedio	Centro	Mínimo	Máximo
AZUL	0.71	0.71	0.7058	0.7119
VERDE	0.72	0.73	0.7224	0.7223
ROJO	0.72	0.72	0.7172	0.7262
BORDE ROJO	0.71	0.71	0.7061	0.7117
INFRARROJO CERCANO	0.65	0.65	0.6326	0.6658

2.4 Índices de vegetación

Se calcularon cuatro índices de vegetación (tabla 2-4) con la información de las cinco bandas espectrales del sensor *MicaSense RedEdge*, con el fin de identificar los síntomas asociados a la PC en las palmas del lote 2008-5 y teniendo en cuenta su capacidad para discriminar cambios y afecciones en la vegetación. La utilidad de los índices de vegetación y su funcionamiento radican en el comportamiento espectral de las plantas. Esto se debe a que la cantidad de radiación reflejada en la región del visible (400 a 700 nm) es muy baja en comparación con la cantidad reflejada en la región del infrarrojo cercano (NIR).

Esto es causado por factores como los pigmentos y la estructura interna de la hoja (Pinter, Jr. et al., 2013). Por consiguiente, la eficiencia en el proceso fotosintético, determinado por factores como fenología, senescencia o afectaciones determinarán la respuesta espectral observable y los resultados del contraste entre la radiación reflejada y absorbida por la planta, base de los índices de vegetación.

En este sentido, los índices de vegetación más utilizados para analizar el estado de salud de las plantas suelen incluir dos o más bandas de la región del visible (VIS) y el infrarrojo cercano (NIR). El NDVI, Índice de vegetación diferencial normalizado, ha sido uno de los más utilizados para el análisis de la vegetación en agricultura debido a su capacidad para discriminar el vigor vegetal en función de la cantidad de biomasa, el contenido de clorofila o la presencia de estrés en la planta. Este índice ha sido utilizado para monitorear el vigor vegetal (Tucker, Slayback, Pinzon, Ranga, & Taylor, 2001) y para la detección de enfermedades y plagas en la vegetación (LIU, W. T.; MASSANBANI, O.; NOBRE, 1994).

Por su parte, el GNDVI, es un índice de vegetación que cambia la banda del ROJO utilizada en el NDVI “tradicional” en su fórmula por la banda del VERDE, con el fin de discriminar mas eficientemente las variaciones en los contenidos de clorofila en la vegetación (Gitelson, Kaufman, & Merzlyak, 1994). Ha sido utilizado en trabajos de estimación de producción en palma de aceite con información espectral de imágenes satelitales *QuickBird* con resultados de precisión confiable entre lo estimado y lo encontrado en campo (Balasundram, Memarian, & Khosla, 2013).

El NGRDI, o Índice de Diferencia Normalizada Verde – Rojo, es un índice que utiliza solo la información espectral de las bandas de la región del visible para su cálculo,

específicamente de las bandas del VERDE y el ROJO. Éste índice, desarrollado por Gitelson, Kaufman, Stark, & Rundquist, (2002) como alternativa al tradicional NDVI y los índices que incluyen información de la banda del NIR, tiene la capacidad de discriminar más eficientemente los cambios en la vegetación debido a que utiliza información espectral de la región del visible que no se ve afectada por la humedad del suelo, la arquitectura del dosel y la estructura de las hojas (Aoki, M., Yabuki, K., Totsuka, T., & Nishida, 1986).

Tabla 2-4: Índices de vegetación calculados.

ÍNDICE	FORMULA	REFERENCIA
NDVI	$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$	(Rouse <i>et al.</i> 1974)
GNDVI	$GNDVI = \frac{(NIR - GREEN)}{(NIR + GREEN)}$	(Gitelson <i>et al.</i> 1994)
NDRE	$NDRE = \frac{(NIR - REDEGE)}{(NIR + REDEGE)}$	(Barnes <i>et al.</i> 2000)
NGRDI	$NGRDI = \frac{(GREEN - RED)}{(GREEN + RED)}$	(Gitelson <i>et al.</i> 2002)

2.5 Análisis de las imágenes

El análisis de las imágenes, los mosaicos, los índices de vegetación y la integración de toda la información espacial se hizo mediante el programa SIG *ArcGIS 10* con licencia de Agrosavia en el centro de investigación La Libertad. También se utilizó *ArcGIS* para el cálculo de los índices utilizando la herramienta *Raster Calculator*.

La información se organizó en capas vectoriales que incluían archivos *shape* de puntos (spots, palmas, etc.) y polígonos (lotes y linderos), capas *raster* con los archivos en formato TIFF de los ortofotomosaicos, los índices y las imágenes individuales y una capa de imagen satelital base para facilitar la orientación y el manejo de los datos.

Los mapas de clasificaciones orientadas a objetos se realizaron utilizando el programa *eCognition Developer 9* y *ArcGIS*. Con *eCognition* se construyeron las reglas y los parámetros para clasificar los OFM que luego se llevaron a *ArcGIS* para crear los mapas.

2.6 Programas utilizados

La tabla 2-5 muestra de forma resumida cada uno de los programas de computador y *software* utilizados para la toma, manejo, procesamiento y análisis de la información en el marco del proyecto.

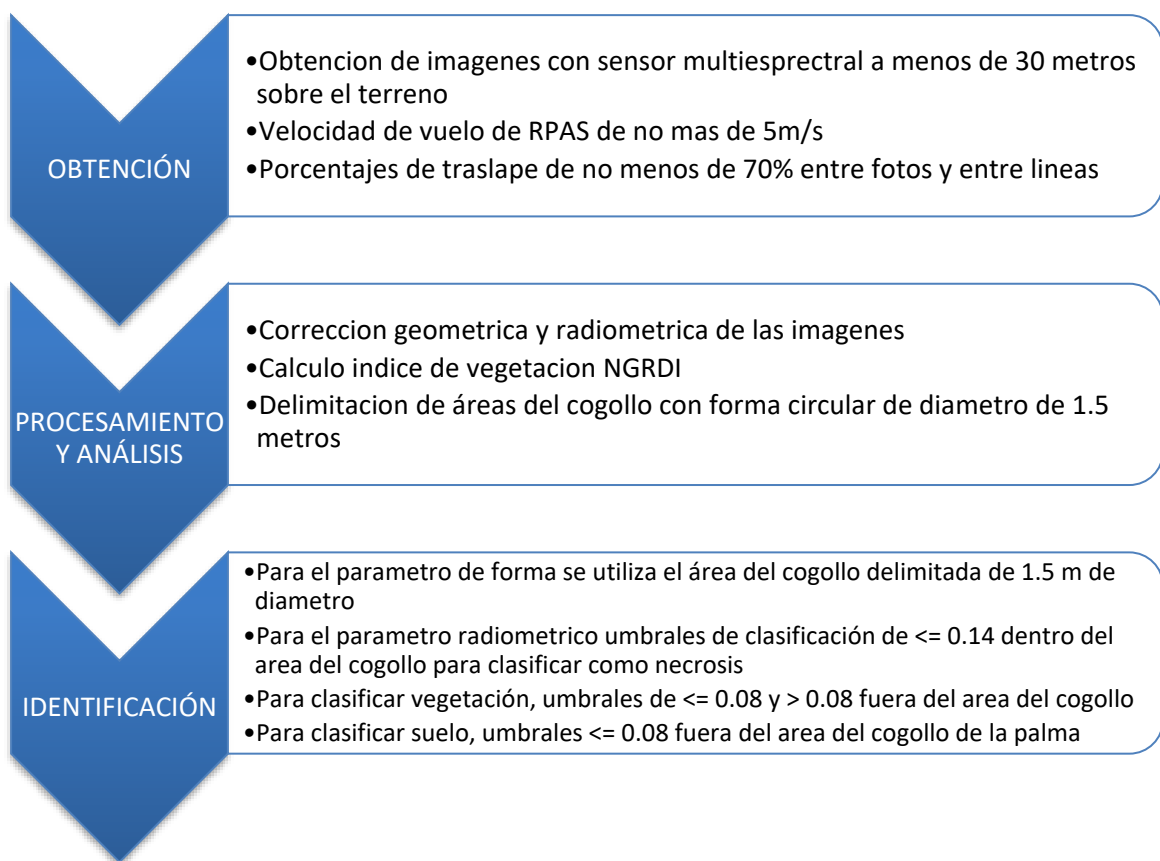
Tabla 2-5: Programas y aplicaciones utilizados.

Programa/software	Actividad	Licencia
<i>Mission Planner 1.3.58</i>	Software de programación y monitoreo de vuelos en tiempo real en PC	Licencia abierta (GPLv3)
<i>eCognition Developer 9</i>	Clasificación orientada a objetos.	Adquirida por Agrosavia
<i>Pix4Dcapture 4.4.0 (Android)</i>	Aplicación de programación y monitoreo de vuelos en tiempo real en Smartphone	Gratuita
<i>Topcon Tools v. 8.2.3</i>	Postproceso de GCPs.	Adquirida por Agrosavia
<i>Pix4Dmapper Pro v. 4.2.27</i>	Generación de ortofotomosaicos, DSM, corrección geométrica y radiométrica.	Adquirida por Agrosavia
<i>ArcGIS v. 10.2</i>	Integración y análisis de las imágenes, OFM y la información espacial.	Adquirida por Agrosavia

3. Resultados y discusión

La figura 3-1, muestra el esquema del método para la identificación de los síntomas de la pudrición del cogollo en palma de aceite utilizando parámetros radiométricos y geométricos en la clasificación orientada a objetos. En este método, la clasificación orientada a objetos clasifica la imagen de acuerdo a parámetros de forma (área del cogollo de las palmas) y parámetros radiométricos (umbrales de los valores del índice NGRDI) en tres categorías: necrosis, vegetación y suelo.

Figura 3-1: Esquema método de identificación de PC en palma de aceite



3.1 Obtención y procesamiento de la información

3.1.1 Calibración de plataformas y parámetros de vuelo

Durante el proceso de definición de la altura óptima de vuelo para discriminar los síntomas de la enfermedad, se realizó un vuelo de referencia a cien metros de altura sobre el terreno (AGL) con la plataforma *Phantom 4 Pro* y el sensor RGB (Tabla 3-1), permitiendo observar de forma clara la región del cogollo (Figura 3-2). Este sensor permitió identificar sólo una de las dos palmas con PC en grado avanzado (Figura 3-3) mientras que en la otra palma (Figura 3-4) no se observó el mismo síntoma asociado a PC.

Tabla 3-1: Características del vuelo de referencia.

Plataforma	Sensor	Tamaño de imagen	Altura de vuelo (AGL)	Resolución espacial	Resolución espectral	Velocidad
Phantom 4 Pro	FC330_3.6	4000 x 3000	100 metros	1.73 cm/pixel	3 bandas (RED, GREEN, BLUE)	5 m/s

Figura 3-2: Ortofotomosáico vuelo de referencia en RGB

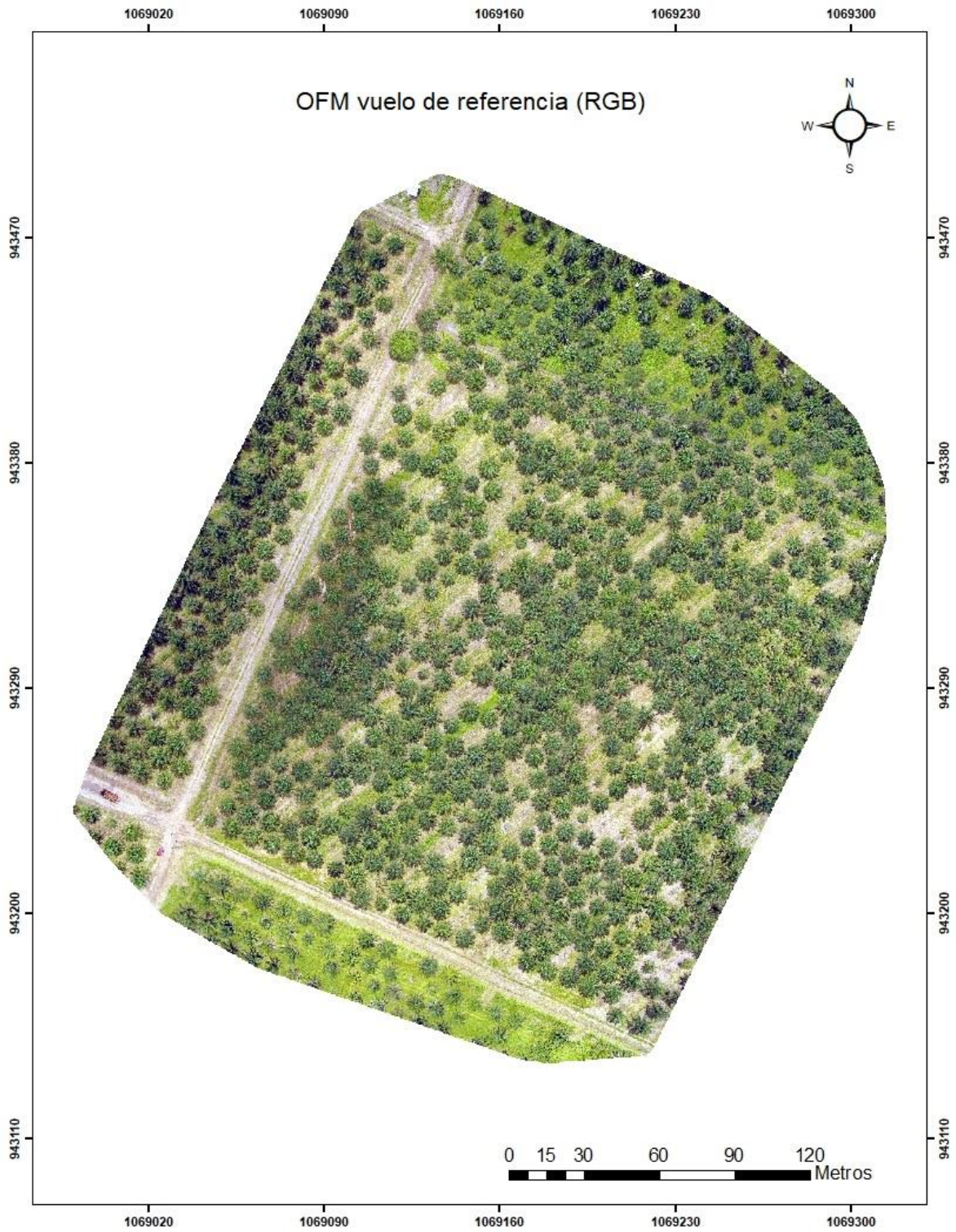


Figura 3-3: Palma identificada con grado avanzado (Línea 15, palma 1).



Figura 3-4: Palma no identificada con grado avanzado (Línea 9, palma 12).



La identificación de palmas con síntomas asociados a grados de severidad iniciales no fue posible con el OFM generado con este sensor a esta altura. Esto se evidenció en lo encontrado en las palmas 7 y 9 de la línea 11 (figuras 3-5 y 3-6 respectivamente), en las cuales los síntomas de la enfermedad no se lograron observar.

Figura 3-5: Palma no identificada con grado inicial de PC (línea 11, palma 7).

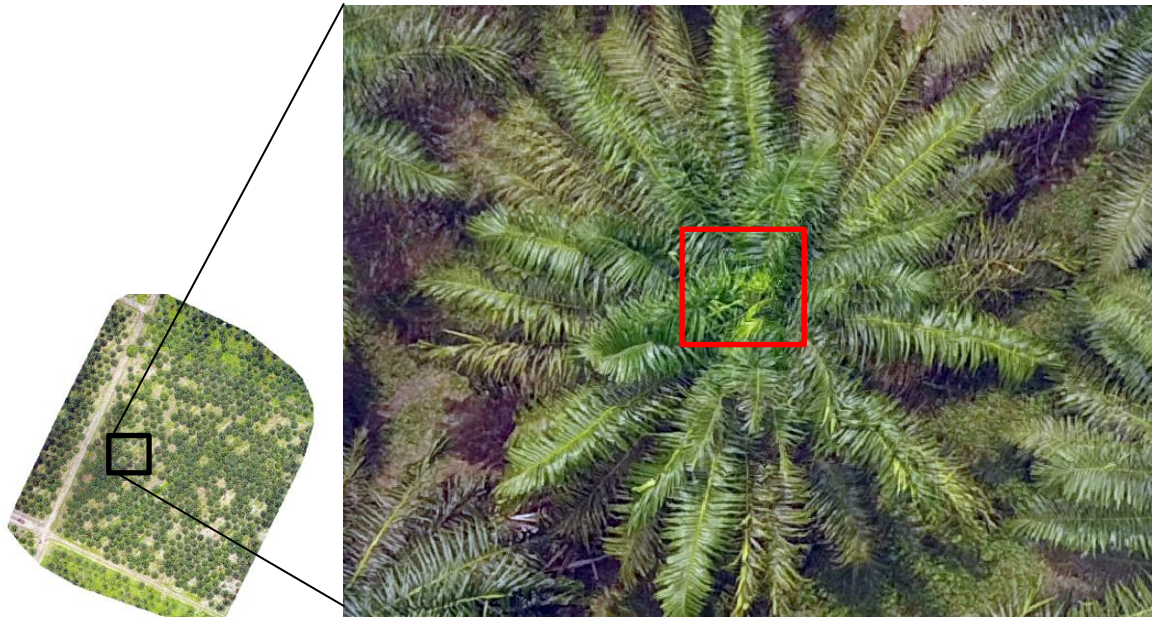


Figura 3-6: Palma no identificada con grado inicial de PC (línea 11, palma 9).



En la figura 3-7 se presenta la palma 17 de la línea 10 en la cual se aprecia la ausencia de emisión de flechas en la zona del cogollo (grado cráter).

Figura 3-7: Palma identificada con grado cráter de PC (línea 10, palma 17).



El análisis del OFM generado a partir de este vuelo de referencia evidenció la necesidad de disminuir la altura de vuelo para poder discriminar los diferentes grados de severidad de la enfermedad. La tabla 3-2 muestra las características de los tres vuelos realizados con el sensor *MicaSense RedEdge*.

Tabla 3-2: Características de los vuelos realizados.

Fecha	Plataforma	Sensor	Tamaño de imagen	Altura de vuelo (AGL)	Resolución espacial	Resolución espectral	Velocidad
19 de mayo de 2017	CERES USB-Agrosavia	Micasense RedEdge	1280 x 960	60 metros	4.2 cm/pixel	5 bandas (RED, GREEN, BLUE, NIR Y REEDGE)	5 m/s
26 de julio de 2017	CERES USB-Agrosavia	Micasense RedEdge	1280 x 960	30 metros	2.1 cm/pixel	5 bandas (RED, GREEN, BLUE, NIR Y REEDGE)	5 m/s
27 de febrero de 2018	CERES USB-Agrosavia	Micasense RedEdge	1280 x 960	30 metros	2.23 cm/pixel	5 bandas (RED, GREEN, BLUE, NIR Y REEDGE)	5 m/s

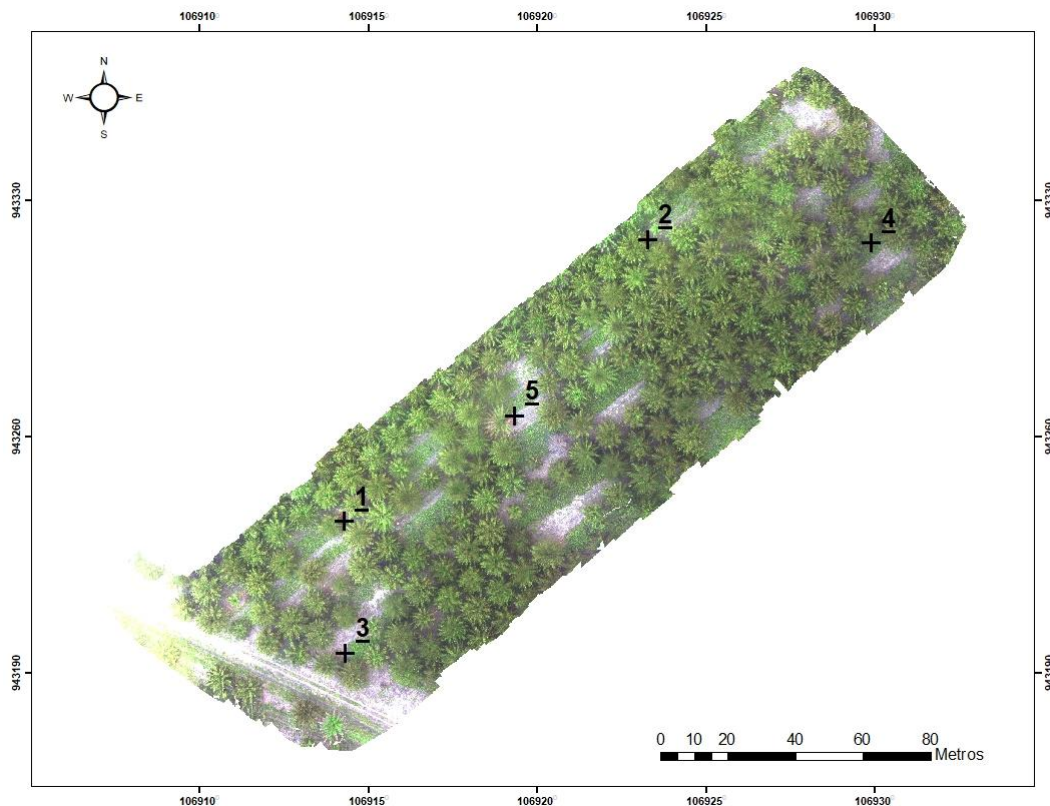
Los porcentajes de traslape entre fotografías se mantuvieron por encima del 60% y más de 30% entre líneas con el fin de garantizar la construcción de los mosaicos y obtener imágenes de calidad de acuerdo a lo reportado por Darwin, Ahmad, & Zainon, (2014).

3.1.2 Correcciones geométricas y radiométricas

La corrección geométrica de las imágenes se llevó a cabo utilizando cinco puntos de control en campo o GCPs levantados y materializados con un equipo GNSS de precisión submétrica *Topcon Net-G3*. Los datos de estos puntos fueron postprocesados con los datos de una de las estaciones base (VIVI) de la red geodésica nacional del IGAC más cercana localizada Villavicencio. Esta corrección geométrica se aplicó para los mosaicos de las fechas del 26 de julio de 2017 y 27 de febrero de 2018.

El postproceso se realizó con el programa *Topcon Tools* utilizando los datos RINEX descargados de la misma fecha del levantamiento de los puntos en campo (figura 3-8).

Figura 3-8: Puntos GCP sobre los spots de campo.



La tabla 3-3 muestra los cinco puntos corregidos con los errores (RMSE) luego de efectuado el postprocesamiento con los datos RINEX de la estación de la red geodésica del IGAC en el sistema de coordenadas MAGNA-SIRGAS:

Tabla 3-3: Puntos GCP postprocesados y errores.

Id	X	Y	Z	Horz RMS (m)	Vert RMS (m)
1	1069142.86	943235.228	328.184	0.011	0.024
2	1069232.99	943318.762	327.779	0.017	0.082
3	1069143.34	943196.176	328.128	0.034	0.022
4	1069298.94	943317.665	326.449	0.019	0.078
5	1069193.49	943266.525	327.966	0.016	0.030

Una vez postprocesados, estos puntos se incluyeron en el primer paso (procesamiento inicial) de procesamiento de *Pix4Dmapper Pro* para corregir geoméricamente los ortofotomosaicos. Esta corrección geométrica se aplicó para los ortofotomosaicos de los vuelos del 26 de julio de 2017 y 27 de febrero de 2018. La tabla 3-4 y 3-5 muestra los valores de error de la corrección para los mosaicos de las dos fechas mencionadas respectivamente luego de terminado el proceso.

Tabla 3-4: Precisión de localización de los GCP y errores medios, vuelo 26 de julio de 2017.

Nombre de GCP	Precisión en X/Y/Z (m)	Error X (m)	Error Y (m)	Error Z (m)	Proyección del Error (pixel)	Marca / Verificada
0 (3D)	0.020/ 0.020	0.041	0.002	-0.007	0.144	60 / 60
1 (3D)	0.020/ 0.020	-0.012	0.016	0.012	0.222	44 / 45
2 (3D)	0.020/ 0.020	-0.027	-0.013	0.006	0.043	85 / 85
3 (3D)	0.020/ 0.020	0.003	-0.013	-0.011	0.037	22 / 22
4 (3D)	0.020/ 0.020	-0.002	0.008	-0.003	0.067	45 / 45
Promedio (m)		0.000405	-0.000363	-0.000648		
Sigma (m)		0.022718	0.011489	0.008470		

RMS error (m)		0.022721	0.011494	0.008494		
----------------------	--	----------	----------	----------	--	--

Los resultados de las correcciones geométricas con los GCP postprocesados fueron más que aceptables teniendo en cuenta que los RSME por pixel fueron de menos de 1, como lo señalan Laliberte, Herrick, Rango, & Winters, (2010), quienes consideran que este tipo de error es el más deseable para imágenes aéreas.

Nombre de GCP	Precisión en X/Y/Z (m)	Error X (m)	Error Y (m)	Error Z (m)	Proyección del Error (pixel)	Marca / Verificada
0 (3D)	0.020/ 0.020	0.045	0.009	-0.001	0.064	59 / 59
2 (3D)	0.020/ 0.020	-0.023	-0.019	0.000	0.032	108 / 108
3 (3D)	0.020/ 0.020	0.002	-0.001	0.000	0.290	72 / 76
4 (3D)	0.020/ 0.020	-0.023	0.011	0.001	0.375	87 / 102
Promedio (m)		-0.000080	0.000075	0.000034		
Sigma (m)		0.027807	0.011827	0.000646		
RMS error (m)		0.027807	0.011827	0.000647		

La corrección radiométrica de las imágenes se realizó para las imágenes tomadas con la cámara *MicaSense Rededge* con un panel de calibración diseñado específicamente para el sensor multiespectral. Se tomó una serie de imágenes del panel en condiciones de iluminación óptimas (sin sombras) antes del vuelo con el mismo sensor *MicaSense RedEdge*.

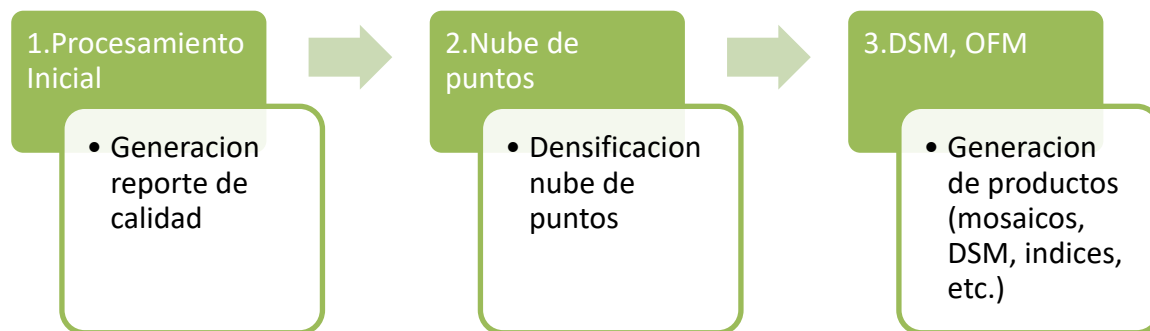
Las fotografías del panel en las cinco bandas del sensor *MicaSense RedEdge* se llevaron al programa *Pix4D mapper Pro* para realizar la corrección durante el procesamiento de las imágenes. Utilizando los valores de reflectancia del panel para cada una de las bandas (tabla 3-3) se corrigieron las imágenes convirtiendo los valores digitales de los pixeles en valores de reflectancia.

3.1.3 Construcción de ortofotomosaicos

Los ortofotomosaicos fueron construidos utilizando el programa *Pix4D mapper Pro* con licencia adquirida por AGROSAVIA. Las imágenes de los cuatro vuelos fueron procesados en su totalidad con este programa debido a su facilidad de uso y versatilidad en cuanto al manejo de la información y los productos que genera. El programa sigue un flujo de trabajo sencillo de tres pasos que da libertad para configurar todos los parámetros de procesamiento y calidad de los resultados de acuerdo a las capacidades técnicas del equipo donde se encuentre instalado y el tiempo del que dispone el usuario. La figura 3-9

muestra de forma general los tres pasos del procesamiento y los resultados que genera cada uno:

Figura 3-9: Esquema general de procesamiento en *Pix4D mapper Pro*.



El número de fotografías obtenidas en el vuelo de referencia del 25 de mayo de 2017 fue de 254 en total. De éstas, *Pix4Dmapper Pro* utilizó 244 para la construcción del OFM.

El vuelo realizado el 19 de mayo de 2017 a 60 metros de altura sobre el terreno, con el sensor *MicaSense RedEdge* en la plataforma “CERES” USB-Agrosavia entregó 1900 fotografías en total, de las cuales todas fueron utilizadas por el programa *Pix4Dmapper Pro* para la generación de los mosaicos. En el vuelo del 26 de julio de 2017 se obtuvieron 1281 imágenes, *Pix4Dmapper Pro* utilizó 1260 para la construcción del mosaico.

Para el vuelo realizado el 27 de febrero de 2018 a 30 metros de altura sobre el terreno se obtuvo un total de 2155 fotografías individuales de las cuales el programa utilizó 2100 para la construcción de los mosaicos.

La tabla 3-5 muestra de forma resumida el total de fotos obtenidas por los vuelos y el total de fotos procesadas en *Pix4Dmapper Pro*.

Tabla 3-5: Fotografías tomadas por vuelo y usadas en la creación de los OFM.

Vuelo	Fotografías obtenidas	Fotografías usadas por <i>Pix4Dmapper Pro</i>
19 de mayo de 2017	1900	1900

26 de julio de 2017	1281	1260
27 de febrero de 2018	2155	2100

Luego de la generación de los OFM se construyó la composición de la imagen multiespectral con el programa SIG *ArcGIS* con el fin de manejar todas las bandas en un solo archivo de cada vuelo.

3.2 Discriminación de los síntomas asociados a Pudrición del Cogollo: análisis de mosaicos

Durante la evaluación efectuada en campo, mediante censo en tierra, en compañía de la fitopatóloga y los técnicos se encontraron palmas con diferentes grados de severidad de PC en el lote, las cuales se seleccionaron para su posterior análisis, el cual consistió en contrastar lo encontrado en campo con lo observado en el OFM. Adicionalmente, en la medida que fue posible, se tomaron algunas fotografías a nivel del suelo de las plantas con una cámara profesional que permitiera observar los síntomas de los diferentes grados en el cogollo de las plantas.

La discriminación de los síntomas asociados a PC empezó con un análisis de los ortofotomosaicos de las diferentes fechas de vuelo teniendo en cuenta la ubicación espacial de las palmas observadas en campo, el grado de severidad de la enfermedad determinado durante la evaluación en tierra y la respuesta espectral de los individuos en particular en la zona del cogollo. Las plantas seleccionadas durante las evaluaciones en tierra se presentan en la tabla 3-6.

Tabla 3-6: Palmas de interés seleccionadas en la evaluación en campo.

Fecha	Línea	Palma	Grado de severidad enfermedad
19 Mayo 2017	15	1	5
	10	17	cráter
26 de julio 2017	25	18	Sana
	22	12	cráter

	23	3	cráter
	25	17	4
	21	6	4
	23	4	4
	25	1	2
	25	4	2
27 febrero 2018	22	7	3R
	23	3	2
	23	19	4
	23	22	4
	23	14	1R
	25	3	2
	24	5	5

R= reincidente

3.2.1 Análisis de ortofotomosaicos en RGB

Se realizó un primer vuelo exploratorio con el sensor *MicaSense RedEdge* a una altura de 60 metros (AGL) el 19 de mayo de 2017 aplicando la corrección radiométrica mencionada en el punto 3.1.2. El análisis del OFM obtenido (figura 3-10) no permitió observar a detalle el cogollo de las palmas debido a que se encontraron distorsiones que dificultaron la diferenciación de las flechas y los síntomas característicos de la enfermedad aún en palmas con grado de severidad avanzado (figura 3-11). A pesar de las distorsiones presentes en la imagen, se logró observar una palma con grado cráter (figura 3-12).

Figura 3-10: Ortofotomosaico 19 de mayo 2017, combinación RGB.

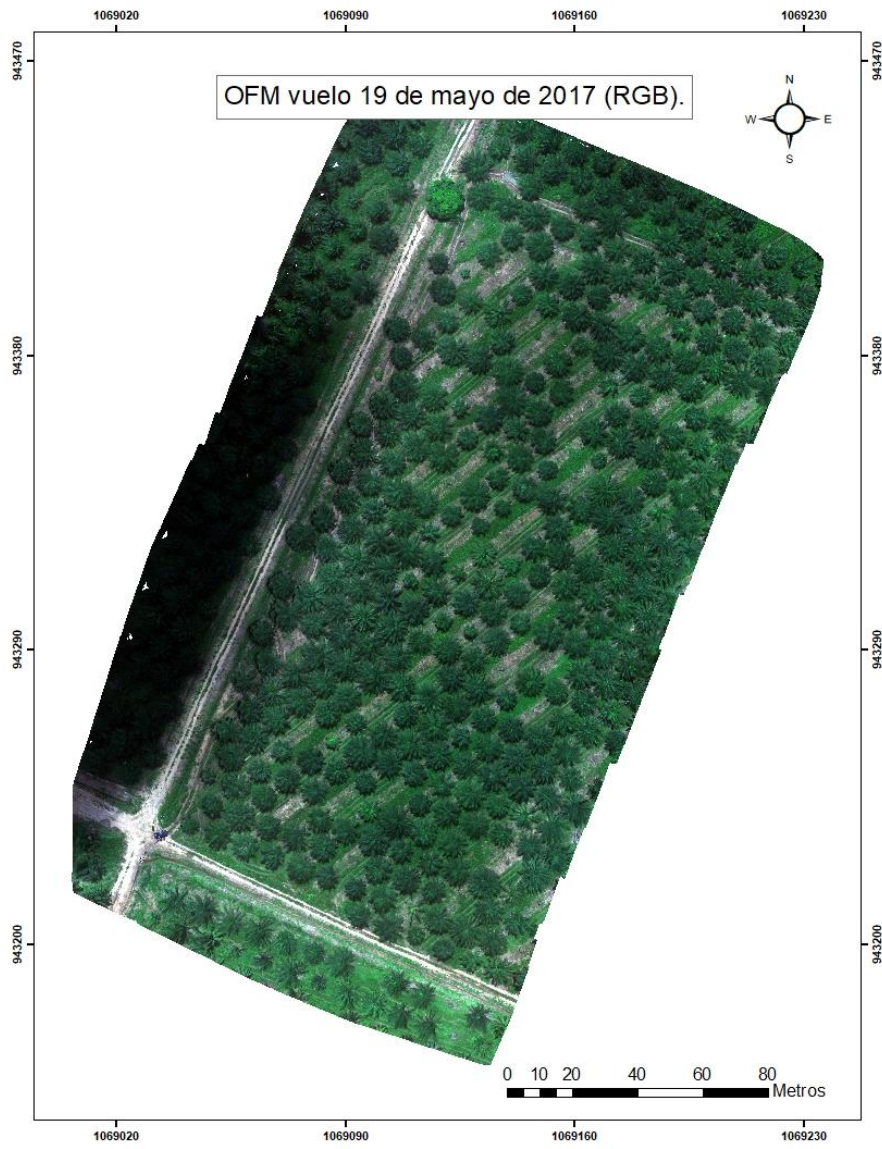


Figura 3-11: Palma con grado avanzado de severidad, observada en el OFM del 19 de mayo de 2017 (línea 15, palma 1).

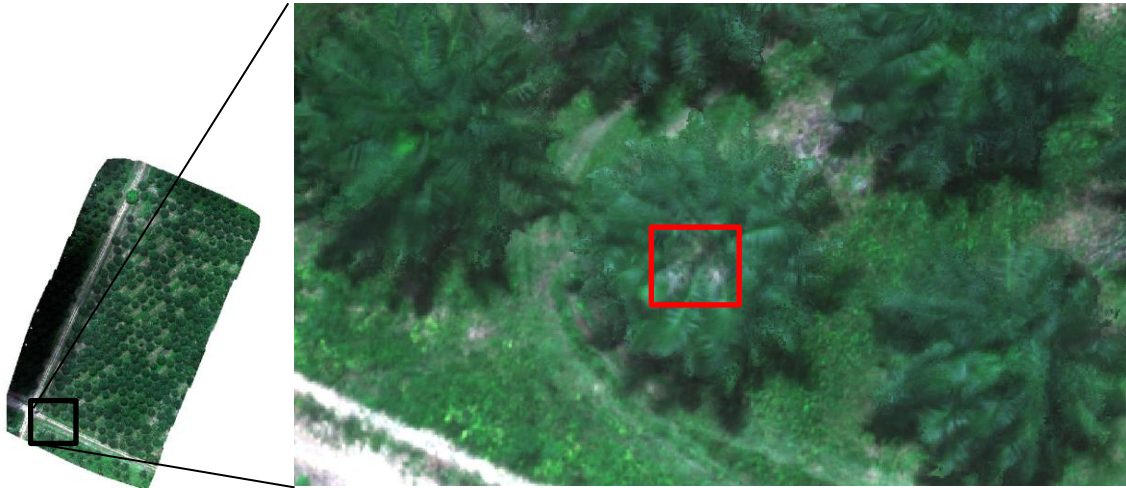
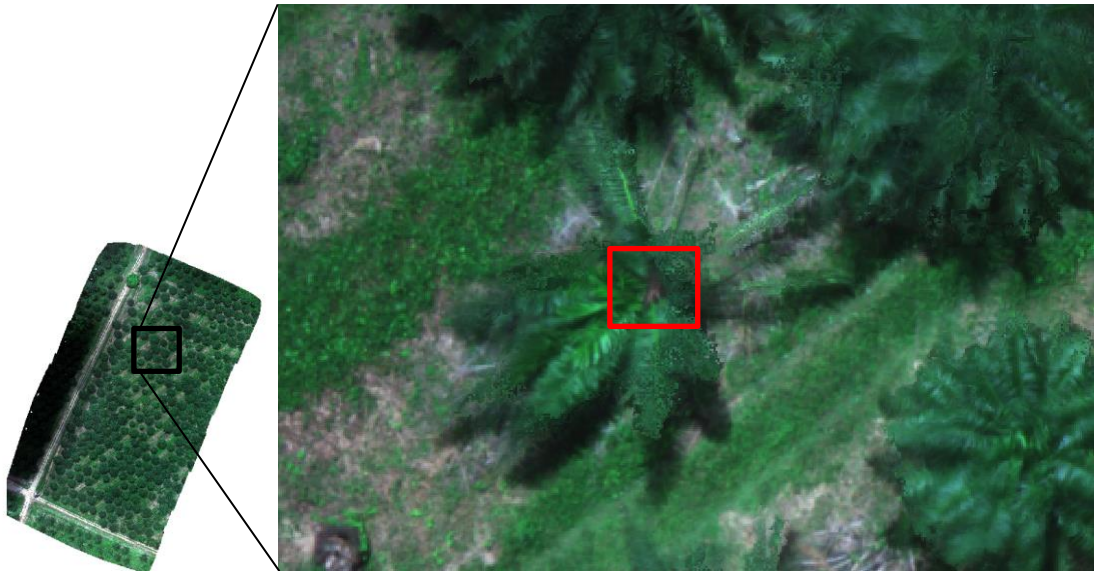
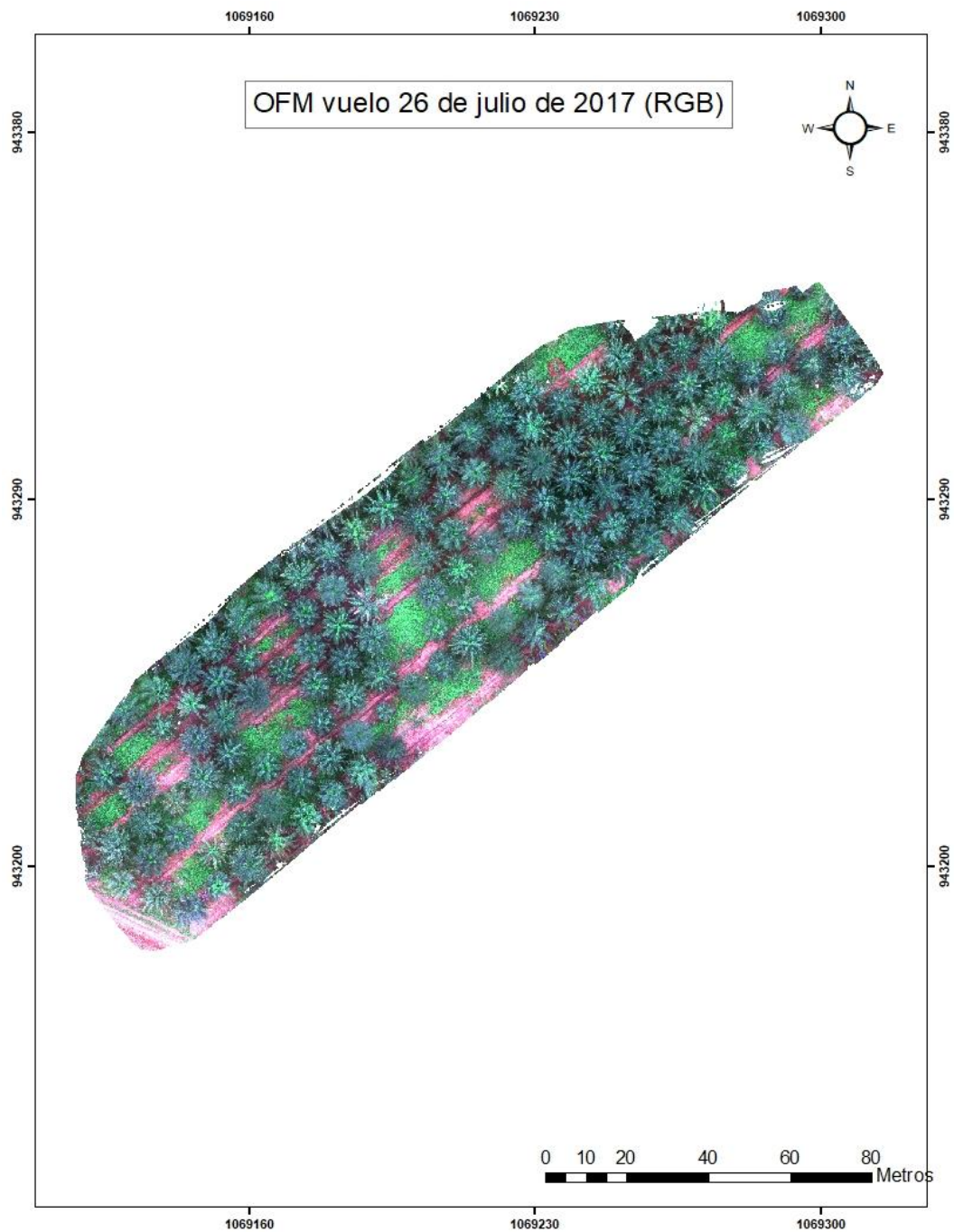


Figura 3-12: Palma con grado cráter observada en el OFM del 19 de mayo de 2017 (línea 10, palma 17).

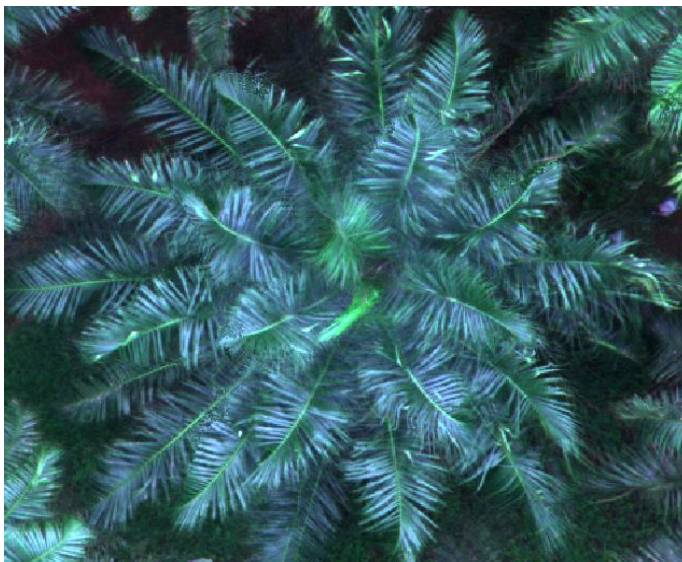


En la figura 3-13 se presenta el mosaico obtenido a partir del vuelo del 26 de julio de 2017 con el sensor *MicaSense RedEdge* a 30 metros (AGL). Para este OFM se aplicó la corrección geométrica y radiométrica descrita en el punto 3.1.2.

Figura 3-13: OFM del 26 de julio de 2017 (composición RGB).

Como punto de partida para el análisis de la discriminación de los síntomas asociados a la PC, se tuvieron en cuenta las zonas del OFM con las palmas sanas identificadas en la evaluación en campo (figura 3-14).

Figura 3-14: Palma sana observada en el OFM del 26 de julio de 2017 e identificada en la evaluación de campo (línea 25, palma 18).



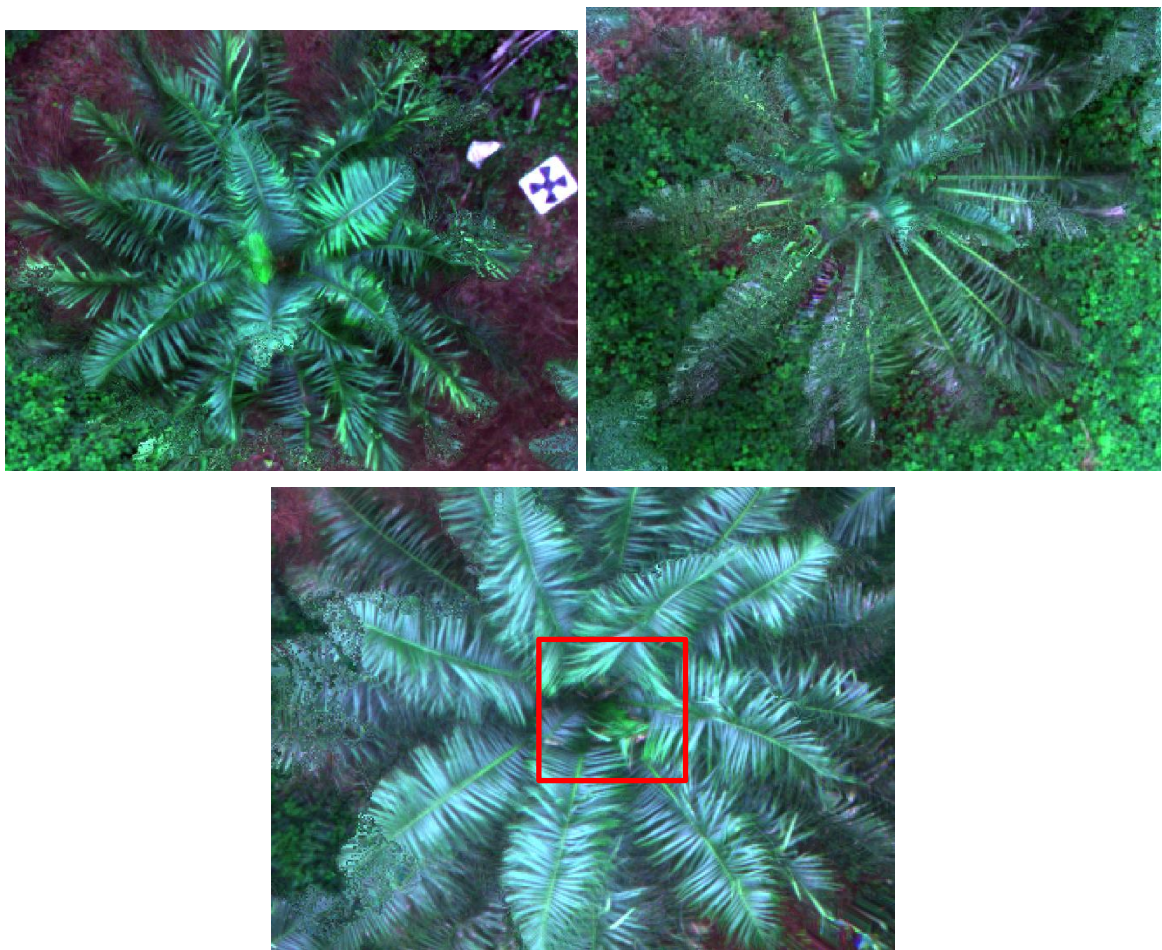
A continuación, se presenta un análisis de las palmas en estudio en la región del visible del espectro electromagnético (RGB). En la figura 3-15 se muestra una palma con grado cráter en la cual se observa de forma clara la ausencia de emisión de flechas. En contraste, en otra palma con el mismo grado de severidad, se observa necrosis en la base de las hojas jóvenes pero, aparentemente, el cogollo está un poco cerrado y probablemente debido a esto no se logra observar la falta de nuevas emisiones foliares en esta combinación de bandas.

Figura 3-15: Palmas con grado de severidad cráter (Izquierda=síntomas visibles, línea 22 palma 12. Derecha= síntomas no visibles, línea 23 palma 3).



Las palmas con grados avanzados (grado 4) de la enfermedad se muestran en la figura 3-16. Para el caso de las plantas de la línea 21 palma 6 y línea 23 palma 4 (arriba izquierda y arriba derecha respectivamente) se observan los síntomas de PC en el cogollo, pero las flechas no se distinguen, lo cual no permite definir el grado exacto de severidad en estas palmas. Por otro lado, la planta de la línea 25 palma 17 (abajo) presenta el cogollo un poco más cerrado, aunque se logra apreciar un poco las emisiones nuevas (flechas) con una coloración marrón que indica la presencia de necrosis.

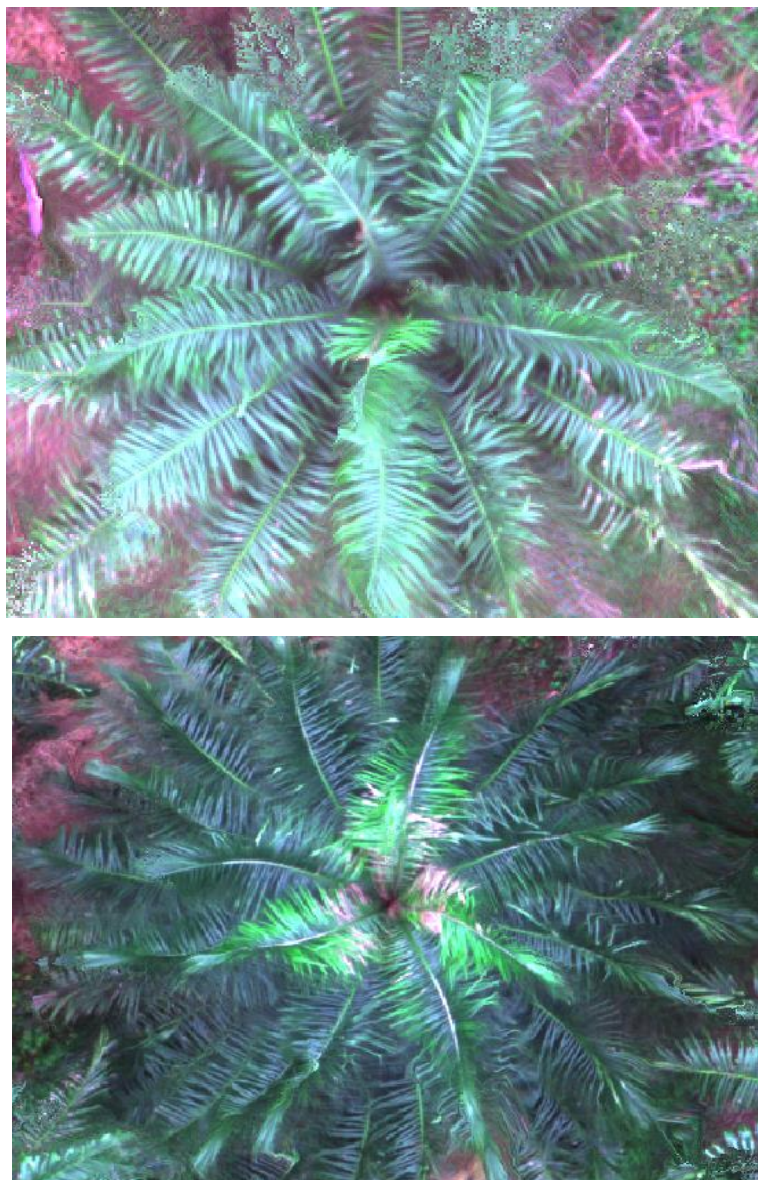
Figura 3-16: Palmas identificadas con grados avanzados de PC observadas en el OFM del 26 de julio de 2017.



En la figura 3-17 se muestran palmas que presentan grados iniciales de PC. En la zona del cogollo, se distingue la necrosis de los tejidos foliares representada en la coloración marrón en esta región de la planta. En la imagen superior de la figura (línea 25 palma 1), se logra observar un poco las flechas aunque no se distingue su grado de afectación. En la imagen inferior (línea 25 palma 24), se observan las áreas de secamiento en las hojas

jóvenes (lo cual indica la reincidencia de esta palma) y la necrosis en el centro del cogollo, sin embargo, no se distinguen con claridad las flechas.

Figura 3-17: Palmas identificadas con grados iniciales de PC observadas en el OFM del 26 de julio de 2017.



Es relevante señalar que en las figuras 3-18, 3-19 y 3-20 se muestra el cambio en la expresión de los síntomas de PC en tres fechas diferentes en una palma en particular.

Figura 3-18: Línea 22 palma 12. 25 de mayo de 2017. RPAS Phantom 4 Pro (RGB).



Figura 3-19: Línea 22 palma 12. 26 de julio de 2017. RPAS “CERES” RedEdge.

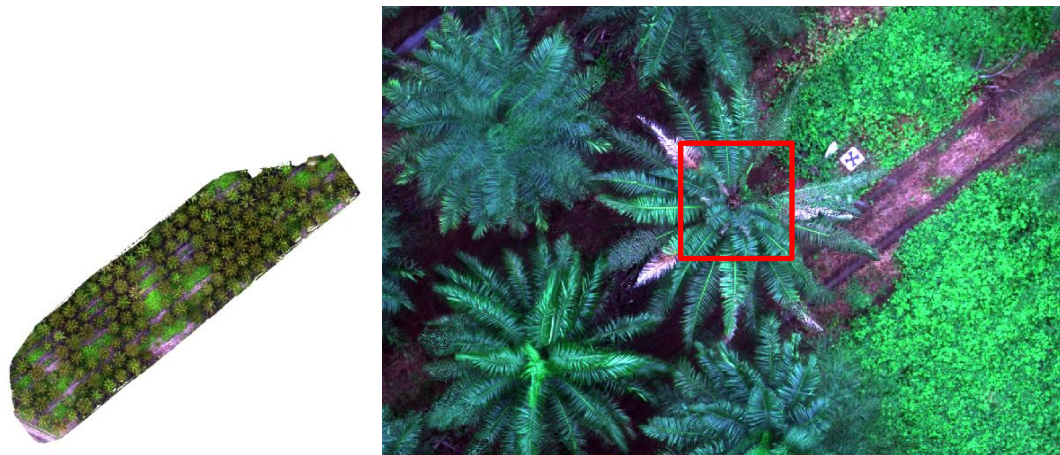
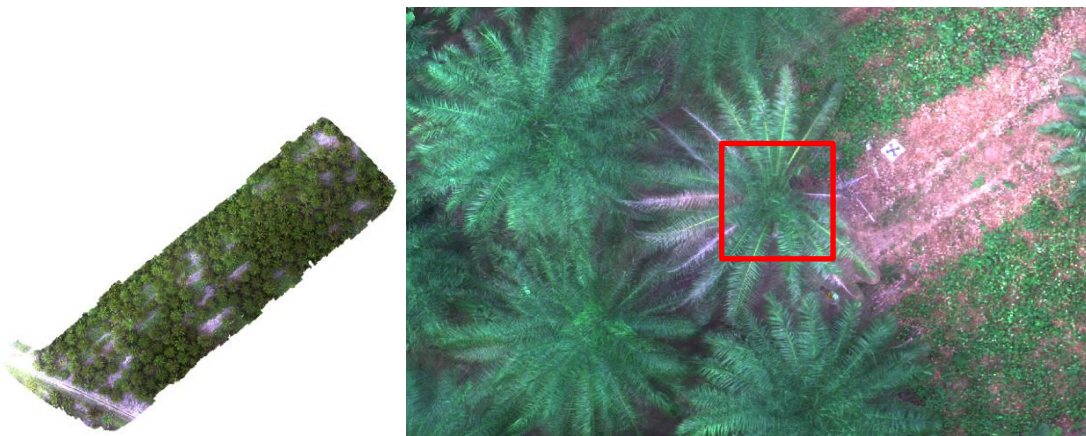


Figura 3-20: Línea 22 palma 12. 27 de febrero de 2018. RPAS “CERES” RedEdge.



3.2.2 Análisis de ortofotomosaicos en bandas individuales

Debido a que con la combinación de bandas RGB no fue posible discriminar entre los distintos grados de severidad de la enfermedad, se procedió a realizar un análisis preliminar de los valores de las bandas individuales y se calcularon los índices de vegetación propuestos a partir de las mismas (tabla 2-4). Los índices fueron calculados para los mosaicos de las fechas de 26 de julio de 2017 y del 27 de febrero de 2018, debido a que ambos contaban con correcciones geométricas y radiométricas.

Inicialmente se realizó un análisis para observar qué bandas discriminaban los síntomas de PC en todos sus grados, encontrándose que las bandas del ROJO y el NIR fueron las regiones que permitieron diferenciar más claramente los daños ocasionados por la enfermedad. Como punto de partida se analizó una de las palmas sanas (línea 25 palma 18) que se identificaron durante el censo en tierra (figura 3-21), en la cual se encontraron valores de reflectancia para la banda del ROJO que oscilaron entre 0.01 y 0.03 en el área del cogollo y entre 0.02 y 0.04 para las hojas; en la región del NIR se hallaron valores de reflectancia que variaron entre 0.51 y 0.6 en la zona del cogollo y valores de 0.73 a 0.83 en la hojas.

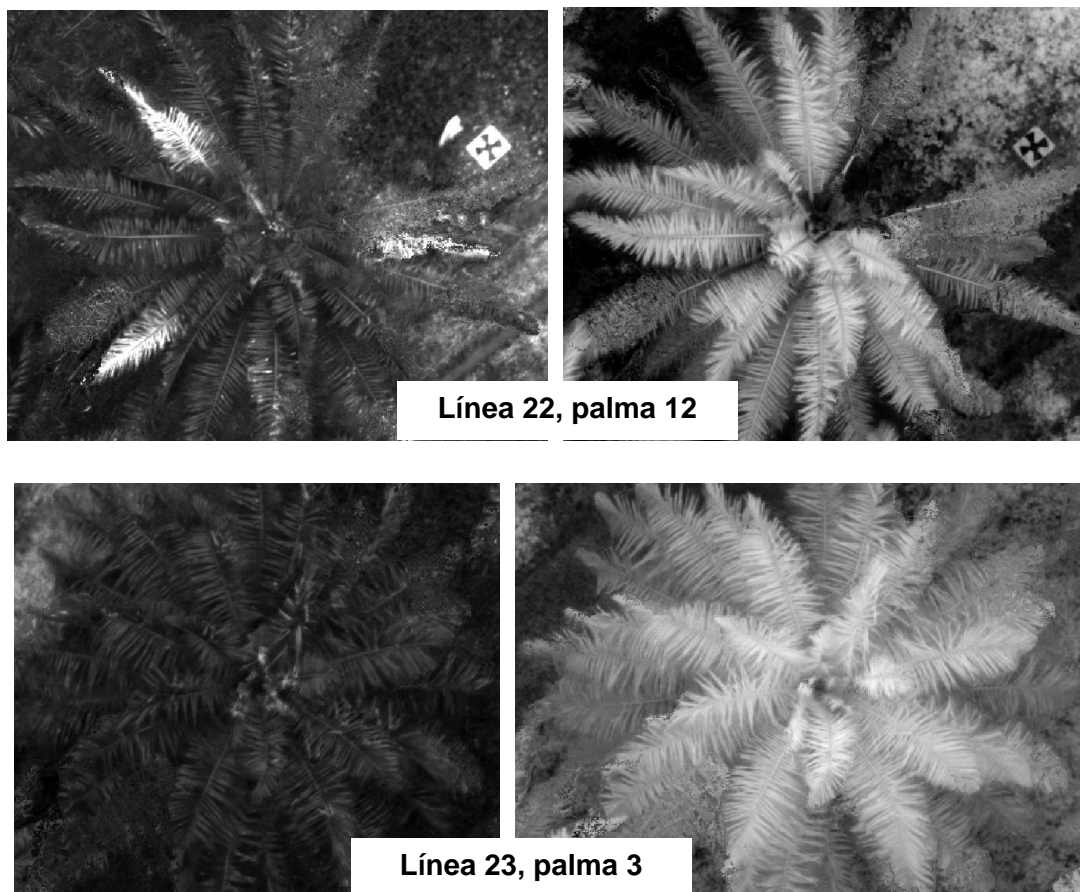
Figura 3-21: Palma sana identificada y observada en las bandas del ROJO (izquierda) y NIR (derecha) del 26 de julio de 2017.



Para las palmas con grado cráter, la reflectancia en el ROJO osciló entre 0.06 y 0.09 para la zona del cogollo afectada (línea 22 palma 12) y para las áreas necróticas de las hojas (línea 23 palma 3); mientras que las hojas sanas presentaron valores de 0.03 a 0.04. La

reflectancia en el NIR varió entre 0.21 y 0.3 para la zona del cogollo afectada (línea 22 palma 12) y entre 0.44 y 0.55 para las áreas necróticas de las hojas (línea 23 palma 3); las hojas sanas mostraron reflectancia entre 0.61 y 0.73. Entre estas dos regiones del espectro se tuvo un mayor contraste visual con el ROJO (figura 3-22).

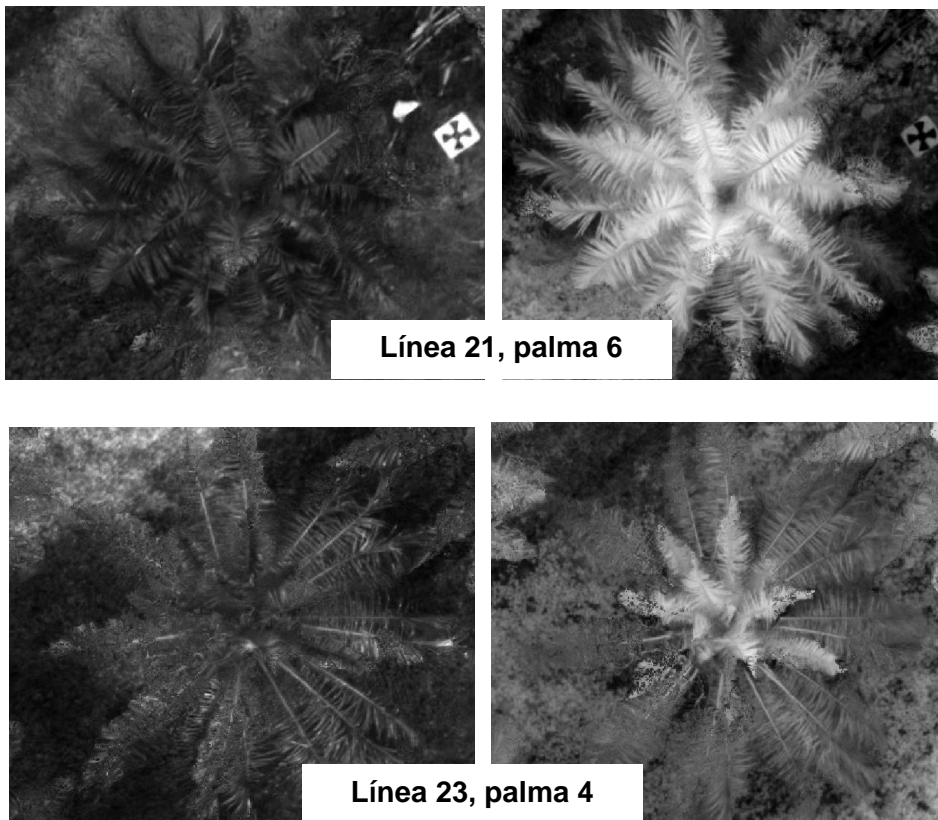
Figura 3-22: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado cráter.

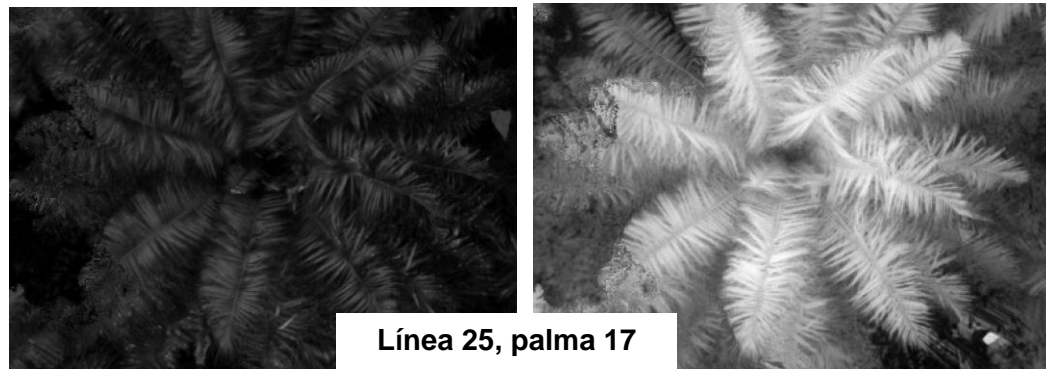


En la figura 3-23 se presentan los casos de las palmas que mostraron grados avanzados de PC. Para la planta de la línea 21 palma 6, se observó que las imágenes en la banda del ROJO no discriminaron los síntomas de la enfermedad como sí lo hizo la imagen en RGB, es decir, los valores de reflectancia fueron similares entre las áreas afectadas y las áreas sanas (valores de reflectancia entre 0.03 a 0.04); para la región del NIR, se obtuvieron valores entre 0.36 y 0.39 en la zona del cogollo y entre 0.72 y 0.8 para las hojas sanas (figura B). La palma 23-4 mostró un comportamiento similar en la región del ROJO, donde la reflectancia tanto para la zona del cogollo como para las hojas sanas osciló entre 0.03 y 0.04; en la banda del NIR la reflectancia varió entre 0.38 y 0.42 en el cogollo, 0.41 a 0.51

en las hojas adultas y entre 0.66 y 0.72 en las hojas jóvenes, esta diferencia de reflectancias se observa claramente en la imagen de la línea 25 palma 17 e indica que esta palma se encuentra en proceso de recuperación después de la remoción del tejido enfermo (cirugía). Para la última palma analizada con este grado de severidad (25-17), se encontró el mismo patrón en la banda del ROJO al igual que en las palmas anteriores (valores de reflectancia entre 0.03 y 0.04); en la región del NIR se observaron valores de 0.39 a 0.4 en el cogollo y de 0.71 a 0.77 en las hojas sanas.

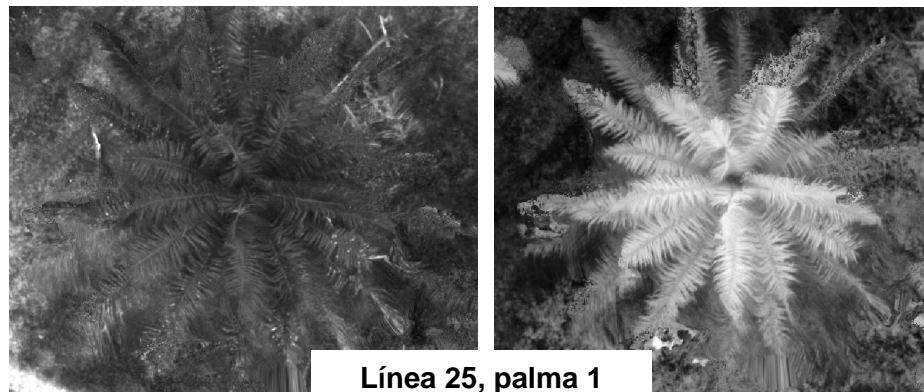
Figura 3-23: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado avanzado.

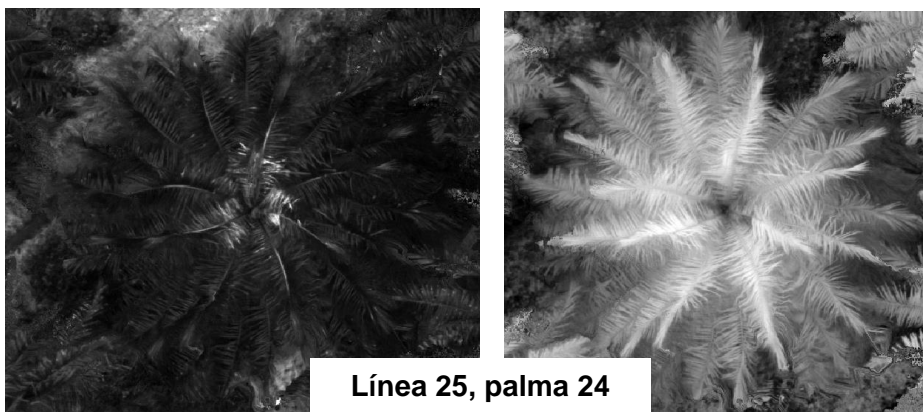




Las palmas con grado inicial de la enfermedad se observan en la figura 3-27. Los valores de reflectancia en la banda del ROJO para la palma 25-1, fueron de 0.03 a 0.04 tanto en la zona del cogollo como en las hojas. En la región del NIR se observaron valores que fluctuaron entre 0.34 y 0.42 en el área del cogollo; en las hojas los valores oscilaron entre 0.69 y 0.71. En la palma 25-24 se observó el mismo comportamiento en los valores de reflectancia para la banda del ROJO, tanto para la zona del cogollo como para las hojas (valores de 0.03 a 0.04). Las zonas con alta reflectancia (0.07 a 0.12) observadas en la parte central de la palma, son lesiones (áreas necróticas) que indican que la enfermedad se presentó con anterioridad en la planta. En la banda del NIR los valores observados para la zona del cogollo fueron de 0.27 a 0.37. En las hojas se encontraron valores de reflectancia que oscilaron entre 0.58 a 0.68. Opuesto a lo observado en la banda del ROJO, esta banda muestra tonos más oscuros (menor reflectancia) en el área central de la palma con respecto al resto de la planta. Los valores para las áreas necróticas variaron entre 0.45 a 0.58.

Figura 3-24: Imágenes de las bandas ROJO (izquierda) y NIR (derecha) de las palmas con grado inicial.





La tabla 3-7 muestra las estadísticas de los valores obtenidos por banda y por índice del OFM del 26 de julio de 2017.

Tabla 3-7: Estadísticas de los valores de las bandas individuales y los índices calculados a partir del OFM del 26 de julio de 2017.

BANDA/ÍNDICE	MÍNIMO	MÁXIMO	MEDIA	DESVIACIÓN ESTÁNDAR
BLUE	0.01	0.13	0.02	0.01
GREEN	0.02	0.22	0.06	0.02
RED	0.01	0.31	0.03	0.02
REDEGE	0.04	0.41	0.14	0.04
NEAR INFRARED	0.14	0.95	0.47	0.16
NDVI	0.14	0.97	0.84	0.09
GNDVI	0.08	0.95	0.77	0.06
NDRE	-0.12	0.86	0.53	0.09
NGRDI	-0.70	0.81	0.25	0.16

En la tabla 3-8 se presenta de manera resumida los valores para las bandas del ROJO y el NIR, encontrados durante el análisis de las palmas de interés en el OFM del 26 de julio de 2017. Se observa que la región del ROJO, sólo sirve para diferenciar palmas sanas de palmas enfermas, pero no para diferenciar plantas con diferentes grados de severidad. En

contraste, el análisis de la reflectancia en la región del NIR permitió discriminar entre los grados de severidad de PC. En términos generales, se evidenció que la reflectancia de las palmas enfermas aumenta en el ROJO y disminuye en el NIR. Resultados similares se han reportado en otros estudios de comportamiento espectral de plantas afectadas por enfermedades; Sterling Cuellar, (2015) encontró que, independientemente del clon de caucho o del estado foliar, las firmas espectrales se incrementaron en la región del visible a medida que aumentaron los síntomas de la enfermedad conocida como el Mal Suramericano de las Hojas y decrecieron en el NIR durante el desarrollo de esta enfermedad.

Tabla 3-8: Valores de las bandas individuales del ROJO y NIR del OFM del 26 de julio de 2017 de las palmas evaluadas.

Estado	Palma	ROJO			NIR			
		Cogollo	Hojas sanas	Áreas Necróticas	Cogollo	Hojas sanas	Áreas Necróticas	
Sana	25-18	0.01-0.03	0.02-0.04	NA	0.59-0.6	0.73-0.83	NA	
	24-19							
Cráter	22-12	0.06-0.09	0.03-0.04	0.06-0.09	0.21-0.3	0.61-0.73	0.44-0.55	
	23-3							
Avanzado	21-6	0.03-0.04	0.03-0.04	NA	0.36-0.39	0.72-0.8	NA	
	23-4	0.03-0.04	0.03-0.04	NA	0.38-0.42	HA	HJ	NA
						0.41-0.51	0.66-0.72	
25-17				0.39-0.4	0.71-0.77	NA		
Inicial	25-1	0.03-0.04	0.03-0.04	NA	0.34-0.42	0.69-0.71	NA	
	25-24	0.03-0.04	0.03-0.04	0.07-0.12	0.27-0.37	0.58-0.68	0.45-0.58	

HA= hoja adulta, HJ= hoja joven.

3.2.3 Análisis de índices

Ya que no se pudo observar consistencia en las respuestas espectrales de las bandas individuales, se aplicaron y evaluaron varios índices de vegetación. Los índices de vegetación se calcularon en *ArcGIS* con los mosaicos individuales de las bandas luego de ser procesadas y corregidas radiométricamente en *Pix4D mapper Pro*. La tabla 3-9 muestra los valores de los índices calculados para el mosaico del 26 de julio de 2017. Las palmas en estado sano presentaron valores más altos en comparación con los otros tres grados de severidad. Sin embargo, el mayor contraste entre los valores se encontró con el índice NGRDI, con valores de 0.27 a 0.43 en la zona del cogollo de una palma sana y -0.12 a 0.04 para una palma enferma en grado inicial.

Los índices de vegetación han sido útiles en la detección temprana de las enfermedades, debido a la sensibilidad que poseen frente a cambios en la reflectancia ocasionados por agentes fitopatógenos (Mahlein et al. 2013). El índice que menos mostró diferencia entre los valores fue el NDVI, con valores de 0.86 a 0.95 en las palmas sanas y 0.50 a 0.83 en palmas con grado cráter. Las diferencias en los valores de los índices pudieron apreciarse también de forma visual en las figuras 3-26, 3-27, 3-28 y 3-29, en donde el cogollo de las palmas fue resaltado más claramente con el índice NGRDI con tonos amarillos a rojos correspondientes a los valores más bajos.

Tabla 3-9: Valores de los cuatro índices de vegetación calculados para las palmas evaluadas.

		Sana		Cráter		Avanzado			Inicial	
Palma		24-19	25-18	22-12	23-3	21-6	23-4	25-17	25-1	25-24
NDVI	Cogollo	0.86-0.95		0.50-0.83		0.76-0.84	0.79-0.91		0.80-0.82	0.73-0.80
	Hoja	0.88-0.95		0.88-0.91		0.87-0.91	0.78-0.92		0.87-0.90	0.89-0.91
	AA.NN.	NA		0.39- 0.70		NA	NA		NA	0.58-0.63
GNDVI	Cogollo	0.87-0.91		0.60-0.76		0.77-0.82	0.77-0.84		0.83-0.85	0.76-0.84

	Hoja	0.84-0.89	0.75-0.83	0.75-0.82	0.70-0.83	0.76-0.79	0.79-0.82
	AA.NN.	NA	0.43-0.70	NA	NA	NA	0.60-0.67
NDRE	Cogollo	0.67-0.75	0.35-0.61	0.54-0.62	0.51-0.64	0.63-0.67	0.56-0.63
	Hoja	0.61-0.70	0.49-0.63	0.51-0.61	0.54-0.59	0.49-0.55	0.57-0.63
		Sana	Cráter	Avanzado		Inicial	
	AA.NN.	NA	0.25-0.48	NA	NA	NA	0.38-0.42
NGRDI	Cogollo	0.27-0.43	-0.16-0.08	0.01-0.1	0.02-0.26	-0.06-0.11	-0.16-0.02
	Hoja	0.29-0.41	0.22-0.31	0.22-0.34	0.25-0.34	0.20-0.31	0.23-0.30
	AA.NN.	NA	(-0.21)-(-0.01)	NA	NA	NA	(-0.12)-0.04

AA.NN. = Áreas Necróticas, NA= no aplica

Con el fin de verificar cuáles bandas e índices estaban más relacionados con los grados de severidad de la PC en las palmas analizadas, se realizó un Análisis de Componentes Principales (ACP) de los valores de reflectancia. Se construyó una nueva capa de información compuesta por las áreas alrededor del centro de las plantas con un diámetro de 1.5 metros la cual abarcaba el cogollo; esta capa se traslapó con las capas de los valores de reflectancia de cada banda e índice para obtener la media de la reflectancia en la zona del cogollo de cada palma en estudio (Tabla 3-10).

En la figura 3-25 se muestran los dos componentes principales, los cuales representan el 94.2% de la información de los individuos (palmas). En cuanto a las variables (bandas e índices) se observa que NIR, REDEGE y GREEN tienen una fuerte correlación positiva entre sí y no se correlacionan con los índices NDVI y NGRDI (ángulo cercano a 90°), RED y BLUE tienen también una alta correlación entre sí.

La mayoría de palmas en grado avanzado (AV) se encuentran en el mismo cuadrante y se agrupan cerca de los vectores de las variables NIR, REDEEDGE y GREEN; esto indica una correlación entre este grado de severidad con estas regiones del espectro. En el análisis realizado en el apartado 3.2.2 se encontró que para palmas en grado avanzado la banda del NIR discrimina tejidos sanos de tejidos con síntomas de PC a diferencia del RED con la cual no se logra hacer esa diferenciación. Las palmas reincidentes (RC) están dispersas en tres cuadrantes indicando una alta variabilidad en sus valores debido posiblemente a otras características diferentes a la enfermedad que influyen en su comportamiento espectral y que no se evaluaron en este estudio. La mayor parte de palmas sanas (S) se agrupan en un cuadrante donde también se encuentran los vectores de los índices de vegetación, en este mismo cuadrante también se ubicaron las dos palmas en grado inicial (IN); lo cual puede indicar que los índices están relacionados con palmas en grado de severidad inicial y palmas sanas. Las dos plantas con grado cráter se ubican en un solo cuadrante, que por su ubicación está correlacionado inversamente con las bandas NIR, REDEEDGE y GREEN.

Debido a que no hubo un número representativo de palmas en cada grado de severidad, no se realizó un análisis de conglomerados.

Tabla 3-10. Valores promedio de reflectancia en el cogollo de las palmas en estudio

PALMA	BLUE	GREEN	RED	REDEGE	NIR	NDVI	NGRDI
21_6_AV	0.01545196	0.03716001	0.02959857	0.098626	0.37218879	0.85357072	0.12030908
21_19_IN	0.0255645	0.07626195	0.02769673	0.19470401	0.66217988	0.92070888	0.45801202
22_12_CR	0.0294217	0.06274121	0.04237855	0.14376852	0.40089346	0.79050698	0.18845298
23_3_CR	0.02571978	0.05937557	0.03463833	0.15639577	0.59428191	0.88954723	0.26739555
23_4_RC	0.02668229	0.06813641	0.03797909	0.1718609	0.55351984	0.86962097	0.28027887
24_19_S	0.02194249	0.05739382	0.02240964	0.15956775	0.7341596	0.94141442	0.42702489
25_1_IN	0.02596136	0.06342336	0.03649292	0.16142798	0.62057604	0.88851803	0.24997824
25_18_S	0.02166961	0.05436189	0.02296372	0.15383419	0.68277559	0.93483114	0.39712795
25_24_RC	0.02835059	0.06924442	0.04253614	0.17263853	0.531221	0.85076696	0.24555332
20_12_AV	0.05485483	0.12688192	0.06806112	0.31916839	0.88403442	0.85561668	0.29884802
20_18_AV	0.0503971	0.12467196	0.06019706	0.31161656	0.93387359	0.87862876	0.34072567
22_7_RC	0.05073445	0.10490077	0.07612338	0.24794225	0.73898864	0.80777537	0.16909202
23_2_S	0.03962253	0.08390521	0.05354885	0.20582916	0.81661634	0.87673528	0.21553507
23_3_RC	0.04637269	0.10331667	0.06324827	0.26823846	0.85394587	0.86094456	0.2363916
23_14_RC	0.03935225	0.11969093	0.0543802	0.31440227	0.79468256	0.87164279	0.36509662
23_19_AV	0.03732231	0.0831277	0.04719149	0.21367898	0.77641617	0.88458735	0.28073664
24_2_RC	0.04528463	0.10406391	0.06443885	0.2724021	0.83398452	0.85533809	0.23379123
24_18_S	0.03663862	0.08287295	0.03892677	0.21196474	0.79313733	0.90650067	0.36126792
21_15_AV	0.04790262	0.10992083	0.06253538	0.28690675	0.95330982	0.87670037	0.26912289
24_5_AV	0.04470199	0.09438781	0.06232682	0.22540182	0.74107983	0.84036815	0.20403817

S= sana, IN= inicial, AV= Avanzado, CR= cráter, RC= reincidente.

Figura 3-25: Gráfico de observaciones de palmas individuales y correlación de variables (bandas e índices).

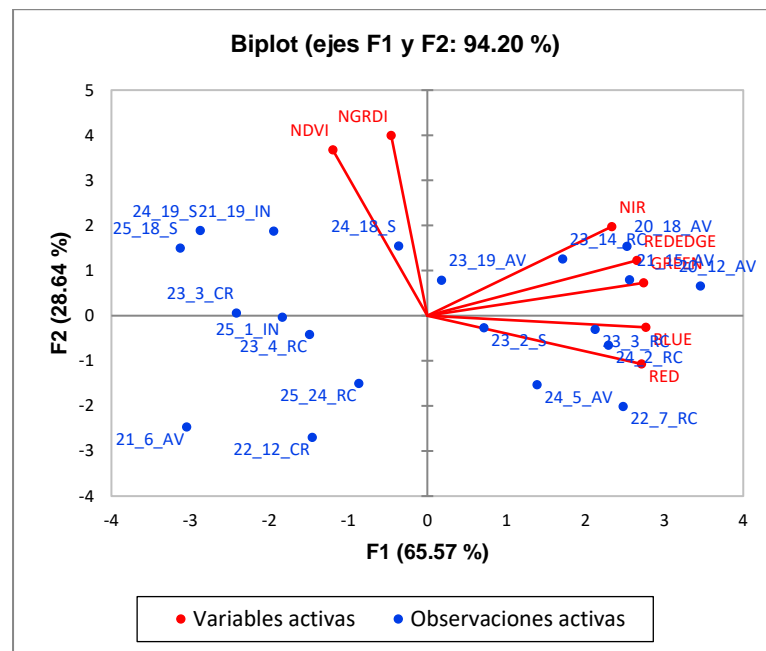


Figura 3-26: Índices de vegetación de la palma sana (línea 24 palma 19).

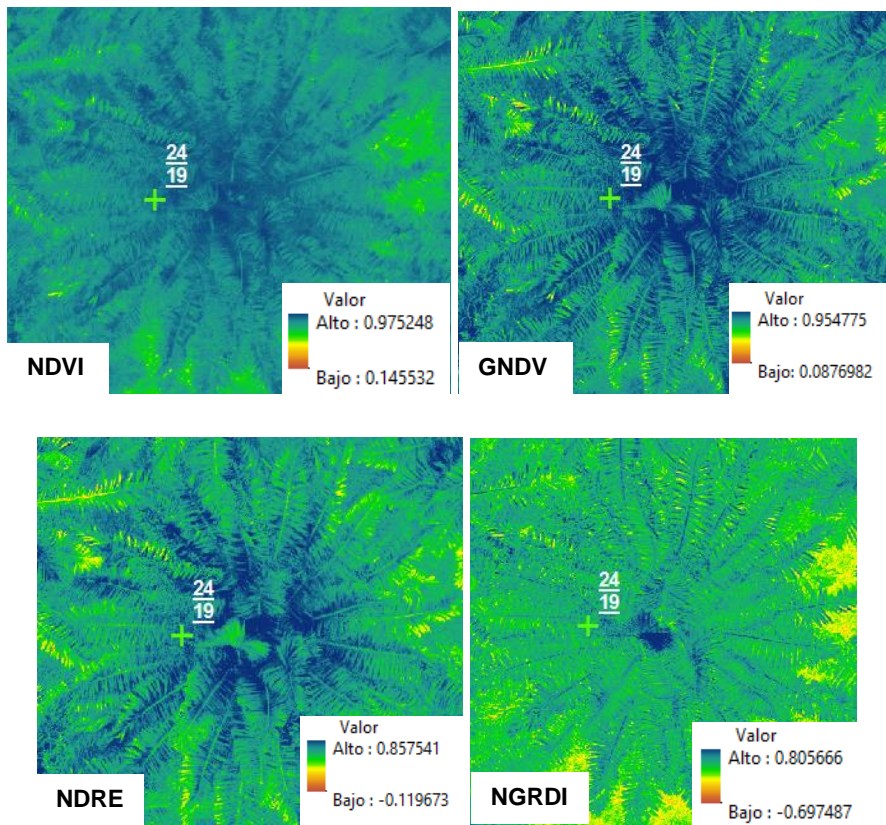
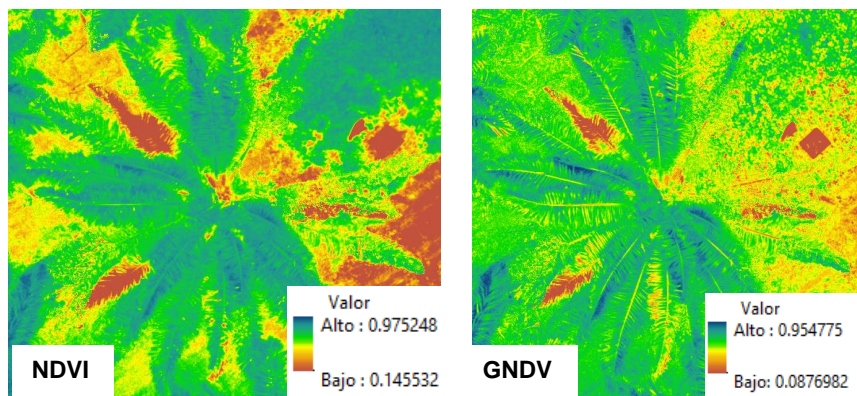


Figura 3-27: Índices de vegetación de palma con grado cráter de severidad (línea 22 palma 12).



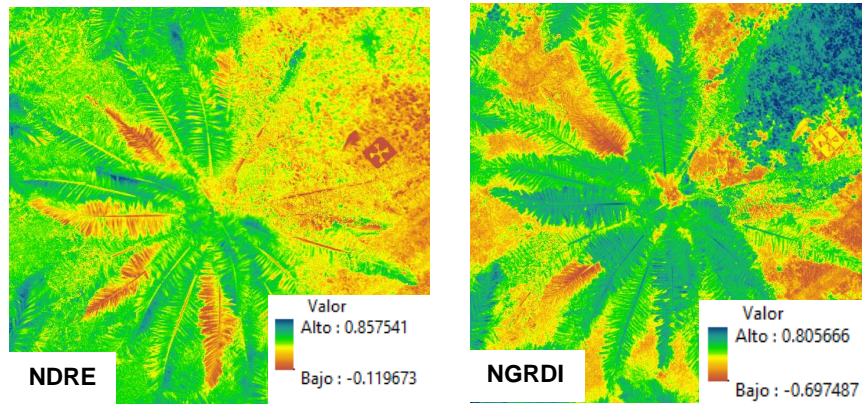


Figura 3-28: Índices de vegetación de una de las palmas en grado avanzado de severidad (línea 23 palma 4).

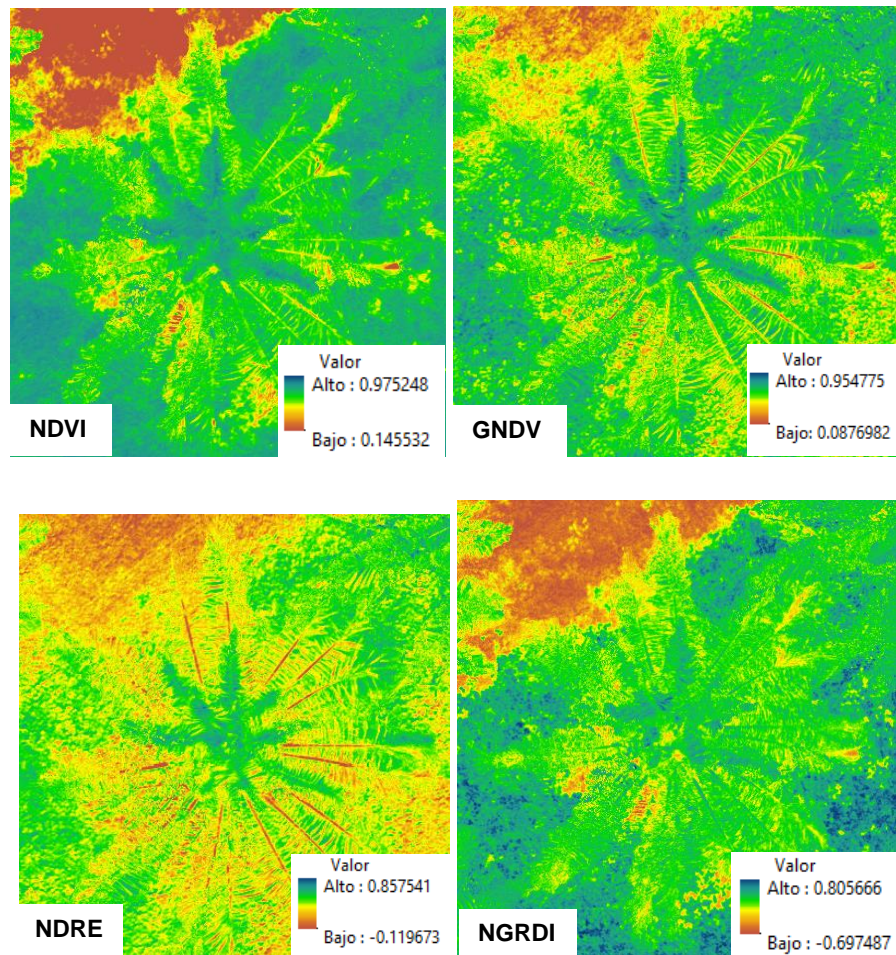
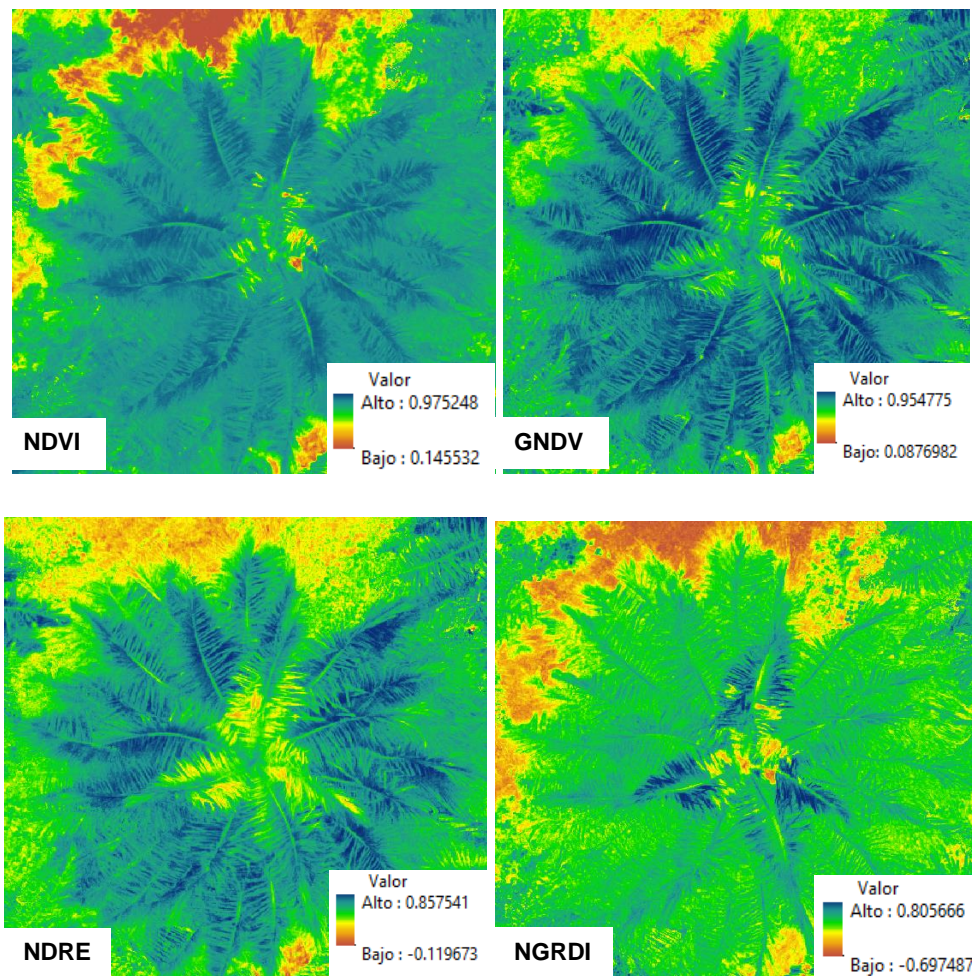


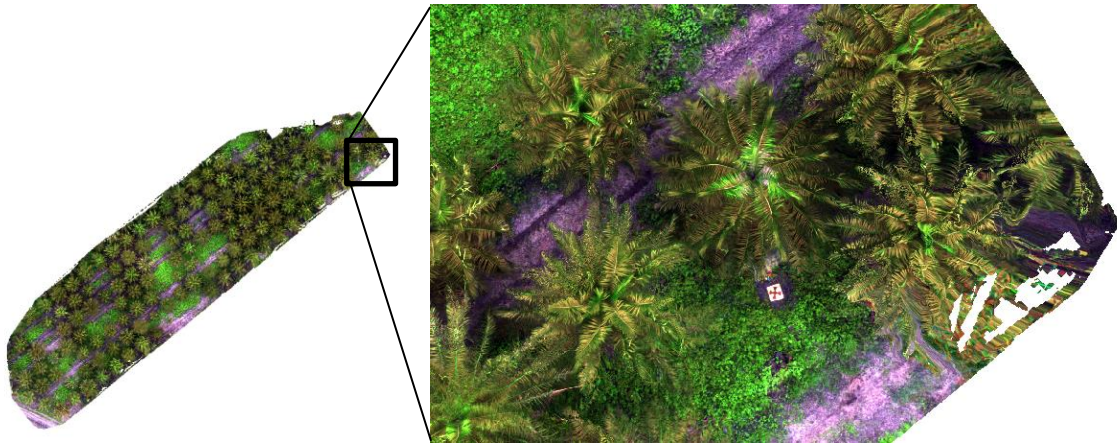
Figura 3-29: Índices de vegetación de la palma en grado inicial de severidad (línea 25 palma 24).



3.3 Discriminación de los síntomas asociados a Pudrición del Cogollo: Análisis imágenes individuales

En el análisis del OFM del vuelo del 26 de julio de 2017 se detectaron algunas distorsiones en los bordes donde se encontraban algunas de las palmas de interés. Debido a esto se programó un nuevo plan de vuelo y se ejecutó en una fecha posterior con líneas de vuelo adicionales de manera que abarcara mayor área y la distorsión del borde no afectara el análisis y extracción de información. En la figura 3-30 se muestra una de las plantas de interés (línea 25 palma 24) cerca al borde de la imagen y como se ve afectada por la distorsión del borde producto de la construcción del mosaico.

Figura 3-30: Distorsión observada cerca de una de las palmas evaluadas, 26 de julio de 2017.



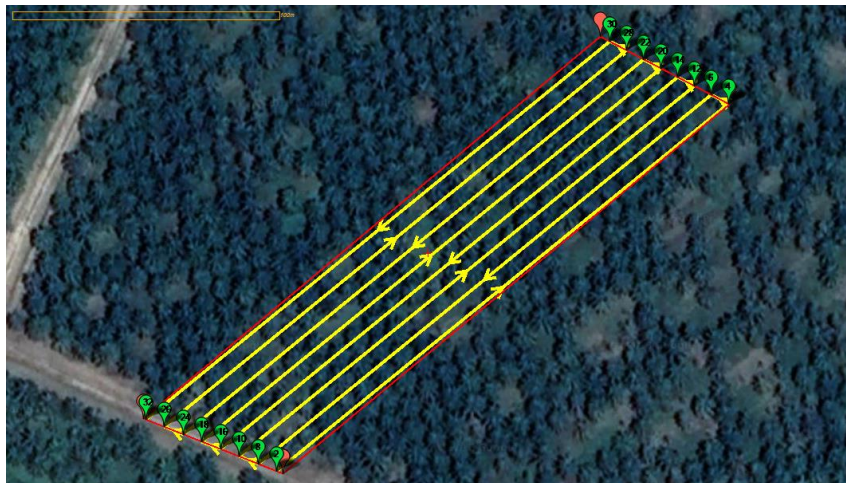
La figura 3-30 muestra el plan de vuelo original con 6 líneas en total.

Figura 3-31: Plan de vuelo original utilizado para el vuelo del 26 de julio de 2017.



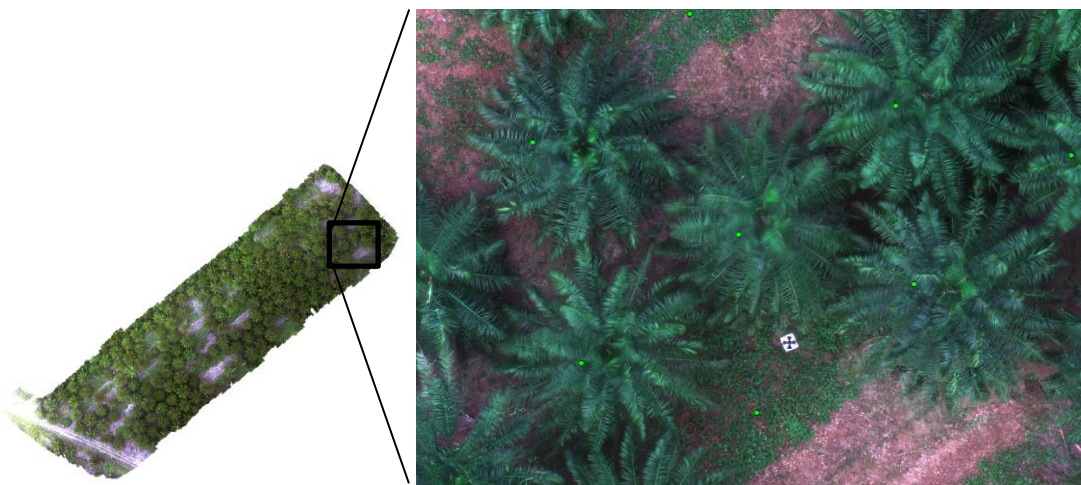
Con la adición de las líneas de vuelo a ambos extremos (ocho líneas en total) y la extensión de las mismas el nuevo plan de vuelo (figura 3-32) cubrió un área mayor manteniendo los demás parámetros de vuelo como traslape (75% entre fotos y entre líneas), altura de vuelo (30 m) y velocidad de vuelo (5m/s):

Figura 3-32: Nuevo plan de vuelo con ocho líneas de vuelo (28 de febrero de 2018).



En la figura 3-33 se presenta el OFM del área de estudio en una combinación de bandas de color verdadero (RGB) construido con fotografías del vuelo realizado el 28 de febrero de 2018. Se observa la misma palma (línea 25 palma 24) de la figura 3-32 pero sin la distorsión del borde.

Figura 3-33: Nuevo OFM (28 de febrero 2018) sin la distorsión observada sobre la palma evaluada (línea 25 palma 24) que se observó en el OFM del 26 de julio de 2017.

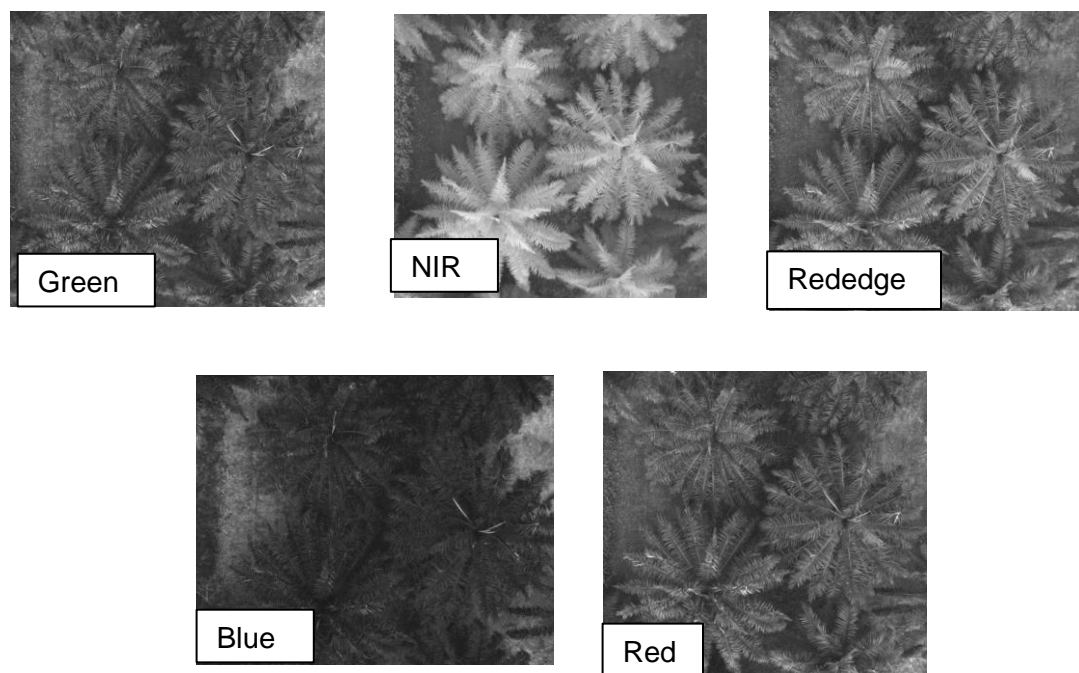


Este análisis se realizó para comparar los síntomas de la enfermedad observados desde el suelo con los síntomas observados en las imágenes aéreas individuales, además, para confirmar la respuesta espectral de la enfermedad en las bandas individuales.

Las imágenes fueron analizadas de forma individual banda por banda (previo a la generación del OFM) con el fin de identificar los síntomas asociados a PC en las plantas evaluadas en campo sin las distorsiones de los OFM. La figura 3-34 muestra dos plantas con síntomas asociados a un grado de severidad inicial (grado 2) en las cinco bandas que arroja el sensor *MicaSense RedEdge*.

La banda 3, correspondiente a la región del ROJO, resalta más los síntomas en el cogollo de las dos palmas en comparación con una planta sin síntomas considerada como sana; Sterling Cuellar, (2015) encontró una mayor sensibilidad de la reflectancia en la región del ROJO y altas correlaciones positivas entre la reflectancia y severidad en dos clones de caucho.

Figura 3-34: Palmas con grado inicial en las cinco bandas del sensor *MicaSense RedEdge*. 27 de febrero de 2018.



La tabla 3-11 muestra el listado de las plantas analizadas en campo, las cuales fueron fotografiadas desde tierra y su identificación línea-palma junto al grado de severidad que se le asignó luego de la evaluación en campo en la fecha del 27 de febrero de 2018:

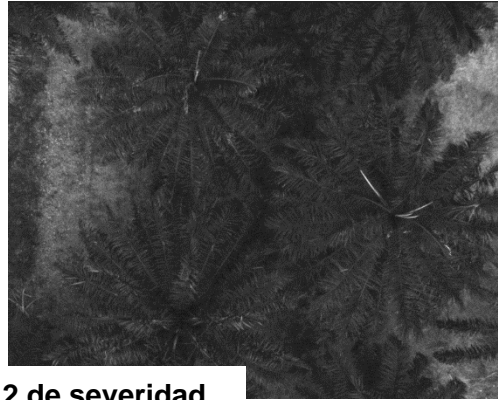
Tabla 3-11: Palmas analizadas en campo y el grado de severidad de PC (27 de febrero de 2018).

Línea	Palma	Grado de severidad PC	Id fotografía analizada
22	7	3 (reincidente)	770
23	3	2 (inicial)	654
23	19	4 (avanzado)	684
23	22	4 (avanzado)	602
23	14	1 (reincidente)	726

En la figura 3-35 se muestra la comparación entre los síntomas de PC observados en las palmas desde tierra y lo observado en la imagen individual correspondiente de la banda del ROJO.

Figura 3-35: Comparación síntomas observados de PC desde tierra y desde la imagen individual de la banda del ROJO.





Línea 23, palma 3 - **grado 2 de severidad**



Línea 23, palma 19 - **grado 4 de severidad**



Línea 23, palma 22 - **grado 4 de severidad**



El análisis de las imágenes individuales en la región del ROJO, permitió observar el detalle de la zona del cogollo sin ningún tipo de distorsión identificando claramente en la imagen las flechas y su respuesta espectral captada por el sensor *MicaSense RedEdge*. Este tipo de respuesta no se logró apreciar en el análisis del OFM del 26 de julio de 2017, probablemente debido a que durante el proceso de construcción del OFM se obtuvo una imagen menos nítida dificultando la observación detallada de la zona del cogollo y por tanto la distinción de las flechas afectadas.

3.4 Clasificación orientada a objetos

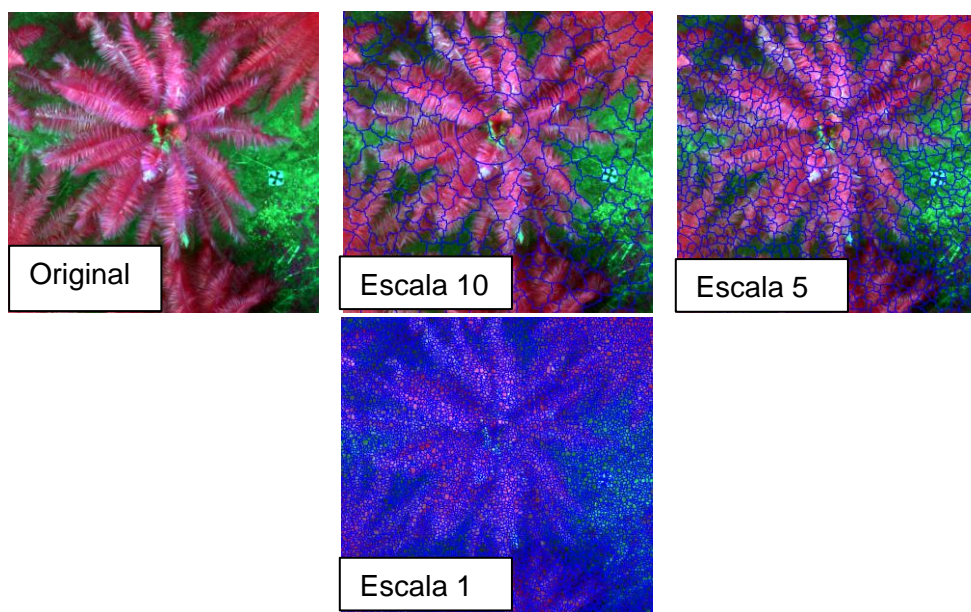
Con base en lo encontrado en los análisis de OFM e imágenes individuales en cuanto a las bandas e índices más útiles para la identificación de los síntomas de PC, se realizaron dos clasificaciones orientada a objetos utilizando los índices de vegetación NGRDI y NDVI para los OFM de las fechas del 26 de julio de 2017 y 27 de febrero de 2018. Utilizando atributos de respuesta espectral, forma y ubicación se clasificaron las imágenes para extraer tres tipos de cobertura: vegetación, suelo y Necrosis por PC.

Luego de llevar los OFM de las dos fechas y preparar la información en el programa *eCognition developer 9*, el primer paso de la clasificación orientada a objetos fue determinar el grado de segmentación óptimo para la creación de los objetos. Para esto, a la imagen se le realizó una composición de falso color que resaltara los síntomas de la enfermedad mientras que separara la vegetación y el suelo en lo posible. Siguiendo la estructura de árbol de procesos que maneja el programa, se decidió utilizar el algoritmo de segmentación multiresolución para crear los objetos.

En la segmentación se fusionan y crean regiones dentro de la imagen (objetos) de acuerdo a varios parámetros definidos por el usuario: i) el peso de las bandas espectrales, ii) la escala, que determina la heterogeneidad del objeto, iii) la forma, que determina cuánto peso debe tener este parámetro para influir en la creación de los objetos y iv) la compactación que determina que tan compactos son los objetos creados.

Los pesos de las bandas se distribuyeron así: BLUE=1, GREEN=1, RED=4, REDEDGE=3 y NIR=5. Experimentando con los diferentes parámetros se encontró que el de escala era el más influyente en la creación de los objetos, por lo que se evaluaron tres parámetros de escala para la segmentación: 10 (valor por defecto), 5 y 1 (figura 3-36). Entre más bajo el valor, más pequeños resultaban los objetos, aumentando la sensibilidad a los cambios en la imagen.

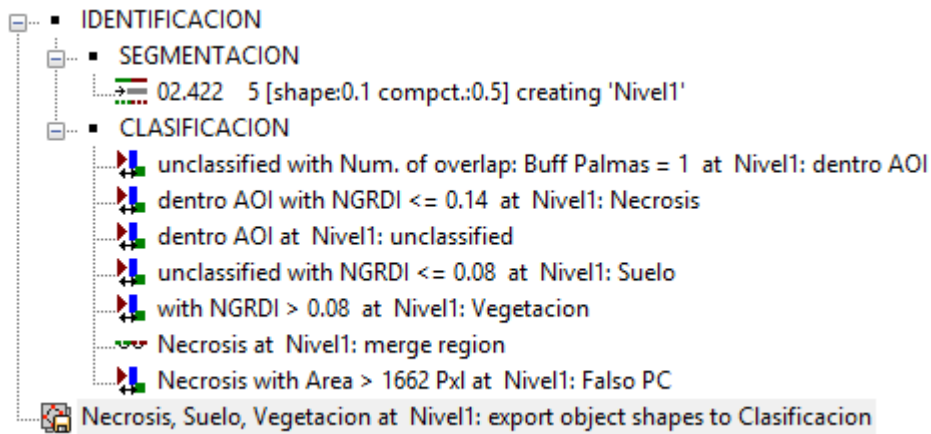
Figura 3-36: Escalas de segmentación evaluadas para la clasificación.



La escala 1 creó objetos lo suficientemente pequeños y homogéneos (espectral y espacialmente) como para delimitar las áreas de la palma donde se observaron los síntomas de PC con anterioridad. Por esta razón se seleccionó 1 como el parámetro de escala en el proceso de segmentación. Estos resultados concuerdan con lo encontrado por Hernández, (2017) donde se mostraba que para imágenes de alta resolución los valores de escala más bajos segmentan de forma más precisa las imágenes.

Con la segmentación completada y teniendo en cuenta los valores de los índices observados (NGRDI y NDVI) en los análisis de OFM y de imágenes individuales se hizo la identificación de los síntomas de PC utilizando algoritmos de asignación de clase. Se utilizaron varios umbrales de los índices NGRDI y NDVI así como la localización y forma de una capa temática para delimitar la clasificación a la zona del cogollo de las palmas. La figura 3-37 muestra el árbol de procesos construido donde se encuentran los algoritmos de segmentación, clasificación y exportación de todo el proceso de identificación de los síntomas de PC.

Figura 3-37: Árbol de procesos en *eCognition* para la identificación de PC.



Los umbrales utilizados en los algoritmos de asignación de clases para los índices NGRDI y NDVI se observan en la tabla 3-12.

Tabla 3-12: Umbrales de clasificación con los índices NGRDI y NDVI.

Fecha de vuelo	NGRDI			NDVI		
	Necrosis PC	Suelo	Vegetación	Necrosis PC	Suelo	Vegetación
26 de julio de 2017	<=0.14	<=0.08	>0.08	0.63 – 0.84	<=0.78	>0.78
27 de febrero de 2018	<=0.14	<=0.08	>0.08	0.63 – 0.84	<=0.78	>0.78

Con las clases asignadas y la imagen clasificada, ésta se exportó en formato *shape* al SIG *ArcGIS* para la creación de los mapas de clasificación orientada a objetos para los dos índices de vegetación en las dos fechas de vuelo. Las figuras 3-38, 3-39, 3-40 y 3-41 muestran los mapas de clasificación orientada a objetos de los dos índices sobre el OFM del 26 de julio de 2017 para los diferentes grados de severidad de la PC.

Figura 3-38: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma sana.

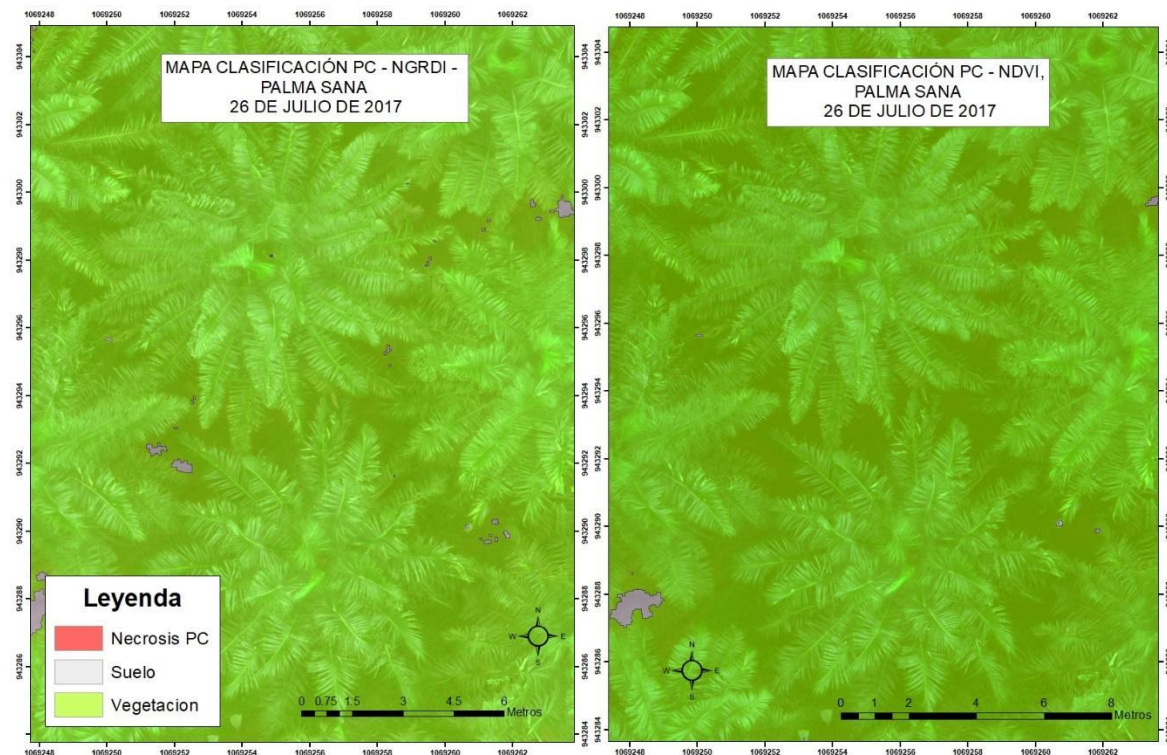


Figura 3-39: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado cráter.

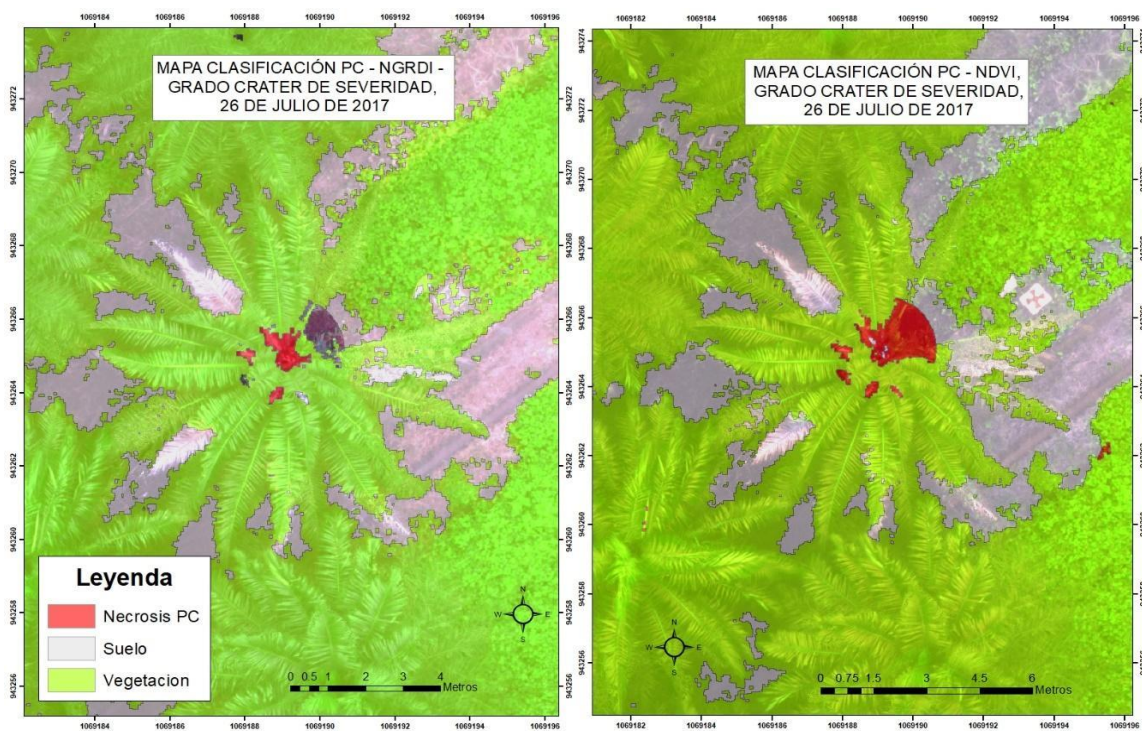


Figura 3-40: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado avanzado.

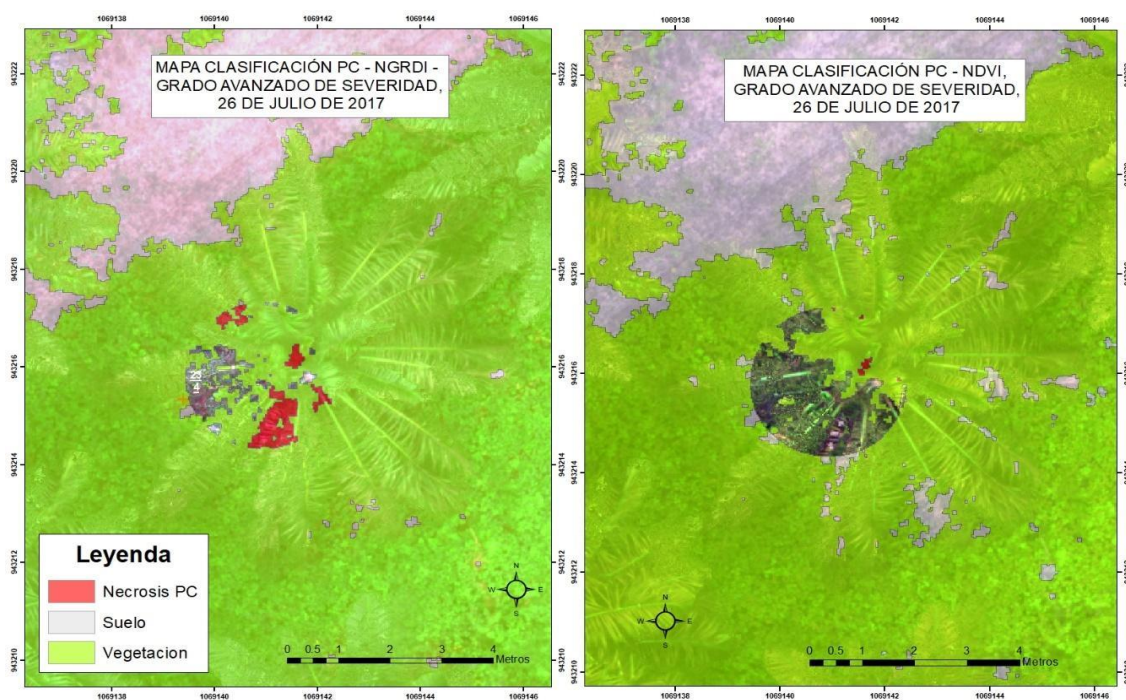
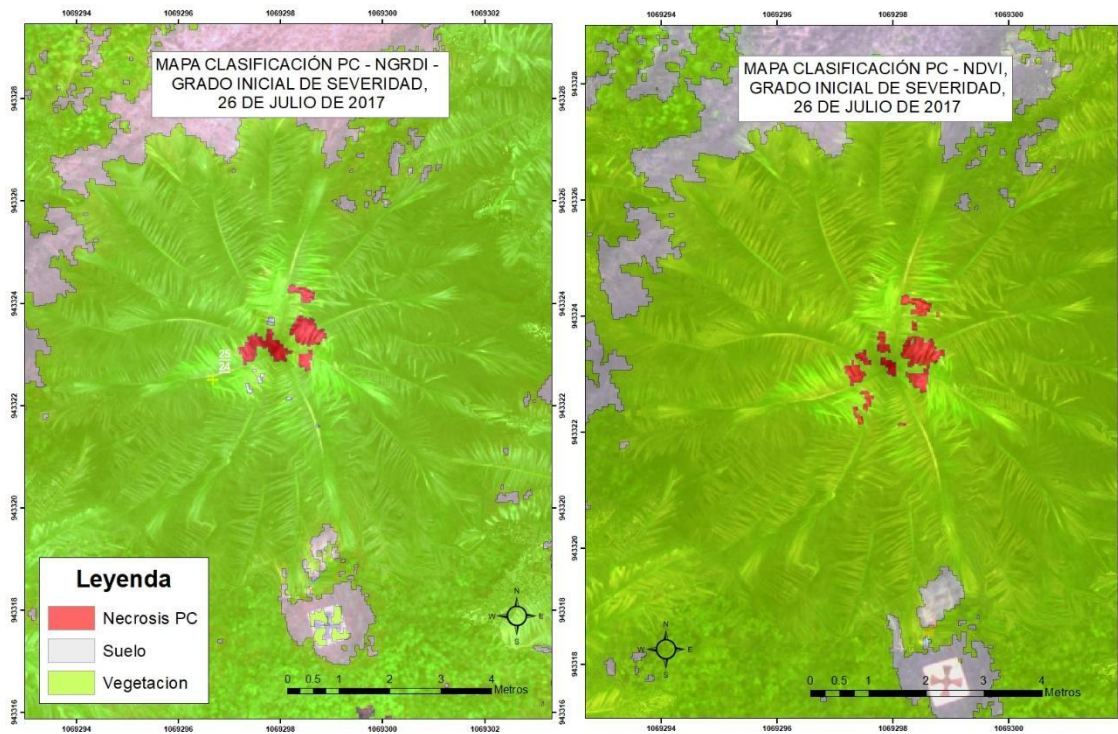


Figura 3-41: Mapa de clasificación orientada a objetos 26 de julio de 2017, palma grado inicial.



Las figuras 3-42, 3-43, 3-44 y 3-45 muestran los mapas de clasificación orientada a objetos de los dos índices sobre el OFM del 27 de febrero de 2018 para los diferentes grados de severidad de la PC.

Figura 3-42: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 1 reincidente.

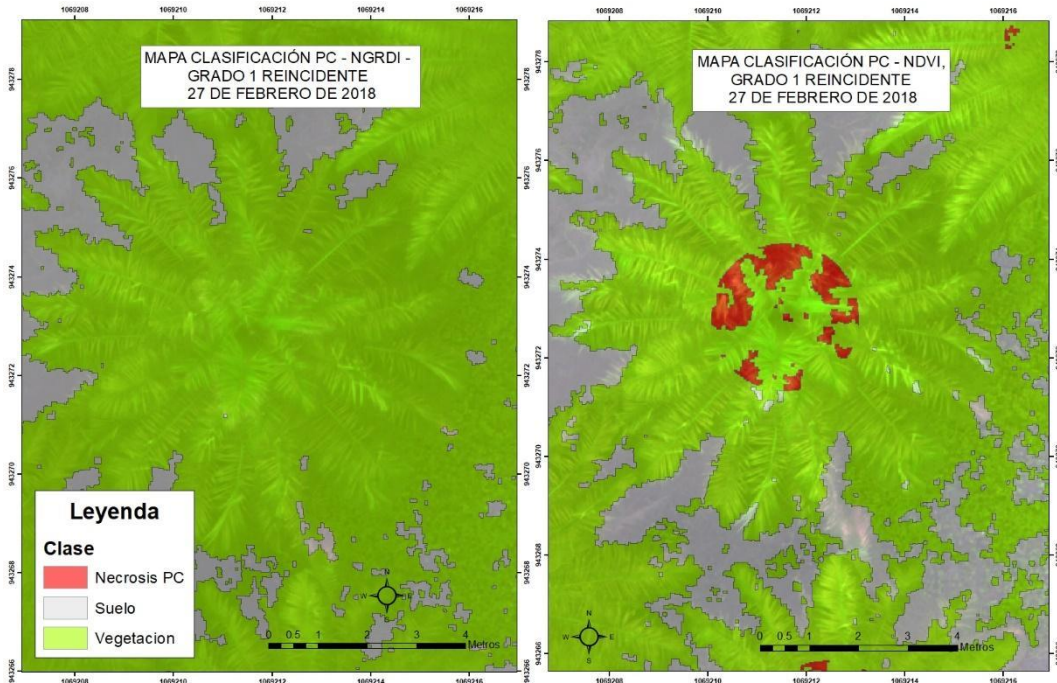


Figura 3-43: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 2.

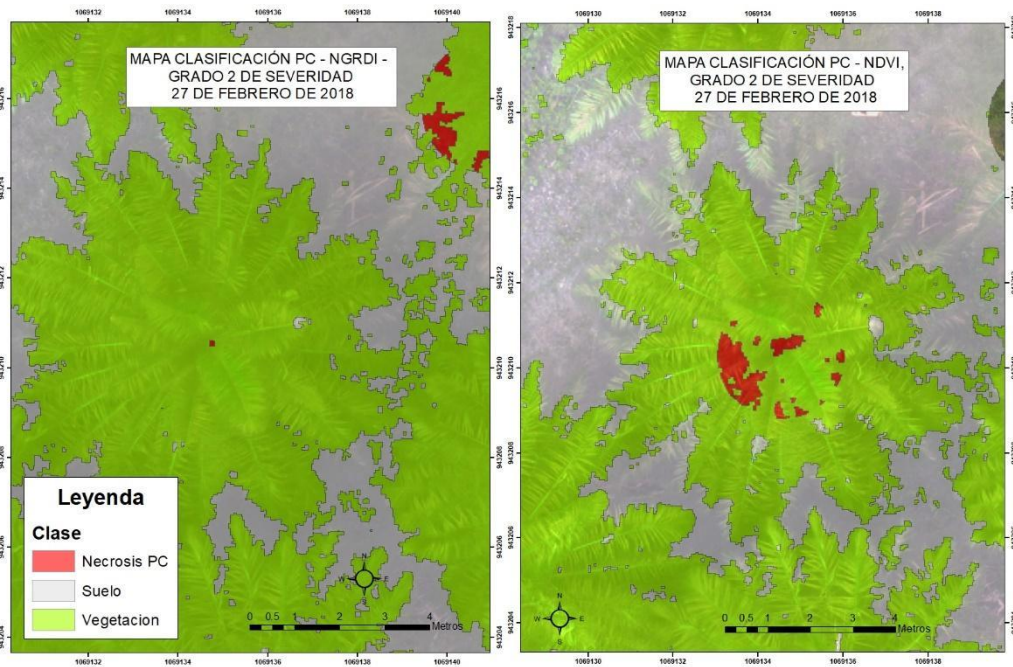


Figura 3-44: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 2.

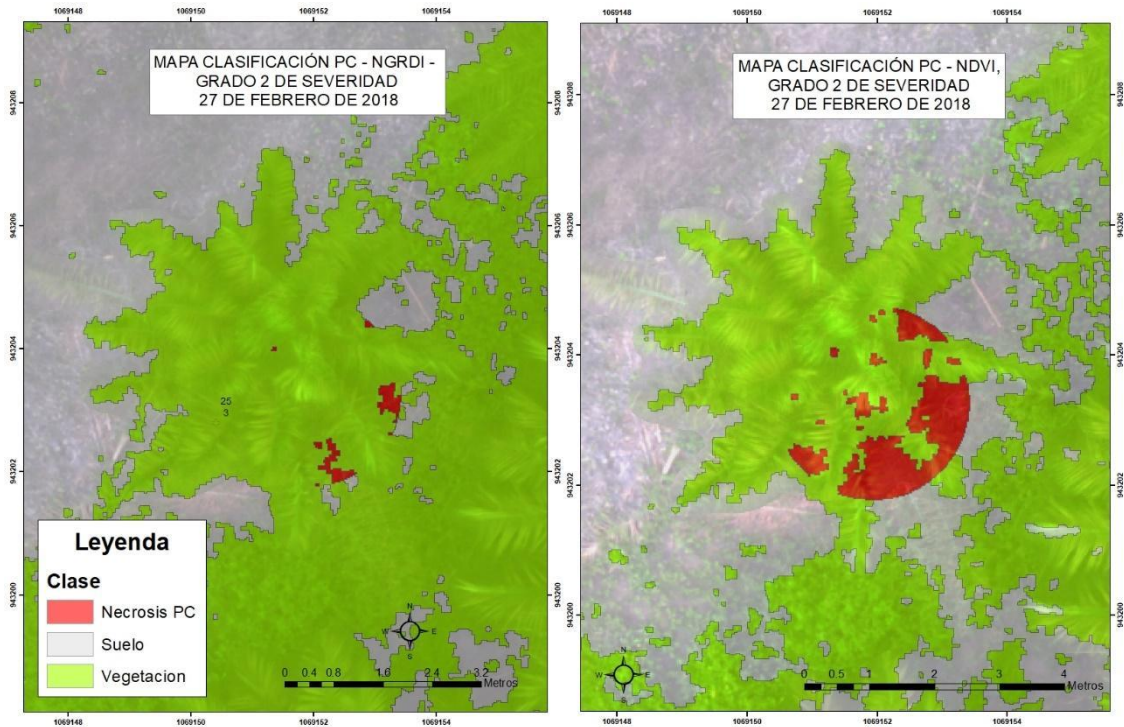
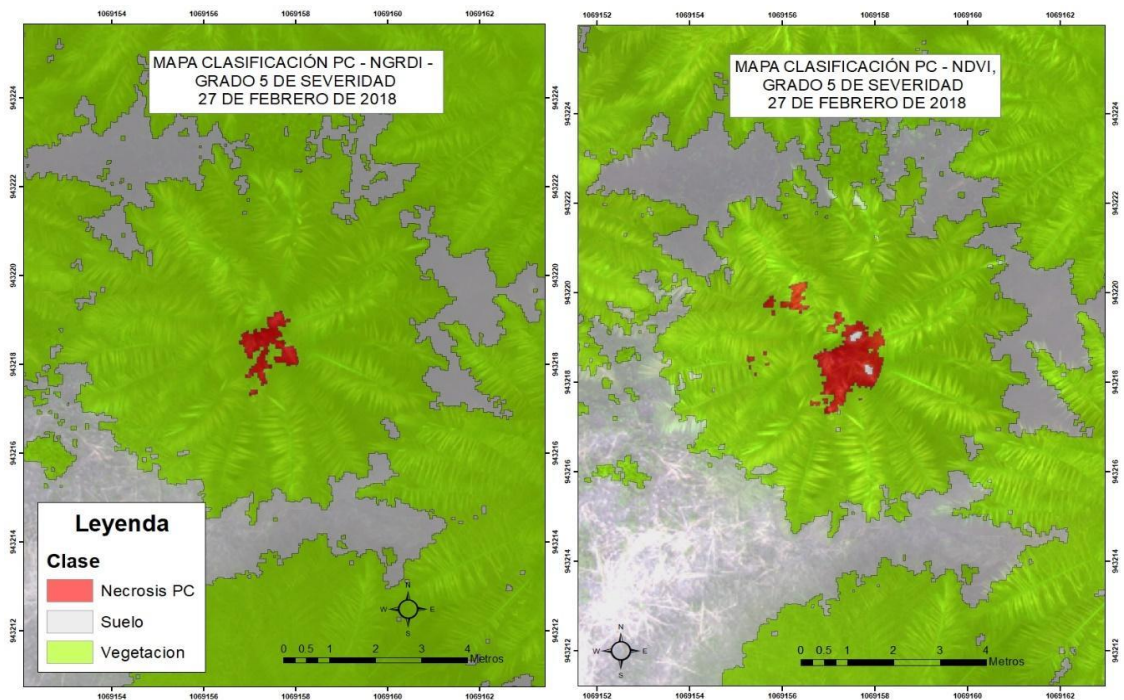


Figura 3-45: Mapa de clasificación orientada a objetos, 27 de febrero de 2018, palma grado 5.



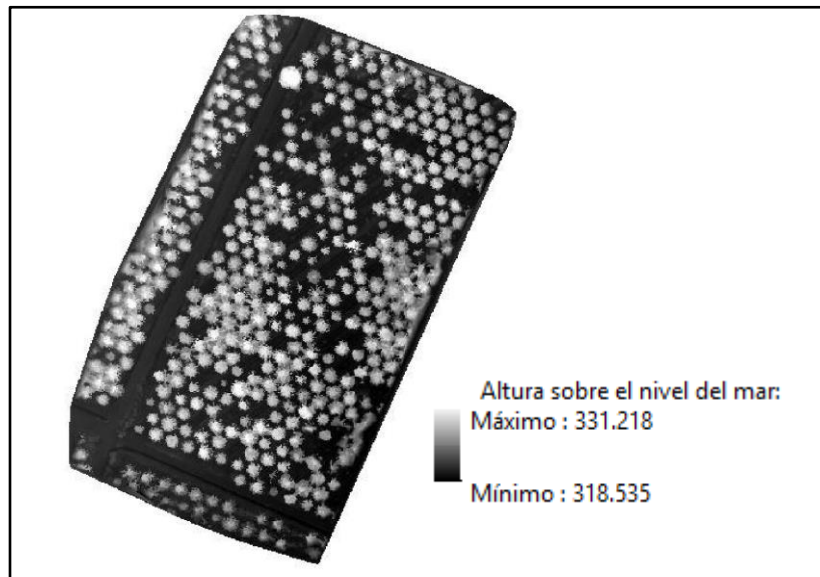
Los mapas de clasificación orientada a objetos ratificaron que el índice NGRDI fue el que discrimina de forma más efectiva los síntomas de PC en las palmas, así como las coberturas de suelo y vegetación. El índice NDVI no fue tan preciso a la hora de realizar esta discriminación y en comparación con el NGRDI no fue tan efectivo ya que en varias ocasiones reconocía como Necrosis lo que era en realidad sombras u otras zonas de la palma, sin embargo, se tuvo en cuenta dada su amplia utilización y aplicación en la literatura y por ser uno de los índices de vegetación más reconocidos. Esto concuerda con lo reportado por Torres-Sánchez, Peña, de Castro, & López-Granados (2014), quienes encontraron que los índices generados con información espectral de la región del visible fueron los más exitosos debido a su mayor simplicidad.

Sin embargo, la utilización de mapas de clasificación orientada a objetos para identificar los síntomas asociados a PC y otras coberturas demostró ser efectivo, similar a lo reportado por Laliberte et al., (2010) quienes utilizaron imágenes provenientes de RPAS para hacer clasificaciones y discriminar coberturas con el fin de hacer monitoreos de pastizales encontrando una practicidad en el proceso de desarrollo del árbol de procesos y la habilidad de clasificar áreas extensas con este método versus métodos tradicionales en campo.

3.5 Análisis Modelo Digital de Superficie

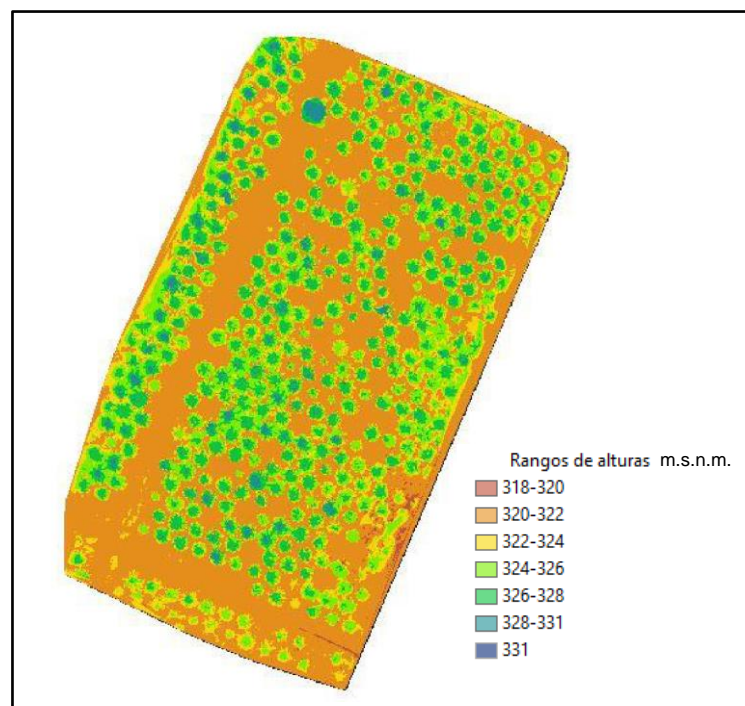
A diferencia de los vuelos realizados a 30 metros de altura, el procesamiento de las imágenes de este vuelo (60m) generó un modelo digital de superficie (figura 3-46) que permitió llevar a cabo un análisis entre las alturas y tamaños de las plantas y los estados de la enfermedad en el momento de la toma de las fotografías. El análisis también se apoyó con los datos históricos de manejo de la enfermedad en el lote a nivel de palma del año anterior a la fecha del vuelo.

Figura 3-46: Modelo Digital de Superficie (DSM) del área de estudio, 19 de mayo de 2017.



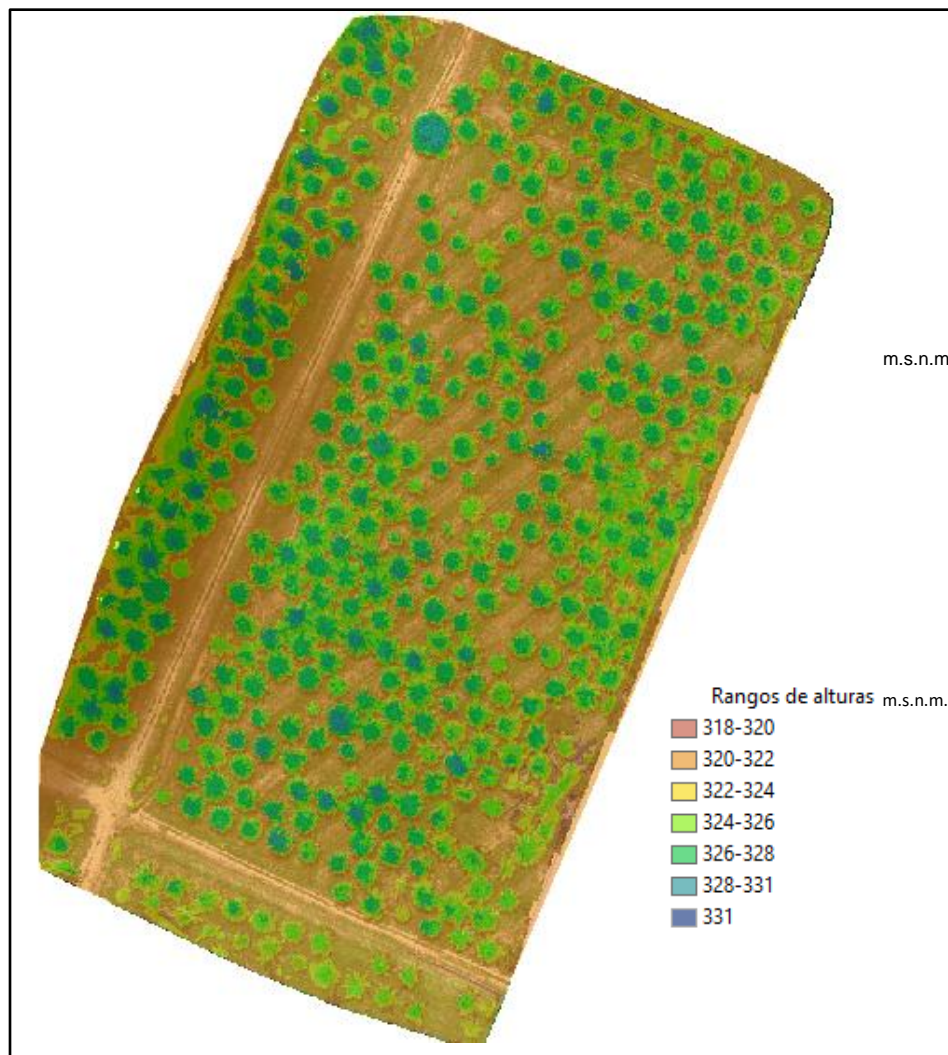
A partir del DSM se hizo una reclasificación en seis categorías en rangos de dos metros utilizando *ArcGIS* y la herramienta *Reclassify* de la extensión *3D Analyst*. El resultado de esta reclasificación se observa en la figura 3-47 con una paleta de colores de rojo a azul.

Figura 3-47: Reclasificación del DSM en seis categorías.



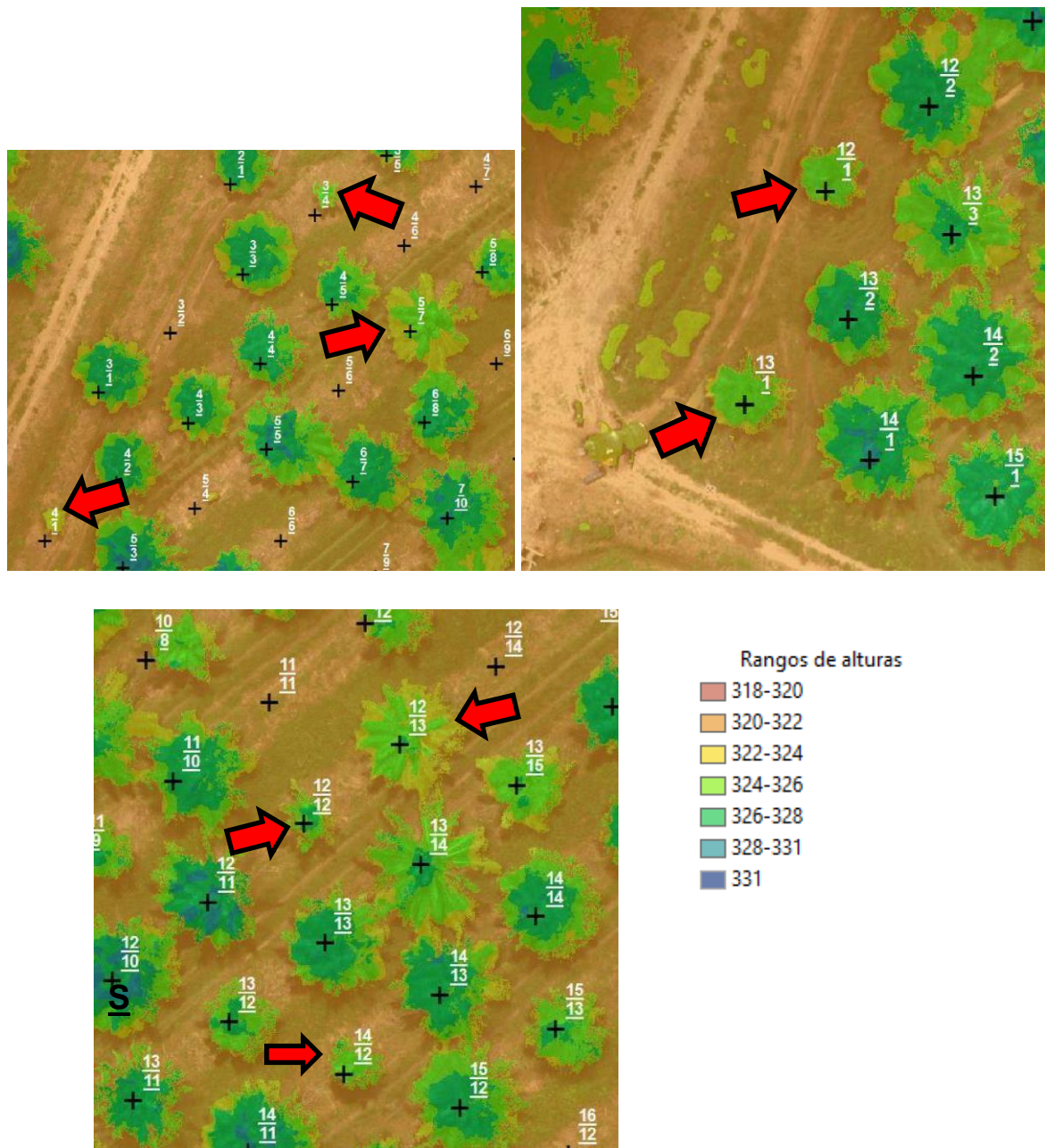
En el análisis, se relacionaron los datos mensuales del estado sanitario de las plantas con las alturas observadas en el DSM reclasificado. Las palmas que presentaron PC durante varios meses seguidos mostraron una altura y tamaño inferior con respecto a las palmas que se mantuvieron sanas durante el mismo periodo de tiempo. La figura 3-48 muestra el DSM reclasificado sobre el OFM con un nivel de transparencia del 40%.

Figura 3-48: Superposición del DSM reclasificado con el OFM.



En la figura 3-49 se observa que las palmas 3-4 y 4-1 se encuentran en el rango de los 320-322 metros de altura, a diferencia de las sanas, las cuales se encuentran entre los 328 – 331. Esto quiere decir, que existe una diferencia de por lo menos 4 metros entre las plantas enfermas y las sanas. Las palmas 12-1, 13-1, 12-12, 12-13, y 14-12 presentaron diferencia de al menos 2 metros con respecto a las palmas sanas.

Figura 3-49: Palmas de menor tamaño encontradas en el análisis del DSM reclasificado. S= palma sana de referencia.



En el cultivo de palma de aceite los DSM se han implementado para detectar y contar las plantas, diferenciándolas de la vegetación acompañante (T. Kattenborn, M. Sperlich, K. Bataua, 2014), para programar la implementación de nuevas áreas o renovaciones del cultivo (Muhadi, Saufi, Kassim, & Abdullah, 2018) (Jawak & Luis, 2015) y para realizar mapas de zonificación a escala global (Cheng et al., 2018). El

análisis realizado en este estudio permitió explorar una nueva aplicación de los DSM relacionada con la identificación de palmas con deficiente desarrollo, lo cual puede estar asociado a la presencia de plagas y enfermedades o deficiencias nutricionales.

Con este análisis del DSM se logró identificar palmas que han tenido un historial de la enfermedad, es decir, que han tenido síntomas de PC durante determinado tiempo, lo cual se ve reflejado en su altura y tamaño de copa en comparación a las palmas sanas. Sin embargo, este tipo de análisis tiene limitaciones para discriminar palmas recientemente afectadas por la enfermedad y grados de severidad iniciales.

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

Con base en las herramientas utilizadas y los métodos aplicados, la identificación temprana de la Pudrición del Cogollo en palma de aceite no pudo realizarse. Sin embargo, fue posible identificar y discriminar diferentes grados de severidad de la enfermedad, incluidos grados iniciales, a partir del análisis de las imágenes y la clasificación orientada a objetos.

En este sentido, se pudo construir un método para identificar y discriminar los síntomas de la enfermedad en varios grados de severidad para palma de aceite, utilizando herramientas de análisis de imágenes digitales, fotointerpretación y clasificación orientada a objetos.

Después de la recolección de la información, el procesamiento y el análisis de las imágenes, la utilización de sensores remotos no tripulados demostró potencial para identificar síntomas de PC en palmas de aceite utilizando imágenes de sensores multiespectrales del sensor *RedEdge*, en particular con las bandas del ROJO y el NIR. Con vuelos realizados a 30m de altura e imágenes con resolución espacial de menos de 3 cm por pixel, se identificaron los síntomas de PC en las palmas.

De los cuatro índices de vegetación analizados, el NGRDI fue el más útil para discriminar los síntomas de la enfermedad en las palmas debido a que su respuesta está más influenciada por el contenido de los pigmentos y su composición y no tanto por la estructura o inclinación de la hoja.

A partir de las imágenes multiespectrales y el cálculo de índices de vegetación se propuso un método de identificación de síntomas de PC en palma de aceite basado en análisis de imágenes digitales y clasificación orientada a objetos. Este método tiene en cuenta también correcciones geométricas y radiométricas, así como parámetros de vuelo y de procesamiento de la información.

Como parte del método para la identificación de los síntomas de PC se realizaron tres tipos de análisis: análisis de OFM, análisis de imágenes individuales y clasificación orientada a objetos; utilizando la información de distintas regiones del espectro y los índices de vegetación calculados. Con el vuelo de referencia (*Phantom 4 Pro*) se logró identificar palmas con grado cráter, uno de los grados de severidad más avanzados y fáciles de reconocer, a nivel de OFM. A este nivel la identificación de síntomas más iniciales fue difícil dadas las distorsiones observadas en algunos casos en las imágenes producto de la construcción de los mosaicos. En el primer vuelo con el sensor *MicaSense RedEdge* (60 metros de altura) se lograron distinguir palmas en grado 5 de severidad.

El análisis de las imágenes individuales permitió reconocer las bandas más útiles en la identificación de los síntomas obtenidas con un sensor multiespectral: bandas del ROJO y NIR. Sin embargo, el resultado más significativo se obtuvo con los mapas de clasificación orientada a objetos, los cuales permitieron diferenciar los distintos grados de severidad de la enfermedad presentes en las palmas.

La clasificación orientada a objetos utilizada dentro de este estudio tuvo en cuenta el parámetro de respuesta espectral (índice NGRDI) y el parámetro forma, acotando así la identificación de los síntomas a las áreas específicas dentro de la palma (cogollo) donde se presentan. Por tanto, este método mostró ser el más exitoso para identificar los síntomas de la pudrición del cogollo en la palma de aceite.

Adicionalmente, se observó que la resolución espacial de las imágenes obtenidas con el sensor RGB de la plataforma *Phantom 4* es mayor que las del sensor *MicaSense RedEdge*, a pesar de que las imágenes fueron tomadas a una altura de 100 metros sobre el nivel del suelo y las del sensor *RedEdge* a alturas de 30 y 60 metros sobre el nivel del suelo; esto se debe al mayor grado de detalle (12 megapíxeles) que se obtiene con la cámara FC330 a diferencia de la cámara *MicaSense RedEdge* la cual tiene 1.2 megapíxeles. El nivel de detalle es una característica relevante para el estudio de la PC debido al tipo de lesiones iniciales de la enfermedad.

4.2 Recomendaciones

La altura de vuelo se podría incrementar con sensor *MicaSense RedEdge* (o multiespectral similar) que cuente con un mayor grado de detalle, mejorando la resolución espacial y logrando una mayor cobertura por vuelo.

A partir de los resultados de este estudio, específicamente con los mapas de clasificación, se podría diseñar una escala de severidad aérea de la enfermedad basada en el porcentaje de área del cogollo afectada, esto con el fin de realizar prácticas de manejo oportuno de la enfermedad.

Se requiere validar el método en un área piloto de una plantación comercial de palma de aceite, para poder difundir su uso en cultivos a gran escala, para esto se recomienda emplear una plataforma de ala fija para cubrir una mayor área sin perder la precisión en la identificación de los síntomas, así como cuantificar la eficiencia en costos de este nuevo método de monitoreo de PC.

Bibliografía

- Aoki, M., Yabuki, K., Totsuka, T., & Nishida, M. (1986). *Remote Sensing Effective of Chlorophyll Reflection Content of Leaf (I) of in Content Spectral Characteristics Leaf for the Evaluation of Chlorophyll Leaves of Dicotyledons*. 24(1), 21–26.
- Araque, L., & Jiménez, A. (2009). Caracterización de firma espectral a partir de sensores remotos para el manejo de sanidad vegetal en el cultivo de palma de aceite. *Revista Palmas*, 30(3), 63–79.
- Balasundram, S. K., Memarian, H., & Khosla, R. (2013). *Estimating oil palm yields using vegetation indices derived from QuickBird*. (January).
- Balasundram, S. (2016). Selected Precision Agriculture Studies in Oil Palm: A 10-Year Summary, 37, 243–266.
- Barnes, E., Clarke, T., Richards, S., Colaizzi, P., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E. and Thompson, T. (2000). Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data. In: Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture, (Ed.) P.C. Robert, ASA/CSSA/SSSA, Madison, WI, USA. CD-ROM.
- Bhatti, A. U., Mulla, D. J., & Frazier, B. E. (1991). Estimation of soil properties and wheat yields on complex eroded hills using geostatistics and thematic mapper images. *Remote Sensing of Environment*, 37(3), 181–191. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90080-P](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90080-P)
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2–16.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Castiblanco, S., Pardo, E., Hernández, C., & Rincón, V. (2011). Estimación de costos relacionados con la captura de información sanitaria en el cultivo de la palma de aceite en Colombia, 32(1), 57–68.
- Chong, K. L., Kanniah, K. D., Pohl, C., & Tan, K. P. (2017). A review of remote sensing applications for oil palm studies. *Geo-Spatial Information Science*, 20(2), 184–200.

- <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1337317>
- Chuvieco, E. (1990). Fundamentos de teledetección espacial. Retrieved from <http://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=245221>
- Colomina, I., & Molina, P. (2014). Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 92, 79–97. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.02.013>
- Darwin, N., Ahmad, A., & Zainon, O. (2014). The potential of unmanned aerial vehicle for large scale mapping of coastal area. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 18(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/18/1/012031>
- De Franqueville, H. (2003). Oil palm bud rot in Latin America. *Experimental Agriculture*. <https://doi.org/10.1017/S0014479703001315>
- Drenth, A., Torres, G. a., & Martínez, G. (2013). Pudrición del cogollo en la palma de aceite. *Palmas*, 34, 87–94.
- Duarte-Carvajalino, J. M., Alzate, D. F., Ramirez, A. A., Santa-Sepulveda, J. D., Fajardo-Rojas, A. E., & Soto-Suárez, M. (2018). Evaluating late blight severity in potato crops using unmanned aerial vehicles and machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/rs10101513>
- Federación Nacional de Cultivadores de Palma de Aceite – Fedepalma. (2016, febrero) Recuperado 20 de junio de 2018 de <http://web.fedepalma.org/la-palma-de-aceite-en-colombia-departamentos>
- Fontanilla, C. andrés, Mosquera, M., Ruiz, E., Sánchez, A. camilo, Beltrán, J. A., Arias, N., ... Penagos, J. (2014). Estimación de costos de manejo de la Pudrición de cogollo (PC) de la palma de aceite. *Revista Palmas*, 35(2), 23–37.
- Franke, J. and G. Menz. 2007. Multi-temporal wheat disease detection by multispectral remote sensing. *Precis. Agric.* 8:161-172.
- Garcia-Ruiz, F., Sankaran, S., Maja, J. M., Lee, W. S., Rasmussen, J., & Ehsani, R. (2013). Comparison of two aerial imaging platforms for identification of Huanglongbing-infected citrus trees. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.12.002>
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, and M.N. Merzlyak, 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS, *Remote Sens. Environ.*, 58:289-298
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., and Rundquist, D. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 80:76-87

- Gomez, P. (1995). Estado actual de la investigación sobre pudrición de cogollo Current status of bud rot research, (1), 9–23.
- Gomez, P., Acosta, A., Guevara, L., & Nieto, L. (1995). Pudrición de cogollo en Colombia: Importancia, investigación y posibilidades de manejo. *Revista Palmas*, 16(especial), 198–206. Retrieved from <https://publicaciones.fedepalma.org/index.php/palmas/article/view/512>
- Hay, G. J., Castilla, G., Wulder, M. A., & Ruiz, J. R. (2005). An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 7(4), 339–359. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.005>
- Henry, J., Gutiérrez, M., Torres, J., Chinchilla, C., Escobar, R., Mata, R., & Arauz, F. (2015). Recuperación de palmas aceiteras (*Elaeis guineensis* Jacq.) afectadas por pudriciones del cogollo. *ASD OIL PALM PAPERS*, (45), 30–41.
- Hernandez, R. (2017). Metodología para discriminación de malezas basada en la respuesta espectral de la vegetación, 130.
- Jawak, S. D., & Luis, A. J. (2015). Spectral Information Analysis for the Semiautomatic Derivation of Shallow Lake Bathymetry Using High-resolution Multispectral Imagery: A Case Study of Antarctic Coastal Oasis. *Aquatic Procedia*, 4(Icwrcoe), 1331–1338. <https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.173>
- Laliberte, A. S., Herrick, J. E., Rango, A., & Winters, C. (2010). Acquisition, Orthorectification, and Object-based Classification of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery for Rangeland Monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(6), 661–672. <https://doi.org/10.14358/PERS.76.6.661>
- Lang, S. (2008). Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. *Object-Based Image Analysis*, 3–27. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_1
- Liaghat, S., R. Ehsani, S. A. Mansor, H. Z. M. Shafri, S. Meon, S. Sankaran, and S. H. M. N. Azam. 2014. Early Detection of Basal Stem Rot Disease (Ganoderma) in Oil Palms Based on Hyperspectral Reflectance Data Using Pattern Recognition Algorithms. *International Journal of Remote Sensing* 35 (10): 3427–3439.
- LIU, W. T.; MASSANBANI, O.; NOBRE, C. (1994). *SATELLITE RECORDED VEGETATION RESPONSE TO DROUGHT IN BRAZIL*. 14, 343–354.

- Lizarazo, I. y Alfonso, O. 2011. Aplicaciones de la agricultura de precisión en palma de aceite "Elaeis guineensis" e híbrido O x G. *Revista de ingeniería* No. 33, Universidad de los Andes. Bogotá D.C., Colombia. pp. 124-130.
- Mahlein, A.-K. (2016). Plant disease detection by imaging sensors - parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *American Phytopathological Society*, (February), 1–11.
- Mantovani, E. C., & Magdalena, C. (2014). *Manual de agricultura de precisión. Procisur*.
- Martínez, G. (2009). Identificación temprana y manejo integrado de la enfermedad Pudrición del cogollo. *Palmas*, 30(2), 63–77. Retrieved from <http://publicaciones.fedepalma.org/index.php/palmas/article/viewFile/1436/1436>
- Martínez, Gerardo, Sena; Fedepalma; Cenipalma, Sac. (2009). Pudrición del cogollo. Agente causal, estrategias de manejo y erradicación. DVD.
- Martínez, G., & Torres, G. (2007). Presence of "Bud Rot Diseases" in Oil Palm at Nursery Stages, 28(4), 13–20.
- Mesa, J. (2013). La Agroindustria de la Palma de Aceite en Colombia. Retrieved from <http://web.fedepalma.org/bigdata/zonaprivada/laagroindustriadelapalmadeaceiteencolombia.pdf>
- Mesa, J., Boris, D., Salame, H., Vacca, M. P., Fernando, J., Mendoza, L., ... Espitia, F. (2016). La palma de aceite una agroindustria eficiente, sostenible y mundialmente competitiva. *Revista Palmas Especial, Tomo I*, 37, 121–2923. Retrieved from <http://publicaciones.fedepalma.org/index.php/palmas>
- Mosquera, M., Evans, E., Grogan, K., & Fontanilla, C. A. (2014). Un modelo de simulación discreto para determinar la edad óptima de replantación en presencia de la Pudrición del cogollo . *Revista Palmas*, 35(1), 19–32.
- Mosquera, M., Fontanilla, C., Zúñiga, E., Escobar, G., Cadena, Y., León, N., & Velasco, C. (2017). An Experience on Coordinating Actions in Order to Tackle Bud Rot (br): Cost Associated to br Control. *Revista Palmas*, 38(2), 51–62.
- Mulla, D. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4), 358–371. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511012001419>
- Ng, S.K., and K. Selvadurai (1967). Scope of using detailed soil maps in the planting industry in Malaysia. *Malaysian Agricultural Journal*, 46: 158-163.

- Pierce, F. J., & Nowak, P. (1999). Aspects of Precision Agriculture, 67.
- Pinter, Jr., P. J., Hatfield, J. L., Schepers, J. S., Barnes, E. M., Moran, M. S., Daughtry, C. S. T., & Upchurch, D. R. (2013). Remote Sensing for Crop Management. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(6), 647–664. <https://doi.org/10.14358/pers.69.6.647>
- Rouse, J.W., R.H. Haas, J.A. Schell & D.W. Deering. 1974. Monitoring vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Greenbelt: NASA SP-351, 3010-317.
- Santacruz, L., Zambrano, J., Vargas, J., Buitrago, V., Castro, F., & Verdugo, J. (2000). El complejo pudrición de cogollo en la Zona Oriental de Colombia. *Conferencista Internacional Avances Agronómicos de Palma de Aceite*, 21, 97–116.
- Santos, Á. (2010). ANÁLISIS DE LAS ÚLTIMAS INVESTIGACIONES SOBRE PUDRICIÓN DEL COGOLLO EN PALMA DE ACEITE (*Elaeis guineensis* Jacq), 1–39.
- Santoso, H., T. Gunawan, R. H. Jatmiko, W. Darnosarkoro, and B. Minasny. 2011. Mapping and Identifying Basal Stem Rot Disease in Oil Palms in North Sumatra with QuickBird Imagery. *Precision Agriculture* 12 (2): 233–248.
- Sarria, G. A., Torres, G. A., Aya, H. A., Ariza, J. G., Rodriguez, J., Vélez, D. c, ... Martinez, G. (2008). Microorganismos asociados a la Pudrición Pudrición del cogollo de de la la Palma Palma de aceite y y su su inoculación inoculación en en palmas palmas de de vivero vivero. *Palmas*, 29, 19–30.
- Sarria, G. a, Torres, G. a, Aya, H., Ariza, J., Rodriguez, J., Velez, D., ... Martinez, G. (2008). Phytophthora sp . es el responsable de las lesiones iniciales de la Pudrición del cogollo (PC) de la Palma de aceite en Colombia. *Palmas*, 29, 31–41.
- Seelan, S. K., Laguette, S., Casady, G. M., & Seielstad, G. a. (2003). Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. *Remote Sensing of Environment*, 88(1–2), 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.007>
- Selvaraja, S., Balasundram, S. K., Vadamalai, G., & Husni, M. H. A. (2013). Use of spectral reflectance to discriminate between potassium deficiency and orange spotting symptoms in oil palm (*Elaeis guineensis*). *Life Science Journal*, 10(4), 947–951.
- Shafri, H. Z. M., Anuar, M. I., Seman, I. A., & Noor, N. M. (2011). Spectral discrimination of healthy and ganoderma-infected oil palms from hyperspectral data. *International*

- Journal of Remote Sensing*, 32(22), 7111–7129.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2010.519003>
- Sistema de Información Estadística del Sector Palmero - SISPA. (2018, septiembre 19) Recuperado 24 de septiembre de 2018 de <http://sispa.fedepalma.org/sispaweb/default.aspx?Control=Pages/areas>.
- Stafford, J. (2015). Precision Agriculture. Retrieved from <http://www.cffertilisers.co.uk/advice-services/advice/precision-farming/>
- Sterling Cuellar, A. (2015). Efectos del mal suramericano de la hoja (*microcyclus ulei*) sobre la respuesta fisiológica y espectral del caucho (*hevea brasiliensis*) sometido a diferentes condiciones de infección, 156. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/48833/>
- Torres-Sánchez, J., Peña, J. M., de Castro, a. I., & López-Granados, F. (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103, 104–113. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.009>
- Torres, G. A., Sarria, G. A., Martínez, G., Varon, F., Drenth, A., & Guest, D. I. (2016). Bud Rot Caused by *Phytophthora palmivora*: A Destructive Emerging Disease of Oil Palm. *Phytopathology*, 106(4), 320–329. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-09-15-0243-RVW>
- Tucker, C. J., Slayback, D. A., Pinzon, J. E., Ranga, S. O. L., & Taylor, M. G. (2001). *Higher northern latitude normalized difference vegetation index and growing season trends from 1982 to 1999*. 7, 184–190.
- Vettorazzi, C. A., & Best, S. (2014). Adquisición remota y agricultura de precisión. En: Manual de Agricultura de Precisión (p. 176). Montevideo: IICA.*
- von Martini, A., Bragachini, M., Bianchini, A., Martellotto, E., & Méndez, A. (2000). Percepción Remota. Retrieved from <http://2006-2012.semarn.gob.mx/informacion-sector/ciencia/ermexs/temas-de-interes/384-percepcion-remota.html>
- Watts, A. C., Ambrosia, V. G., & Hinkley, E. A. (2012). Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: Classification and considerations of use. *Remote Sensing*, 4(6), 1671–1692. <https://doi.org/10.3390/rs4061671>
- Woittiez, L., van Wijk, M., Slingerland, M., van Noordwijk, M., & Giller, K. (2018). Yield Gaps in Oil Palm: A Quantitative Review of Contributing Factors, 39(1), 16–68.
- Zhang, C., & Kovacs, J. (2012). The application of small unmanned aerial systems for

- precision agriculture: a review. *Precision Agriculture*, 13(6), 693–712.
<https://doi.org/10.1007/s11119-012-9274-5>
- Aoki, M., Yabuki, K., Totsuka, T., & Nishida, M. (1986). *Remote Sensing Effective of Chlorophyll Reflection Content of Leaf (l) of in Content Spectral Characteristics Leaf for the Evaluation of Chlorophyll Leaves of Dicotyledons*. 24(1), 21–26.
- Balasundram, S. K., Memarian, H., & Khosla, R. (2013). *Estimating oil palm yields using vegetation indices derived from QuickBird*. (January).
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2–16.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Duarte-Carvajalino, J. M., Alzate, D. F., Ramirez, A. A., Santa-Sepulveda, J. D., Fajardo-Rojas, A. E., & Soto-Suárez, M. (2018). Evaluating late blight severity in potato crops using unmanned aerial vehicles and machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/rs10101513>
- Garcia-Ruiz, F., Sankaran, S., Maja, J. M., Lee, W. S., Rasmussen, J., & Ehsani, R. (2013). Comparison of two aerial imaging platforms for identification of Huanglongbing-infected citrus trees. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.12.002>
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, M. N. (1994). *Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS*. 4257(96).
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). *Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction*. 80, 76–87.
- Hay, G. J., Castilla, G., Wulder, M. A., & Ruiz, J. R. (2005). An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 7(4), 339–359.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.005>
- Komárek, J., Klouček, T., & Prošek, J. (2018). The potential of Unmanned Aerial Systems: A tool towards precision classification of hard-to-distinguish vegetation types? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 71(May), 9–19. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.003>
- Lang, S. (2008). Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling

- reality – dealing with complexity. *Object-Based Image Analysis*, 3–27.
https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_1
- LIU, W. T.; MASSANBANI, O.; NOBRE, C. (1994). *SATELLITE RECORDED VEGETATION RESPONSE TO DROUGHT IN BRAZIL*. 14, 343–354.
- López-Granados, F., Torres-Sánchez, J., De Castro, A. I., Serrano-Pérez, A., Mesas-Carrascosa, F. J., & Peña, J. M. (2016). Object-based early monitoring of a grass weed in a grass crop using high resolution UAV imagery. *Agronomy for Sustainable Development*, 36(4), 1–12. <https://doi.org/10.1007/s13593-016-0405-7>
- Lu, B., & He, Y. (2017). Species classification using Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-acquired high spatial resolution imagery in a heterogeneous grassland. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128, 73–85.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.03.011>
- Pinter, Jr., P. J., Hatfield, J. L., Schepers, J. S., Barnes, E. M., Moran, M. S., Daughtry, C. S. T., & Upchurch, D. R. (2013). Remote Sensing for Crop Management. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(6), 647–664.
<https://doi.org/10.14358/pers.69.6.647>
- Torres-Sánchez, J., Peña, J. M., de Castro, a. I., & López-Granados, F. (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103, 104–113.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.009>
- Tucker, C. J., Slayback, D. A., Pinzon, J. E., Ranga, S. O. L., & Taylor, M. G. (2001). *Higher northern latitude normalized difference vegetation index and growing season trends from 1982 to 1999*. 7, 184–190.