



ESCUELA DE DOCTORADO  
INTERNACIONAL DE LA USC

Izar  
Sinde González

Tesis doctoral

APLICACIÓN DE TÉCNICAS  
GEOMÁTICAS EN EL SMART  
FARMING: MONITORIZACIÓN  
DE CULTIVOS,  
DETERMINACIÓN DE BIOMASA  
Y DETECCIÓN DE  
ENFERMEDADES

Lugo, 2022



TESIS DE DOCTORADO

**APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOMÁTICAS  
EN EL SMART FARMING:  
MONITORIZACIÓN DE CULTIVOS,  
DETERMINACIÓN DE BIOMASA Y  
DETECCIÓN DE ENFERMEDADES**

Izar Sinde González

ESCUELA DE DOCTORADO INTERNACIONAL DE LA UNIVERSIDAD DE SANTIAGO DE  
COMPOSTELA

PROGRAMA DE DOCTORADO EN INGENIERÍA PARA EL DESARROLLO RURAL Y CIVIL



LUGO

2022



D./Dña. **Izar Sinde González**

Título de la tesis: **Aplicación de técnicas geomáticas en el Smart Farming: Monitorización de cultivos, determinación de biomasa y detección de enfermedades.**

Presento mi tesis, siguiendo el procedimiento adecuado al Reglamento y declaro que:

- 1) La tesis abarca los resultados de la elaboración de mi trabajo.
- 2) De ser el caso, en la tesis se hace referencia a las colaboraciones que tuvo este trabajo.
- 3) Confirmando que la tesis no incurre en ningún tipo de plagio de otros autores ni de trabajos presentados por mí para la obtención de otros títulos.
- 4) La tesis es la versión definitiva presentada para su defensa y coincide la versión impresa con la presentada en formato electrónico.

Y me comprometo a presentar el Compromiso Documental de Supervisión en el caso que el original no esté depositado en la Escuela.

En **Lugo, 17 de diciembre de 2021.**

**Firma electrónica**



## AUTORIZACIÓN DEL DIRECTOR / TUTOR DE LA TESIS

**Aplicación de técnicas geomáticas en el Smart Farming:  
Monitorización de cultivos, determinación de biomasa y  
detección de enfermedades**

D./D<sup>a</sup>. Mariluz Gil Docampo

INFORMA/N:

Que la presente tesis, se corresponde con el trabajo realizado por D/D<sup>a</sup>. Izar Sinde González, bajo mi dirección/tutorización, y autorizo su presentación, considerando que reúne los requisitos exigidos en el Reglamento de Estudios de Doctorado de la USC, y que como director de esta no incurre en las causas de abstención establecidas en la Ley 40/2015.

De acuerdo con lo indicado en el Reglamento de Estudios de Doctorado, declara también que la presente tesis doctoral es idónea para ser defendida en base a la modalidad de COMPENDIO DE PUBLICACIONES, en los que la participación del doctorando/a fue decisiva para su elaboración y las publicaciones se ajustan al Plan de Investigación.



## AGRADECIMIENTOS

A lo largo de estas primeras líneas quiero expresar un gran agradecimiento a todas aquellas personas e instituciones que han participado en el desarrollo de esta tesis permitiendo que se haya culminado. Pido disculpas de antemano si se me olvida mencionar a alguien

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a la Dra. Mariluz Gil Docampo, que desde 2010 fue capaz de sembrar en mí el gusto por la teledetección y de alguna manera, con su buen ejercer profesional, la vocación por ser profesor. Así como también por brindarme su apoyo incondicional en esta travesía doctoral. Gracias y mil veces gracias.

Quiero agradecer también a todos los colaboradores de los estudios realizados en esta tesis doctoral, algunos colegas en la docencia, otros estudiantes de alto rendimiento y otros profesionales abnegados en su labor, todos ellos siempre con el ánimo de hacer las cosas con excelencia, tesón y compromiso. Felicidades y muchas gracias a todos ellos.

Llegar a este punto sería imposible sin el apoyo de mi madre, Mónica González Rubio, mi pilar fundamental en esta aventura y sin la cual dudo mucho que lo hubiera logrado. De la misma forma a Andrea Sinde mi hermana, por toda su ayuda en la parte gráfica de este trabajo y al resto de mi familia. Todos ellos me enseñaron a lo largo de los años que es necesario estudiar, que el esfuerzo trae su recompensa y que el saber no ocupa lugar.

Me gustaría agradecer también a mi esposa Rosana y a mi hija Almudena. Fue mucho el tiempo robado y muchas las noches de dormir poco, muchos “no puedo” a la pregunta ¿Papi, jugamos? Y muchos los “sí” a la pregunta ¿Te quedas a trabajar hoy noche? A pesar de esto... precisamente ellas, fueron el combustible para seguir adelante. ¡Las quiero demasiado!

Otro profundo agradecimiento es para la Universidad de la Fuerzas Armadas ESPE de Ecuador, institución que me permitió crecer como docente e investigador y sin la cual desarrollar estos estudios doctorales hubiera sido complicado. De la misma forma a todos los colegas que fueron un apoyo durante este tiempo, Dr. Darío Bolaños, Ing. César Leiva, Ing. Ricardo Pachacama, Ing. Armando Echeverría e Ing. Alexander Robayo.

Para finalizar no quiero dejar pasar la oportunidad de agradecer a las diferentes instituciones que colaboraron en el desarrollo de las investigaciones de esta tesis. Gracias a la Asociación Nacional de Cultivadores de Palma Africana ANCUPA por abrirnos las puertas a sus cultivos y a las de sus asociados para realizar los trabajos y gracias al Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias INIAP, por apoyar siempre a la investigación y a la innovación en la agricultura y de la misma forma abrirnos las puertas para colaborar.

A todos, MUCHAS GRACIAS





# ÍNDICE

I.	RESUMEN .....	VIII
II.	ESTRUCTURA DE LA TESIS .....	X
III.	JUSTIFICACIÓN .....	XII
1.	INTRODUCCIÓN .....	1
1.1	Agricultura de precisión y UAV .....	1
1.2	Teledetección de cultivos .....	1
1.3	Fotogrametría SfM-MVS con UAV .....	3
1.4	El Lupino y la antracnosis .....	4
1.5	Estimación de biomasa aérea en pastos .....	5
1.6	Palma africana, la pudrición de cogollo y el anillo rojo .....	7
2.	OBJETIVOS .....	10
3.	MATERIALES Y MÉTODOS .....	12
3.1	Artículo 1 .....	13
3.1.1	Área de estudio .....	13
3.1.2	Equipos y software .....	13
3.1.3	Diagrama metodológico. ....	14
3.1.4	Características de la semilla y estrategia de muestreo .....	15
3.1.5	Características del ensayo .....	16
3.1.6	Captura de datos espectrales .....	17
3.1.7	Generación de índices de vegetación con el espectrorradiómetro .....	18
3.1.8	Captura de imágenes con UAV .....	18
3.1.9	Posicionamiento GNSS .....	19
3.1.10	Generación de ortomosaicos multiespectrales .....	19
3.1.11	Cálculo de índices de vegetación y extracción de datos a partir de los ortomosaicos multiespectrales .....	21
3.1.12	Análisis bioestadístico. ....	21
3.2	Artículo 2 .....	21
3.2.1	Área de estudio .....	21
3.2.2	Equipos .....	22
3.2.3	Diagrama metodológico. ....	23
3.2.4	Parcelamiento y fertilización .....	24
3.2.5	Plan de vuelo y generación de modelos .....	25

3.2.6	Muestreo de los cultivos.....	26
3.2.7	Cálculo del factor de densidad y la biomasa .....	28
3.2.8	Validación .....	29
3.3	Artículo 3 .....	30
3.3.1	Área de estudio.....	30
3.3.2	Equipos y software .....	31
3.3.3	Descripción general de la metodología .....	32
3.3.4	Fase A.....	33
3.3.5	Fase B.....	34
3.3.6	Detección de enfermedades y control .....	36
3.3.7	Análisis multitemporal .....	36
3.3.8	Validación .....	37
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	39
4.1	Artículo 1 .....	39
4.1.1	Realización de vuelos con UAV y generación de productos .....	39
4.1.2	Diferenciación entre pretratamientos de desinfección de semillas.....	42
4.1.3	Diferenciación entre estados fenológicos.....	43
4.2	Artículo 2 .....	45
4.2.1	Comparación de modelos digitales.....	45
4.2.2	Factor de densidad y biomasa por parcela.....	46
4.2.3	Validación .....	47
4.3	Artículo 3 .....	49
4.3.1	Fase A.....	49
4.3.2	Fase B.....	51
4.3.3	Detección de enfermedades y control .....	52
4.3.4	Análisis multitemporal .....	56
4.3.5	Validación .....	59
5.	CONCLUSIONES .....	62
	<b>5.1 Conclusiones generales</b> .....	62
	<b>5.2 Conclusiones específicas</b> .....	62
6.	BIBLIOGRAFÍA.....	66
7.	PUBLICACIONES .....	80

## Índice de tablas

<i>Tabla 1. Índices de vegetación utilizados en este estudio</i> .....	2
--	---

<b>Tabla 2. Comparación entre estudios</b> .....	12
<b>Tabla 3. Días de desarrollo del cultivo</b> .....	16
<b>Tabla 4. Descripción de los tratamientos</b> .....	16
<b>Tabla 5. Parámetros de vuelo</b> .....	25
<b>Tabla 6. Características de las cámaras</b> .....	31
<b>Tabla 7. Resultados del test de Fisher para el espectrorradiómetro</b> .....	42
<b>Tabla 8. Resultados del test de Fisher para UAV vs espectrorradiómetro</b> .....	43
<b>Tabla 9. Resumen de los promedios de la producción de biomasa</b> .....	46
<b>Tabla 10. ANOVA y test de Fisher de la biomasa generada por hectárea</b> .....	48
<b>Tabla 11. Línea base por especie y sensor. Valores de los índices de vegetación para la línea base de plantas de palma africana sin afectación.</b> .....	50
<b>Tabla 12. Validación en campo de las afectaciones a la palma.</b> .....	52
<b>Tabla 13. Resumen estadístico de las muestras de validación.</b> .....	60
<b>Tabla 14. Valores base de índices de vegetación para los diferentes niveles de daño en la planta.</b> .....	60

## Índice de figuras

<b>Fig. 1. Mapa de ubicación del estudio</b> .....	13
<b>Fig. 2. Resumen gráfico de la metodología</b> .....	15
<b>Fig. 3. Toma de datos con el espectrorradiómetro</b> .....	17
<b>Fig. 4. Distribución de los GCPs</b> .....	18
<b>Fig. 5. Posicionamiento RTK de cada planta</b> .....	19
<b>Fig. 6. Diana de calibración MAPIR</b> .....	20
<b>Fig. 7. Mapa de ubicación a) Mapa a nivel nacional b) Mapa del IASA c) Mapa del lote</b> .....	22
<b>Fig. 8. Distribución de lotes y puntos de control</b> .....	23
<b>Fig. 9. Resumen gráfico</b> .....	24
<b>Fig. 10. Parcelas, fertilizaciones y variedades sembradas a) Distribución de las parcelas b) Distribución de las variedades y las fertilizaciones.</b> .....	25
<b>Fig. 11. Metodología para el muestreo del pasto a) Selección del pasto correspondiente al anillo b) Corte del pasto c) Georreferenciación del punto de corte d) Almacenamiento de la muestra de pasto e) Secado de las muestras de pasto f) Pesado de la masa seca de cada muestra</b> .....	27
<b>Fig. 12. Distribución de las muestras tomadas en campo</b> .....	28
<b>Fig. 13. Ubicación geográfica de la zona de estudio del artículo III</b> .....	30
<b>Fig. 14. Distribución de las variedades en el lote CIPAL</b> .....	31
<b>Fig. 15. Resumen gráfico.</b> .....	32
<b>Fig. 16. Fases del estudio</b> .....	33
<b>Fig. 17. Metodología propuesta para la detección temprana de PC</b> .....	36
<b>Fig. 18. Generación de ortomosaicos en software Pix4D</b> .....	39
<b>Fig. 19. Aspecto de los ortomosaicos en cada estado fenológico</b> .....	40
<b>Fig. 20. Aspecto del NDVI en cada estado fenológico</b> .....	41
<b>Fig. 21. Posición precisa de cada planta muestreada</b> .....	42
<b>Fig. 22. Valores de índice de vegetación en cada estado fenológico</b> .....	44
<b>Fig. 23. Valor de índice para el NDVI del espectrorradiómetro (NDVIE) y del UAV (NDVIU)</b> .....	45
<b>Fig. 24. A la izquierda el modelo digital de elevaciones y a la derecha el modelo digital del cultivo.</b> .....	46

<b>Fig. 25.</b> Comparación entre la biomasa estimada y la biomasa medida a) Diagrama de barras comparativo b) Correlación lineal entre biomasa medida y estimada. ....	47
<b>Fig. 26.</b> Detección automática de palmas y aspecto de una palma con 2 años de desarrollo. ....	50
<b>Fig. 27.</b> Ejemplo de índice VARI sobre el Lote Arteaga.....	52
<b>Fig. 28.</b> Puntos de muestreo en campo. ....	53
<b>Fig. 29.</b> Aspecto de los índices de vegetación según el grado de afectación a) Pudrición de Cogollo Grado 1 b) Pudrición de Cogollo grado 2 c) Pudrición de Cogollo grado 3 d) Pudrición de Cogollo Grado Cráter e) Muerte por Pudrición de Cogollo f) Anillo rojo .....	54
<b>Fig. 30.</b> Detección de cambios entre el vuelo 1 y el 2 .....	56
<b>Fig. 31.</b> Detección de cambios entre el vuelo 2 y 3. ....	57
<b>Fig. 32.</b> Índice multitemporal entre vuelo 1 y 2.....	58
<b>Fig. 33.</b> Índice multitemporal entre el vuelo 2 y el 3. ....	59

## I. RESUMEN

Hoy en día la utilización de Unmanned Aerial Vehicles (UAV) o vehículos aéreos no tripulados es una realidad. Entre sus aplicaciones más destacadas se encuentran la generación de cartografía, la inspección de infraestructura, la vigilancia de bosques, o la gestión de cultivos mediante agricultura de precisión. El término Smart Farming abarca tecnologías recientes como los sistemas de gestión de la información, la automatización agrícola o la agricultura de precisión. La agricultura de precisión implica operaciones de optimización de la calidad y la cantidad del producto agrícola, minimizando su uso a través de tecnologías eficientes y ambientalmente limpias. En la presente tesis se pretende investigar las metodologías empleadas actualmente en agricultura de precisión, en el campo de la teledetección mediante los citados sensores aéreos no tripulados para ayudar a los procesos de desarrollo rural en zonas que se encuentran en vías de desarrollo. Estas metodologías comprenderán temáticas relacionadas con el análisis de crecimiento en cuanto a generación de biomasa en cultivos de raygrass y kikuyo, análisis del estado de salud de plantaciones de lupino en la zona andina mediante su respuesta espectral y la detección de enfermedades en palma africana mediante el estudio de la variabilidad de su respuesta espectral, todas ellas aplicadas en la República de Ecuador. Al elaborar los citados estudios se puso de manifiesto el potencial de los sistemas UAV a la hora de estudiar y gestionar cultivos claves en la economía de países en vías de desarrollo. Para la casuística de todos los cultivos mencionados se emplearon equipos como los UAV y los espectrorradiómetros de mano de forma que se consiguió generar productos geoespaciales de alta resolución a través de técnicas de fotogrametría SfM y teledetección de baja altura. A partir de estos productos se pudieron extraer valores espectrales a nivel de planta y con ellos inferir resultados satisfactorios a través de la aplicación de diversas pruebas estadísticas. A través de este camino se logró, detectar de forma temprana la afectación de Pudrición de Cogollo (PC) en palma africana, determinar qué tratamiento de desinfección de semilla para lupino es el más adecuado en el control del desarrollo de la Antracnosis y evidenciar que el cultivo de ryegrass perenne es el que genera mejores rendimientos en la producción de biomasa para suelos que se encuentran en la zona andina ecuatorial.



## II. ESTRUCTURA DE LA TESIS

La presente tesis se ha generado bajo la modalidad de compendio de artículos científicos y cumple con la normativa relativa a este tipo de tesis.

Se ha generado una justificación inicial en la que se exponen las razones por las cuales se han realizado los estudios en torno a la temática de la agricultura de precisión en zonas en vías de desarrollo.

Seguidamente se expone una introducción genérica y común a todos los artículos de la tesis en la que se abordan los conceptos técnicos básicos para entenderla en toda su extensión.

A continuación, se generó un apartado de materiales y métodos, en la que se explica cuáles fueron los equipos, materiales, y metodologías utilizadas para lograr cumplir los objetivos propuestos. Aparece dividido en tres partes que se corresponden con los 3 estudios realizados, ya que las metodologías difieren considerablemente entre ellos.

El apartado de resultados y discusión, se dividió igualmente en 3 partes y se generó un enlace entre los resultados de los estudios y lo que se puede encontrar en el estado del arte actual, de forma que se enriquece y se da cohesión a los estudios realizados.

Finalmente se exponen las conclusiones, tanto generales como particulares de cada artículo, se muestran todas las fuentes bibliográficas y se exponen las publicaciones realizadas con su factor de impacto.



### III. JUSTIFICACIÓN

La implementación de las nuevas tecnologías en la agricultura es un proceso en el que se involucran numerosas variables, es por ello que, se debe tener un control minucioso de todas ellas si se quieren obtener resultados precisos.

En países que se encuentran en vías de desarrollo, la tecnificación agrícola todavía está muy limitada y supeditada a su nivel económico y a su cultura. El uso de tecnologías geoespaciales en el campo agrícola de estos lugares está todavía en sus fases iniciales y se espera que, en el futuro, con el abaratamiento de las tecnologías, tenga un crecimiento exponencial.

En vista de esta situación, en el presente estudio se pretende poner de manifiesto la factibilidad del uso de técnicas geomáticas con el fin de mejorar la productividad del agro en países que se encuentran en vías de desarrollo. El caso particular de este estudio se centra en la República del Ecuador, país con el mayor índice de biodiversidad del mundo y con una gran presencia de recursos naturales, pero que alcanza una tasa de pobreza en torno al 24.5% y en el que 32 de cada 100 ecuatorianos viven con menos de 2.80 USD de ingresos diarios.

En el caso del presente estudio, se emplearán UAVs de bajo costo, la fotogrametría y la teledetección de baja altitud para conseguir un conocimiento detallado del nivel de biomasa o del estado sanitario de cultivos. Se consideraron para este fin 3 de los cultivos más emblemáticos en Ecuador, el Lupino andino, leguminosa de alto valor nutricional y uno de los snacks más consumidos en la zona de los Andes; el pasto, un cultivo común y necesario para la alimentación del ganado, pero que prácticamente no se tecnifica; y la palma africana, un cultivo que generó miles de empleos y prosperidad en zonas de bajos recursos, pero que sufre un declive severo debido a la patología de la Pudrición de Cogollo (PC).

A continuación, se describe brevemente la importancia de cada uno de los mencionados cultivos, así como las técnicas de fotogrametría SfM-MVS y la teledetección a baja altura con UAV pueden ayudar en su monitoreo.

El *Lupinus Mutabilis Sweet* o en español altramuza o lupino, es un cultivo leguminoso que se desarrolla en zonas de alta montaña de la zona Andina (entre otras), y que se utiliza como una fuente de proteína muy importante en la nutrición tanto de seres humanos como de animales (Güemes-Vera et al. 2008). Las propiedades nutricionales del lupino son internacionalmente reconocidas desde hace décadas (Tello, 1976), a pesar de ser infravaloradas y marginadas respecto a otras legumbres (Chirinos-Arias 2015). De acuerdo al Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias (INIAP) del Ecuador (Caicedo y Peralta, 1999), el lupino es consumido por el 71% de las familias en la zona Andina, con un consumo mensual per cápita de 0.4 kg.

La principal y más económica fuente de alimento para ganado en la República del Ecuador es el pasto. De acuerdo al Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) de Ecuador, los pastos naturales y sembrados ocupan aproximadamente el 17.92% y el 38.85% de la superficie de labranza disponible en el país, 5.110.549 Ha para 2019. Además, el pastoreo es considerado el método que alcanza mejores rendimientos dentro de los sistemas de alimentación de ganado (Grijalva et al. 1995).

La palma africana o palma de aceite (*Elaeis guineensis*) es una planta palmera que se desarrolla en zonas tropicales y ecuatoriales y que es nativa del continente africano.

En el 2017, la producción de palma en Ecuador supuso un ingreso por exportaciones cercano a 252 millones de dólares, lo que conforma el 0.89% del Producto Interior Bruto del país y el 4.35% del Producto Interior Bruto Agrícola.

El empleo de los UAV y la teledetección de baja altura en el análisis del desarrollo de estos cultivos, en la detección de sus patologías y en la estimación de su biomasa supone un aporte

de gran valor al ser técnicas de tipo indirecto que prácticamente no conllevan la destrucción de ninguna planta, permite un rendimiento (número de plantas analizadas por unidad de tiempo) mayor que las técnicas tradicionales, utilizan la respuesta espectral como variable de análisis agronómica y emplean equipos con un costo relativamente bajo.



## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 Agricultura de precisión y UAV

La agricultura de precisión consiste en la aplicación de las tecnologías geoespaciales como los sistemas de información geográfica (SIG), la teledetección, los sistemas de posicionamiento por satélite (GNSS) y otros sensores similares, de forma que permitan la detección de variaciones en un cultivo con el objetivo de optimizar las aplicaciones de fertilizantes o pesticidas permitiendo minimizar el impacto al ambiente y reducir la cantidad de producto aplicado (Ferrández-Pastor et al. 2018; Gebbers & Adamchuk 2010; C. Zhang & Kovacs 2012). Existen numerosas variables que influyen directamente la productividad de cualquier cultivo, como el tipo de suelo y su composición, las condiciones del cultivo (densidad del dosel, estrés, contenido de clorofila, biomasa y calidad del grano), el clima y las variaciones del manejo (N. Zhang et al. 2002). Por otro lado, cabe mencionar que el rendimiento del cultivo no solo está influenciado por las variaciones espaciales de las propiedades del suelo, sino que también por la susceptibilidad a ciertas patologías presentes en el ciclo vegetativo de cada cultivo (Di Gennaro et al. 2016; Mahlein 2016; Dash et al. 2017).

En la literatura, se pueden encontrar casos de éxito en la aplicación de imágenes satelitales de alta resolución para estudiar las antes mencionadas variaciones en el cultivo y las condiciones del suelo (Chen et al., 2002; Metternicht 2003; Siart et al., 2009), sin embargo, la resolución, disponibilidad y costos de las imágenes de satélite pueden ser una traba en el uso de esta alternativa de análisis. Para sobrellevar estos problemas, algunos autores han venido aplicando imágenes tomadas a baja altitud mediante los drones, vehículos aéreos no tripulados (VANT) *Unmanned Aerial Systems* (UAS) o *Unmanned Aerial Vehicle* en Inglés (UAV) (Everaerts 2008, Rango et al., 2009 Swain et al 2010). En el caso concreto del estudio realizado por Do et al. (2018), se da solución a la problemática de la detección de variabilidad en suelo y planta, con un UAV y un espectrorradiómetro de mano, de forma que logran monitorear la salud, el contenido de nitrógeno y el estrés hídrico en diferentes cultivos. En otro estudio de especial relevancia se realizó la caracterización de la variabilidad espectral de los cultivos y su rendimiento con los citados equipos (Stroppiana et al. 2015). Por tanto, los UAV son una potente herramienta para la captura de información sobre cultivos lo que facilita su manejo debido a la efectividad en el monitoreo ambiental, su alta resolución espacial y temporal y su facilidad para la adquisición de imágenes.

Como resultado de la aplicación de estas tecnologías se obtienen productos confiables y precisos para los técnicos que dependen directamente del desarrollo de las tecnologías UAV y de la estandarización y la implementación de procesos de georreferenciación de imágenes y creación de ortomosaicos (Colomina & Molina., 2014; Haghhighattalab et al., 2016). Además, una de las principales consideraciones a tener en cuenta para aplicar un estudio de agricultura de precisión, es involucrar a los técnicos agropecuarios, cuya visión y conocimiento es fundamental para el diseño muestral en campo, adquisición, interpretación y análisis de las imágenes (Zhang & Kovacs, 2012).

### 1.2 Teledetección de cultivos

La teledetección se puede definir como el conjunto de técnicas que permiten obtener información de la superficie terrestre a través de imágenes adquiridas desde sensores aéreos o espaciales, utilizando radiación electromagnética reflejada o emitida desde las características de la Tierra en una o más regiones del espectro electromagnético (Chuvieco, 2010; Campbell & Wynne, 2011).

Dependiendo del ancho de banda del espectro electromagnético detectado por el sensor, se obtiene un patrón de respuesta espectral en función de las características de la superficie que se esté analizando, esto se denomina firma espectral. La configuración de las firmas varía en función de las características del objeto que refleja o emite la radiación electromagnética, es por ello que no se puede considerar totalmente determinista, no es un patrón absoluto. Estas respuestas espectrales distintivas de cada objeto con frecuencia permiten una evaluación del tipo y condición de las características del mismo (Turner et al., 2003; Lillesand, Kiefer, & Chipman, 2004; Joseph, 2005)

Las medidas de la reflectividad tomadas desde un espectrorradiómetro o con una imagen ya sea de satélite o de UAV, se utilizan generalmente en agricultura de precisión, con el objetivo de generar índices de vegetación (IV), que se pueden emplear para encontrar correlaciones con alguna característica específica de cada cultivo (Serrano et al. 2018). Esos índices, que pueden utilizar dos o más bandas del espectro electromagnético sensibles a alguna característica del cultivo, son medidas cuantitativas del contenido de clorofila y la biomasa o del vigor de las plantas, con base en los valores digitales de las imágenes o en las firmas espectrales generadas por espectrorradiómetros.

La selección de las bandas más sensibles se hace con el objetivo de minimizar factores que puedan generar confusión en la detección de la variabilidad como la reflectancia del suelo, reflectancia direccional o efectos atmosféricos (Xie et al., 2014).

Los índices de vegetación se obtienen a partir de la combinación aritmética de bandas espectrales, haciendo posible estimar y evaluar el estado de salud de la vegetación basándose en las mediciones de la intensidad de la radiación emitida o reflejada por las plantas (García-Cervigón & José 2015; Jhan et al. 2017).

Los índices más ampliamente utilizados se basan en las regiones del rojo y del infrarrojo cercano por ser las que generan un mayor contraste en reflectividad entre una planta sana y una planta enferma (Liu et al., 2014).

El comportamiento típico de la planta ante el espectro electromagnético está condicionado por diversos factores, como la estructura celular de las hojas y la presencia de ciertos pigmentos. Esto es porque, a medida que una planta se va desarrollando, las hojas varían su contenido de clorofila, y generalmente lo reducen al final de su desarrollo, provocando que exista una reflectividad mayor en torno al amarillo y el rojo. Además del contenido de agua en los tejidos de las plantas, las deficiencias nutricionales también tienen relación con la concentración de pigmentos. La presencia de plagas y enfermedades también modifican la cantidad de pigmento e intercambio de agua en la planta. Finalmente, es importante considerar también el punto dentro del desarrollo fenológico en el que se encuentra la planta, ya que dependiendo de ello la respuesta espectral típica será una u otra (Jones & Vaughan, 2010).

Los índices que mostraron mejores resultados y que fueron utilizados en el presente estudio aparecen en la tabla 1.

**Tabla 1. Índices de vegetación utilizados en este estudio**

<b>Índice de vegetación</b>	<b>Acrónimo</b>	<b>Ecuación</b>	<b>Referencia</b>
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{\rho_{IRC} - \rho_{ROJO}}{\rho_{IRC} + \rho_{ROJO}}$	(Tucker, 1979)

Transformed Normalized Difference Vegetation Index	TNDVI	$\sqrt{\frac{\rho_{IRC} - \rho_{ROJO}}{\rho_{IRC} + \rho_{ROJO}} + 0,5}$	(Tucker, 1979)
Simple Ratio Red-edge Index	SR-RE	$\frac{\rho_{IRC}}{\rho_{RED-EDGE}}$	(Gitelson & Merzlyak, 1994)
Normalized Difference Red-edge Index	NDRE	$\frac{\rho_{IRC} - \rho_{RED-EDGE}}{\rho_{IRC} + \rho_{RED-EDGE}}$	(Barnes et al., 2000)
Green Normalized Difference Vegetation Index	GNDVI	$\frac{\rho_{IRC} - \rho_{VERDE}}{\rho_{IRC} + \rho_{VERDE}}$	(Candiago et al., 2015)
Green Vegetation Index	GVI	$\frac{\rho_{IRC}}{\rho_{VERDE}}$	(Dalposso et al., 2013)
Visible Atmosferically Resistant Index	VARI	$\frac{\rho_{VERDE} - \rho_{ROJO}}{\rho_{VERDE} + \rho_{ROJO} - \rho_{AZUL}}$	(Schneider et al., 2008)

El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) se puede utilizar para evaluar la biomasa del dosel o biomasa aérea y la cobertura verde total de algunas plantas (Gamon et al. 1995; Goswami et al. 2015; Wang et al. 2018), lo que es fundamental para la detección de anomalías durante el desarrollo de un cultivo. Es de recalcar el aporte de Foster et al. (2017) que demostró la eficiencia del NDVI para estimar el rendimiento de un cultivo, detectar algunos atributos fisiológicos de las plantas, sequías y condiciones de calor extremo y estrés biótico. El GNDVI es una variante del NDVI que, en vez de utilizar la banda del rojo, utiliza la banda del verde. Este se relaciona con la proporción de radiación fotosintéticamente absorbida y se correlaciona linealmente con el índice de área foliar y la biomasa. Este índice es más sensible a la concentración de clorofila que el NDVI y varía entre 0 y 1 (Candiago et al., 2015)

Para generar el índice de vegetación de diferencia normalizada transformado (TNDVI), se necesita añadir una constante de 0.5 a la fórmula del NDVI y hacer su raíz cuadrada (Tucker 1979). La varianza de la ratio en esta fórmula es proporcional a la media y el TNDVI es siempre positivo. Este índice tiene una correlación ligeramente mayor para la cantidad de biomasa que el NDVI (Senseman et al. 1996). Además, Uttaruk y Laosuwan (2016) encontraron una correlación alta entre el TNDVI y la retención de carbono en biomasa aérea en orquídeas.

Los índices SR-RE y NDRE emplean la banda del borde de rojo (Red Edge), que está profundamente relacionada con el contenido de clorofila en la planta (Xie et al. 2018).

En cuanto el índice de vegetación resistente a efectos atmosféricos (VARI), se ha utilizado en algunos trabajos como los de Gitelson et al. (2002) o Schneider et al. (2008) destacando su capacidad para hacer frente a los efectos de la atmósfera.

Por otro lado, el índice de vegetación verde (GVI) es una transformación que se utiliza para distinguir las diferencias en la vegetación, en las condiciones de turgencia entre los diferentes tipos de vegetación y en el reconocimiento de las diversas etapas del desarrollo de los cultivos en relación con otros elementos (Dalposso et al. 2013)

Es por tanto necesario para generar cartografía o visualizaciones de los cultivos caracterizar a través de los índices de vegetación bajas respuestas espectrales en la zona del visible (Rojo, verde, azul), y altas reflectividades en la zona del infrarrojo y borde de rojo (Auynirundronkool et al. 2008). Actualmente, existen librerías espectrales que contienen la respuesta espectral típica de algunos cultivos, sin embargo, estas librerías se encuentran muy limitadas en cuanto a su completitud y disponibilidad para algunas regiones y épocas del año en el mundo (Kokaly et al. 2017), lo que dificulta la generalización y replicación de los resultados. En consecuencia, se impone como una necesidad la generación de información de firmas espectrales a nivel local y regional (Prasad et al. 2015; Rao et al. 2007; Ayala et al. 2015).

### 1.3 Fotogrametría SfM-MVS con UAV

En la última década, se ha presenciado la fusión de la fotogrametría digital convencional con algoritmos de visión por ordenador, como, por ejemplo, el algoritmo de transformación de elementos sin variación de escala (SIFT) (Lowe, 2004), el de estructura a partir de movimiento (SfM) (Westoby et al., 2012) y el de estereopsis basado en vistas múltiples (MVS) (Furukawa & Accurate, 2007), etc, que han mejorado ampliamente el enlace de procesos y que han hecho que la forma en la que se toma las fotografías sea mucho más flexible. Como resultado de esta combinación, una técnica basada en imágenes y mucho más accesible se ha hecho realidad. Esta técnica es la comúnmente denominada fotogrametría “SfM” o en inglés *Structure from Motion*. La principal ventaja de la fotogrametría SfM sobre la fotogrametría digital convencional es que permite generar modelos fotogramétricos a partir de imágenes RGB sin un nivel muy riguroso de homogeneidad en sus traslapes, ubicación de sus centros de exposición o sus calibraciones (Fonstad et al., 2013). En contraste con el flujo de trabajo de la fotogrametría convencional, con la fotogrametría Sfm se puede resolver simultáneamente la posición de los centros de exposición y la geometría de la escena. Se puede utilizar un ajuste de conjunto muy redundante basado en el enlace de elementos geométricos de imágenes traslapadas (Westoby et al. 2012). Seguidamente, se implementa el enlace denso entre elementos de imágenes traslapadas con un algoritmo MVS, que permite procesar y generar una nube de puntos densa a partir de las imágenes orientadas y por tanto permite obtener una geometría 3D. La principal ventaja de este tipo de procesamiento es su habilidad para obtener resultados con calidad fotorrealista, con una exactitud posicional buena y un alto grado de automatización (Frankl et al., 2015; Micheletti et al., 2015).

El uso del modelamiento basado en imágenes con algoritmos SfM ha sido particularmente común en temáticas clásicas relacionadas con la fotogrametría, como las dedicadas al patrimonio cultural (Arza-García et al., 2019; Pepe & Constantino, 2020) o la minería (Pepe et al., 2020; Gül, 2019). Su uso es también frecuente en campos como la silvicultura (Ighaut et al., 2019; Kachamba et al., 2016) y la agricultura (Dash et al., 2017), en los que estudios anteriores han mostrados algunas dificultades como la baja correlación entre imágenes para zonas con capas vegetales densas. Como se mencionó anteriormente, el flujo de trabajo de la fotogrametría SfM puede en última instancia estimar una nube densa de puntos 3D, muy similar a la producida por la tecnología LiDAR, y a partir de esta se pueden generar otros productos como el modelo digital de superficies, la ortofotografía y con una adecuada depuración de puntos, el modelo digital de elevaciones y las curvas de nivel del terreno. Por ejemplo, a partir de la nube de puntos 3D, se pueden obtener el modelo digital de elevaciones (MDE) y el modelo digital del cultivo (MDC) y calcular alturas de cultivos y diferencias de volúmenes entre ambos (Belton et al., 2019; Calou et al., 2019; d’Oleire-Oltmanns et al., 2012).

Las técnicas de fotogrametría aérea se han venido utilizando para el acopio de información sobre cultivos para mejorar la caracterización y el manejo de zonas con ecosistemas con un alto interés en investigación (Cucho-Padin et al., 2019; Meneses et al., 2015; Mukherjee et al., 2019). Este tipo de estudios han permitido la caracterización de áreas con vegetación densa y campos de cultivos permitiendo un manejo eficiente de la información de forma que se pueden mejorar los procesos de conservación y desarrollo de estas áreas (Acevo-Herrera et al., 2010; Guo et al., 2012; Maresma et al., 2016). Incluso se han implementado algunos estudios con fotogrametría realizada desde UAV para el estudio de las sequías (Torres-Sánchez et al., 2015).

#### 1.4 El Lupino y la antracnosis

El lupino es susceptible a la antracnosis, una patología generada por un hongo denominado *colletotrichum acutatum* (Falconí et al. 2013). Este patógeno ataca la zona apical de la planta, haciendo que la planta sea incapaz de producir el grano de forma correcta, de forma que genera

pérdidas significativas en la cosecha final (Guaytarrilla and Falconí 2014). Considerando que no existen variedades de lupino andino con resistencia a la antracnosis (Falconí, 2012), se vuelve indispensable la implementación de métodos alternativos que permitan eliminar o al menos reducir y prevenir la transmisión del hongo a las semillas (Falconí & Yáñez-Mendizábal 2019).

En este contexto, es necesario implementar métodos fitosanitarios que mejoren el manejo de las patologías y que, con el apoyo y la aceptación de las comunidades rurales, permitan la erradicación de la antracnosis del lupino andino la agricultura local de las comunidades rurales. En este sentido, Falconí y Yáñez-Mendizábal (2019) demostraron que tratamientos con calor seco a 65°C durante 8 y 12 horas sobre la semilla, redujo la transmisión del patógeno de la semilla a la planta en torno al 75% al 85%, respectivamente, y exposiciones más largas evidenciaron erradicaron la mayor parte del patógeno.

En los últimos años se han desarrollado diversos estudios empleando espectrorradiómetros de mano como los de Manevski et al. (2011) para plantas mediterráneas, el de Psomas et al. (2005) para pastos o el de Tesfamichael et al. (2018) para cultivos herbáceos, pero prácticamente ningún estudio ha sido implementado para cultivos andinos como el lupino. Es por ello importante implementar este tipo de estudios en cultivos de gran importancia económica y cultural en países no desarrollados.

A pesar de que existen estudios que analizan la reflectancia del lupino (Mogensen et al. 1996), en Ecuador y a lo largo de la zona andina, los ya mencionados estudios son escasos y por tanto las bondades de la espectroradiometría no han sido estudiadas o estos estudios todavía se hayan en fases iniciales. Además, las librerías espectrales oficiales no contienen registros del lupino andino (Kokaly et al. 2017), e incluso en Alemania (Wijesingha et al. 2020), el lupino es considerado una hierba invasiva y se estudia en este sentido.

### 1.5 Estimación de biomasa aérea en pastos

La biomasa se define como la materia acumulada que tiene un individuo expresado en unidades de peso por área o volumen. Hasta hace poco, la mayor parte de los métodos de estimación de biomasa aérea a nivel local se basaban en métodos de muestreo destructivo (Catchpole & Wheeler, 2010) o simplemente en estimaciones visuales (Waite, 1994). Sin embargo, las nuevas tecnologías basadas en todo tipo de sensores y la aparición de nuevas plataformas que permiten integrar estos sensores están actualmente ganando mucha popularidad. Algunos ejemplos de esto son los estudios realizados con equipos a nivel de suelo, que pueden alcanzar niveles muy altos de confiabilidad en la estimación de biomasa aérea. Un ejemplo de lo anterior es el estudio de Busemeyer et al. (2013), en el que usaron un tractor cargado con un prototipo de multi-sensor con cámara 3D de medición en tiempo real, sensores de distancia láser y cámaras multiespectrales, con el que fueron capaz de alcanzar un  $R^2$  en la estimación de la biomasa respecto a valores reales de 0.97 para cultivos de triticale (mezcla de trigo y centeno). Sin embargo, en general, los métodos de estimación de biomasa con equipos de teledetección a nivel del suelo se pueden utilizar tan solo en ciertas partes del área de estudio, y al ser mediciones discretas casi siempre requieren técnicas de interpolación idealmente basadas en geoestadística (Cevallos et al. 2018)

El bajo rendimiento y alto costo que generalmente requieren los métodos terrestres hace que los vehículos aéreos no tripulados o drones (UAV), se postulen como una alternativa muy apta para este propósito (Acorsi et al., 2019; Niu et al., 2019; Michez et al., 2020). Las técnicas de teledetección con UAV pueden proveer de información espacial continua, un rendimiento mucho mayor en áreas de gran extensión y mayor flexibilidad en la adquisición de datos con una cierta independencia de las condiciones climatológicas del momento, es por eso que

actualmente los drones suponen la generación de un gran nicho de aplicaciones para la estimación de biomasa aérea en todo tipo de cultivos (Bareth and Schellberg, 2018).

Los datos multiespectrales e hiperespectrales obtenidos desde plataformas aéreas no tripuladas pueden reemplazar a las técnicas actuales, como se ha demostrado en varios estudios. Las bandas del visible, del infrarrojo cercano (NIR) y del infrarrojo medio (SWIR) han generado una nueva perspectiva en este tópico (Jenal et al., 2020; Hart et al., 2020). Mediante la construcción de modelos de regresión entre medidas de campo e índices de vegetación (p. ej., NDVI o EVI), se ha podido en algunas ocasiones cuantificar la biomasa aérea en pastos (Stroppiana et al., 2015; Selsam et al., 2017). Otra de las aplicaciones actuales más novedosas en esta temática son los algoritmos de aprendizaje profundo o *deep learning*, que hallaron grandes resultados, mejorando la construcción de modelos y la interpretación de resultados en la estimación de biomasa a partir de datos multiespectrales (Castro et al., 2020; Viljanen et al., 2018; Näsi et al., 2018; Grüner et al., 2020).

A pesar del alto costo, los sistemas de detección por luz LiDAR, han sido recientemente considerados como la alternativa más confiable para la estimación de biomasa en todo tipo de plantas. Gracias a la habilidad de esta técnica de penetrar vegetación densa y obtener diferentes rebotes en vegetación y suelo, se puede proveer información muy útil acerca de la información estructural tanto horizontal como vertical de cualquier cultivo. Tanto es así, que actualmente ya están ampliamente aceptados los estudios de estimación de biomasa con LiDAR y lasser scanner terrestre (TLS) (Tilly et al., 2014) y LiDAR a bordo de UAV (Eitel et al., 2014). Bien es cierto que el LiDAR es una técnica de referencia en los estudios aplicados en cultivos con una cierta altura como el maíz o cultivos de cierto tamaño en su tronco (bosques, cultivos leñosos como frutales, viñedos u olivos, etc.). Sin embargo, algunas investigaciones han evidenciado ciertas falencias en cultivos de un tamaño menor como los pastos (Cooper et al., 2017).

Entre los diferentes campos de aplicación de la fotogrametría SfM-MVS desde UAV para la agricultura de precisión, la estimación de la biomasa aérea es probablemente uno de los más explorados, ya que está directamente relacionada con la producción primaria neta. Entre los ejemplos de esto se incluyen los realizados en cultivos de cereales como la cebada (Bendig et al. 2014), avena negra (Acorsi et al. 2019), maíz, (Zhu et al. 2019) y cebolla (Ballesteros et al., 2018). A pesar de que estos estudios obtuvieron información continua, completa y multitemporal a nivel de parcela, ninguno de los métodos propuestos puede eliminar completamente la necesidad de utilizar métodos destructivos para el muestreo. Por otro lado, un pequeño número de estudios han trabajado específicamente en la estimación de la biomasa en pasto con fotogrametría (Batistoti et al., 2019; Grüner et al., 2019; Lussem et al., 2020; Michez et al., 2019) utilizando la correlación entre la altura del cultivo obtenida con el MDE y el MDC y la toma de muestras en campo. La mayoría de los resultados mostraron que la altura del cultivo es un estimador muy robusto de la biomasa aérea, y la alta resolución espacial de los conjuntos de datos MDE y MDC ayudó mucho a la correcta estimación de la biomasa (Zhu et al., 2019). Gil-Docampo et al. (2020) propuso la utilización del factor de densidad (FD) como un método simplificado de enlazar los datos de campo con los datos de volumen que se obtienen de restar el MDC del MDE. Este método relaciona el peso de la muestra de campo con el volumen de vegetación en cada punto de muestreo, de esta forma se proporciona una relación empírica entre los volúmenes de vegetación de cada parcela con la biomasa aérea total.

A pesar de que puede ser una metodología correcta, el estudio de Gil-Docampo et al. (2020) fue realizado con un DTM existente tomado con tecnología LiDAR de una fuente de información pública mucho menos precisa (1 m·pix<sup>-1</sup>) que la información generada para el MDC generado desde el UAV (0.02-0.05 m·pix<sup>-1</sup>). Algunos autores solucionan este problema

parcialmente utilizando puntos tomados manualmente con un GPS en campo y obteniendo un MDE (Batistoti et al., 2019), sin embargo, este proceso es demasiado laborioso para áreas grandes. Otra solución utilizada en caso de ausencia de un MDE es la clasificación de la nube de puntos para separar los puntos del suelo y los puntos de cultivo a partir del mismo conjunto de imágenes (Näsi et al., 2018). A pesar de que este proceso puede hacerse con un vuelo de UAV, obtener suficientes puntos en tierra a partir de los insumos generados con la fotogrametría SfM-MVS, es solo factible si se cuenta con capas dispersas y discontinuas del cultivo, lo que no es tan común en cultivos de pasto.

#### 1.6 Palma africana, la pudrición de cogollo y el anillo rojo

La palma africana o palma de aceite (*Elaeis guineensis*) es una planta palmera que se desarrolla en zonas tropicales y ecuatoriales y que es nativa del continente africano. En el último siglo, la palma africana pasó de ser un cultivo aprovechado en pequeñas extensiones de África, a ser uno de los productos agrícolas más rentables del mundo (Awalludin et al., 2015).

Una de las principales enfermedades que asolan a los cultivos de palma africana en el continente americano es la denominada pudrición de cogollo (PC) o *bud rot* en inglés. Para Ecuador, es sin duda actualmente, desde un punto de vista económico, el patógeno que genera un mayor número de pérdidas en el cultivo de palma africana. De acuerdo al censo palmero nacional realizado en el año 2017, la presencia de la PC había afectado a un total de 148433.8 Ha, lo que representaba el 57.7% de todas las plantaciones de palma africana del país. Estos datos de afectación se pueden materializar en la pérdida de 50000 empleos directos e indirectos, 200 millones de dólares en pérdidas en daños de plantas maduras produciendo fruta en correcto estado y 600 millones de dólares en inversiones (ANCUPA, 2005).

Con la finalidad de analizar la factibilidad de emplear tecnologías geoespaciales para la detección de esta alteración, es importante conocer cómo actúan los productores de palma africana y registrar en libretas de campo la posición y estado de las palmas afectadas. El primer paso es reconocer los daños iniciales. Las hojas más jóvenes comienzan con puntos de color marrón, que traen consigo una grave destrucción de los tejidos de las hojas. Cenipalma (Corporación Centro de Investigación en Palma de Aceite de Colombia) desarrolló una escala de evaluación de la enfermedad, en la que se proponen 7 estados de la palma y 5 grados de evaluación de la enfermedad. Estos grados tienen en cuenta los daños externos visibles en la hoja más afectada de la planta y la hoja más joven o flecha, que debe medir al menos 30 cm. Si la flecha evaluada no presenta las características antes mencionadas, se considera una planta sana. Los grados de severidad para la pudrición de cogollo de la palma africana se clasifican en 5 grados (1-5), de forma que cada grado supone un 20% de afectación más que el anterior en las áreas afectadas externas y el último grado, o también denominado estado cráter, se alcanza cuando la hoja más joven acaba destruida y la planta no es capaz de generar hojas nuevas (Torres et al., 2016).

Por otro lado, la enfermedad del anillo rojo, es producida por el vector *Bursaphelenchus cocophilus* (Griffith, 1987; Gerber & Giblin-Davis, 1990; Oehlschlagel et al., 1995; magalhaes et al., 2008). Existen síntomas característicos tanto en partes internas como externas de la planta, que permiten la caracterización y diagnóstico de la enfermedad en campo (Aldana et al., 2010). Los síntomas externos en Ecuador incluyen el acortamiento del paquete central de hojas, que, en los casos más severos, pueden generar conjuntos de hojas deformes y con enanismo, que se acortan más con el paso del tiempo, y que evidencian un aspecto redondeado o rechoncho (Vega, 2009).

Los UAV se han utilizado recientemente en palma africana para realizar conteo automático de plantas y

La detección de patologías en plantas en general y en palma africana en particular es un tópico que actualmente se encuentra en desarrollo, pero para el que todavía no se logran encontrar resultados del todo satisfactorios. Esto es debido a la cantidad de variables que entran en juego en el desarrollo de un cultivo y a la variabilidad de las condiciones climatológicas que se pueden dar a lo largo de un estudio multitemporal, por ejemplo, una patología en muchas ocasiones se puede confundir con otros problemas como la deficiencia de nutrientes o el estrés hídrico.

Existen diversos estudios en los que se ha pretende dar seguimiento al desarrollo de la palma, como es el caso del estudio de Zheng et al. (2021) o el de Tugi et al. (2015) en los que a través de UAV logran monitorear el crecimiento de la palma de aceite. Aunque ambos acercamientos logran, con cierto éxito, su cometido, el primero emplea simplemente imágenes en RGB y el segundo utiliza imágenes en Infrarrojo cercano con las que calcula índices de vegetación. En este sentido, la detección automática y conteo de palma con algoritmos de *machine learning* es un tópico habitual dentro de la literatura científica, por ejemplo, en el estudio de Xia et al. (2019) se logra realizar la detección de palmas en una imagen de 500 x 500 píxeles, en un tiempo de 12.81 ms con un índice de acierto del 90.91%. Por otro lado, Liu et al. (2020), logra la detección de plantas de palma africana con una eficacia de entorno al 97%, pero con técnicas de *Deep Learning*.

La existencia de estudios referentes a la detección de enfermedades en palma africana mediante cámaras multiespectrales a bordo de UAV es escasa a pesar de los grandes avances de la tecnología actual. Los que existen se centran en la detección de la afectación por el hongo ganoderma, algunos a través de índices espectrales de la región del visible tal y como muestra Wiratmoko et al. (2020) y otros basados en otras bandas del espectro como el Red Edge o el NIR (Izzuddin et al., 2020).

Como alternativas novedosas para la detección de la pudrición de cogollo se pueden recalcar las de Husin et al. (2021) en la que analiza el avance de la afectación de PC con un estudio multitemporal basado en datos tomados con lasser scanner terrestre, el de Camacho et al. (2018) en el que se utilizan imágenes hiperespectrales para detección de diferentes patologías, entre las que se encuentra la PC, en palma africana, o la de Husin et al. (2020) en la que se utiliza un sistema LiDAR para el análisis del dosel de la palma con afectación por PC.



## 2. OBJETIVOS

El objetivo principal de esta tesis, es investigar las metodologías que pueden ser empleadas actualmente en agricultura de precisión en el campo de la teledetección y la fotogrametría mediante sensores portados en UAV como impulso a la eficiencia en la gestión de cultivos. Estas metodologías se emplearán para el análisis de crecimiento en cuanto a generación de biomasa y para el análisis de la respuesta espectral de diversos cultivos.

Para lograr este objetivo general se plantearon los siguientes objetivos específicos:

- Analizar los resultados de la monitorización del crecimiento y de la generación de biomasa de cultivos de pasto (*Lolium perenne*, *Lolium multiflorum* y *Pennisetum clandestinum*) mediante fotogrametría de objeto cercano con imágenes captadas desde UAV. (Artículo 1)
- Evaluar el desarrollo del lupino, *Lupinus Mutabilis Sweet*, mediante la obtención de firmas espectrales e imágenes multiespectrales con sensores de bajo costo portados por UAV para lograr caracterizar sus estados fenológicos con la finalidad de detectar diferencias de crecimiento respecto de los pretratamientos de desinfección de las semillas. (Artículo 2)
- Detectar de forma temprana, la presencia de enfermedades críticas en el cultivo de palma africana, *Elaeis guineensis*, mediante el análisis de la variabilidad espectral encontrada en índices de vegetación generados a partir de imágenes obtenidas con sensores multiespectrales de bajo costo a bordo de vehículos aéreos no tripulados (UAV), para ofrecer al agricultor la posibilidad de una respuesta rápida y oportuna ante estos inconvenientes. (Artículo 3).



### 3. MATERIALES Y MÉTODOS

En esta sección se presenta a modo de introducción una tabla (Tabla 2) en la que se va a mostrar una visión comparativa que permita evidenciar las diferencias y las similitudes entre los trabajos desarrollados. En todos los artículos se exploraron diferentes equipos y posibilidades dentro de las técnicas geoespaciales, para el análisis de cultivos; es por ello que las metodologías se van a redactar por separado y los materiales del mismo modo van a detallarse por separado.

*Tabla 2. Comparación entre estudios*

	<i>Artículo I</i>	<i>Artículo II</i>	<i>Artículo III</i>
Objeto	Caracterización de la respuesta espectral del lupino con diferentes pretratamientos de desinfección de semilla.	Estimación de la biomasa del pasto con UAV.	Detección de la pudrición de cogollo en palma africana con sensores multiespectrales de bajo costo, a bordo de UAV
Área de estudio	Cordillera de los andes	Cordillera de los Andes	Costa ecuatorial
Datos de campo	Parcela de 150 m <sup>2</sup> subdividida en 36 unidades experimentales	Parcela de 1 Ha subdividida en 54 unidades experimentales	Dos lotes de 100 y 15 Ha, sin y con afectación de pudrición de cogollo.
Especies	<i>Lupinus mutabilis sweet</i>	<i>Lolium perenne</i> , <i>Lolium multiflorum</i> y <i>Pennisetum clandestinum</i>	<i>Elaeis guineensis</i>
UAV	DJI Phantom 4	DJI Phantom 4	DJI Mavic Pro y DJI Matrice 100
Equipos adicionales	Espectrorradiómetro de mano	Ninguno	Ninguno
Cámara	Lente RGNIR	RGB	Cámaras RGNIR Y BGNIR
Software	RS3, Pix4D capture, Pix4D mapper, Mapir Camera Control y QGIS.	Trimble Bussines Center, Pix4D capture y Agisoft Photoscan	Pix4D capture, Agisoft PhotoScan Profesional, ENVI 5.5
Variables	Firmas espectrales e índices de vegetación	Modelos digitales de elevación y Modelos digitales de la superficie de cultivos	Índices de vegetación
Georreferenciación	GNSS de doble frecuencia, +-2 cm de precisión.	GNSS de doble frecuencia, +-2 cm de precisión.	GPS navegador +- 3 m. de precisión.
Índices de vegetación	NDVI, TNDVI, SR-RE y NDRE	Biomasa	NDVI, GNDVI, GVI y VARI

Métodos estadísticos

ANOVA

Análisis de correlación y ANOVA

ANOVA

## 3.1 Artículo 1.

Título: Análisis espectral de los estados fenológicos de *Lupinus mutabilis* a través de espectroradiometría e imágenes tomadas desde vehículos aéreos no tripulados con diferentes pretratamientos físicos de desinfección de la semilla.

## 3.1.1 Área de estudio

El área de estudio está conformada por un ensayo al aire libre con una superficie de 150 m<sup>2</sup>, ubicada en el Instituto Agropecuario Superior Andino, perteneciente a la Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE), Ecuador. Sus coordenadas aproximadas son (0° 23' 20''S, 78° 24'51''W). En cuanto a las características climáticas se trata de una zona de clima tropical andino, con una temperatura promedio anual de 13.89 °C, una precipitación anual acumulada promedio de 1285 mm, una humedad relativa de 69.03% y una altitud promedio de 2722 metros sobre el nivel medio del mar (Figura 1).

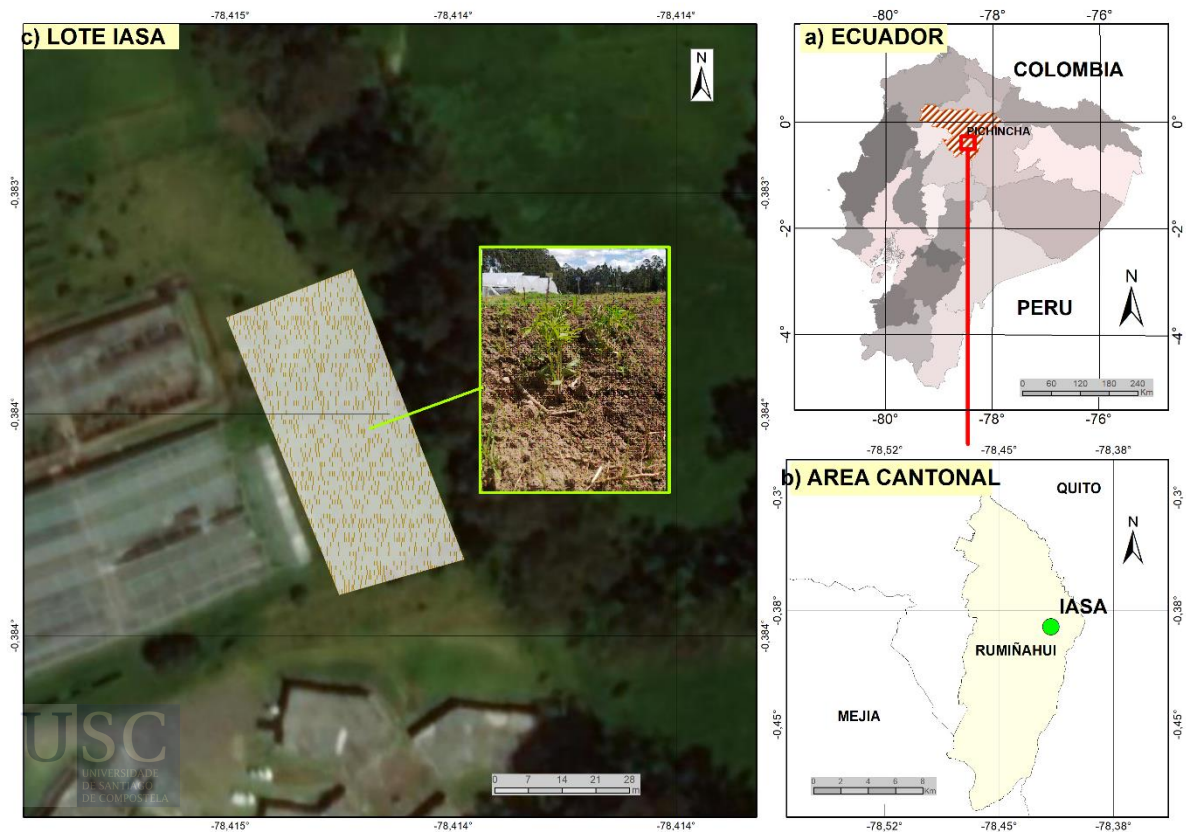


Fig. 1. Mapa de ubicación del estudio

## 3.1.2 Equipos y software

Para el desarrollo de este estudio se utilizó un espectrorradiómetro ASD FieldSpec 4 Hi-Res con una resolución espectral de 3 nm entre los 350 y los 2500 nm (Visible/Infrarrojo Cercano) y un UAV con una lente modificada con un filtro kernel, de 16 Mpx y una distancia focal de 3.97mm. Esta cámara cubre la banda del rojo a 660 nm y la banda del infrarrojo cercano a 850 nm. Por último, para el posicionamiento de los puntos de control, se utilizó un equipo GNSS de doble frecuencia compuesto por 2 antenas.

Por otro lado, el software utilizado estuvo conformado por el programa RS3 para la captura de datos espectrales, Pix4D capture para la planificación de vuelo del UAV, Pix4D Mapper V. 2.0.104 para procesar las imágenes del UAV, Mapir Camera Control de la empresa Mapir, para la calibración radiométrica de los ortomosaicos, QGIS 3.14 Pi, para el manejo de la información geográfica e InfoStat V. 2017 para el análisis estadístico.

### 3.1.3 Diagrama metodológico.

Para facilitar la interpretación de la metodología se incluye un resumen gráfico en la figura 2.

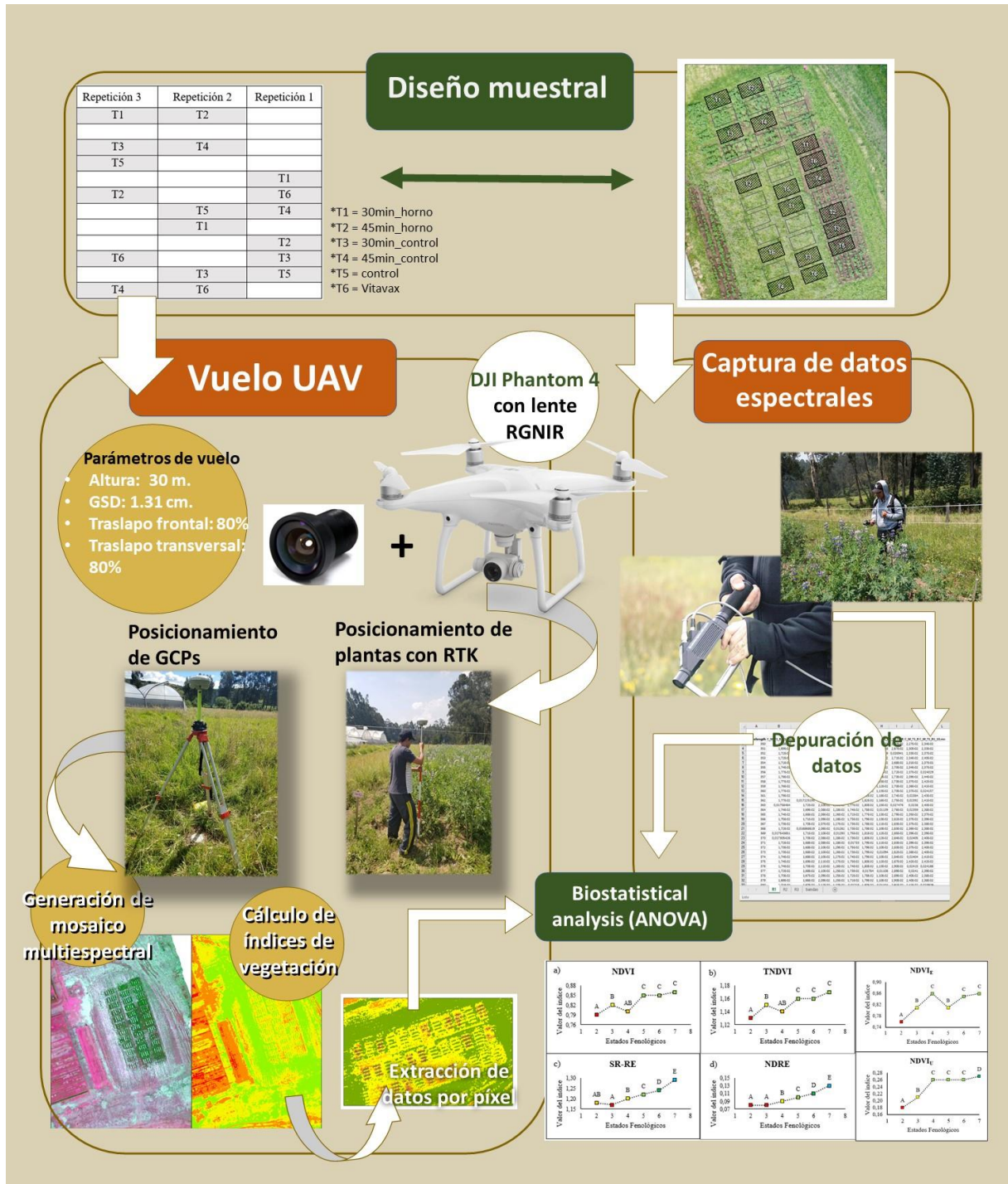


Fig. 2. Resumen gráfico de la metodología



### 3.1.4 Características de la semilla y estrategia de muestreo

Para este estudio se utilizaron semillas de lupino Andino. Las semillas infectadas (variedad cv. I-450 Andino) con Anthracnosis fueron cosechadas de ensayos hechos bajo invernadero en los que fueron inoculadas con el patógeno de forma artificial. La forma de inoculación y manejo de las semillas se detalla en Falconí et al. (2015)

De forma general, se planificó una fase experimental inicial, que consistió en la toma de información en campo empleando técnicas de teledetección y una segunda fase de contraste en la que se compararon diferentes índices de vegetación y la respuesta espectral del cultivo obtenida con la cámara modificada del UAV en función de los pretratamientos de desinfección de semilla durante el desarrollo del cultivo.

Por otro lado, para un correcto muestreo, se consideró el ciclo completo del cultivo, de forma que, se estipuló un periodo de entre 15 y 20 días entre muestreos desde la etapa cotiledonar, que es el momento en el que la planta genera su primera hoja hasta la etapa de cosecha, que es cuando el grano alcanza su mayor punto de maduración. En total se llevaron a cabo 6 muestreos en un periodo de tiempo de 117 días. En la tabla 3 se pueden observar los días después de la siembra en los que se hizo muestreo y su coincidencia con cada uno de los estados fenológicos.

**Tabla 3. Días de desarrollo del cultivo**

Muestreo	Estado fenológico	Días después de la siembra
Fecha de siembra: 5 de junio de 2018		
Primer muestreo	Cotiledonar	34
Segundo muestreo	Desarrollo vegetativo (1)	52
Tercer muestreo	Desarrollo vegetativo (2)	69
Cuarto muestreo	Floración	85
Quinto muestreo	Reproducción	100
Sexto muestreo	Cosecha	117
Fin del muestreo: 15 de octubre de 2018		

Dentro del contexto agronómico, se aplicó un diseño completamente al azar (DCA) con tres (3) repeticiones (R1, R2 y R3) para cada tratamiento.

El número de observaciones por cada tratamiento se seleccionó con base en la variabilidad de los datos. Según Pulido et al. (2012), se recomienda utilizar entre 5 y 30 observaciones por tratamiento, por tanto, se seleccionaron 10 plantas al azar dentro de cada unidad experimental, es decir 30 observaciones por tratamiento. Estas plantas fueron marcadas para ser detectadas en los diferentes muestreos.

### 3.1.5 Características del ensayo

Los pretratamientos de desinfección de semilla se aplicaron en el entorno de las semillas con radiación UV-B más temperatura ambiente (UV-B 3.6 o 5.4 kJ m<sup>-2</sup> ≈ 21°C) y radiación UV-B en un horno solar más temperatura ambiente (UV-B 1.8 o 2.7 kJ m<sup>-2</sup> ≈ 76°C) durante 30 y 45 minutos, respectivamente, como se detalla en Falconí & Yáñez-Mendizábal (2019) y desinfección química con Vitavax (Carboxin + Thiram, 2g/kg por semilla) (Falconí & Yáñez-Mendizábal 2019). Los tratamientos aplicados en este estudio se detallan en la tabla 4.

**Tabla 4. Descripción de los tratamientos**

Tratamiento	Tiempo (Minutos)	Descripción	Nomenclatura
T1	30	Horno solar	30min_horno
T2	45	Horno solar	45min_horno
T3	30	Ambiente	30min_amb
T4	45	Ambiente	45min_amb
T5	0	Control	Control
T6	Vitavax	Sin exposición	Carboxin + Thiram, 2g/kg por semilla

El estudio fue realizado en el año 2018. La precipitación anual para ese año fue de 1108.58 mm, la temperatura media anual fue de 14.98°C y la humedad relativa promedio alcanzó el 67.45 %, es por ello que este año es considerado normal dentro de las condiciones climáticas del sector. Los datos se pudieron obtener de una estación meteorológica ubicada a 900 m. de la zona de estudio. Su ubicación se encuentra en la coordenada (Longitud: 78° 24'44'' Oeste, latitud: 0°23'20'' Sur con una elevación de 2748 metros sobre el nivel medio del mar.

#### 3.1.6 Captura de datos espectrales

Para el cálculo de los índices espectrales seleccionados se tuvieron que tomar firmas espectrales en las hojas de las plantas con la ayuda del espectrorradiómetro de mano. El método de medición se consideró de forma pasiva, de forma que el cabezal del equipo no estaba en contacto con la planta y utilizó la radiación electromagnética proveniente del sol para la generación de las firmas espectrales. El campo de visión del equipo fue de 8°, lo que permitía la toma de datos sobre la hoja a una distancia de 1.4 cm. En este contexto, un total de 10 mediciones fueron realizadas en cada planta y se pudo estimar que el escenario de escaneo fue similar a la resolución de las imágenes del UAV (1.15 cm). En la figura 3 se puede evidenciar el proceso de toma de datos espectrales.



*Fig. 3. Toma de datos con el espectrorradiómetro*

### 3.1.7 Generación de índices de vegetación con el espectrorradiómetro

El proceso de generación de índices de vegetación a partir de los datos obtenidos con el espectrorradiómetro, consiste en la extracción de valores dentro de un determinado intervalo. Este proceso recibe el nombre común de cálculo de pseudobandas. A la hora de seleccionar qué valores utilizar para el cálculo de los índices de vegetación, se puede pensar en los correspondientes a los rangos de los satélites más empleados en estudios similares o de cámaras comerciales multiespectrales. En este caso, se seleccionó el valor medio entre el máximo y el mínimo valor de las bandas de la cámara Parrot Sequoia, una de las cámaras multiespectrales agrícolas más comercializadas a nivel mundial. Los canales de esta cámara son 550 nm., 660nm., 735 nm., y 790 nm. para las bandas del verde, rojo, borde de rojo e infrarrojo cercano respectivamente.

A partir de esta extracción, se calcularon los índices NDVI, TNDVI, SR-RE y NDRE para cada medición de cada planta. Los resultados obtenidos superaron un proceso de validación estadística con el que se pudieron descartar valores atípicos.

### 3.1.8 Captura de imágenes con UAV

Para la generación de productos fotogramétricos de alta calidad se ubicaron en el terreno un total de 4 puntos de control terrestre (GCP), que fueron materializados con cilindros de hormigón con una profundidad de 30 cm. Y un diámetro de 10 cm. La distribución de los puntos de control en la zona de estudio puede observarse en la figura 4

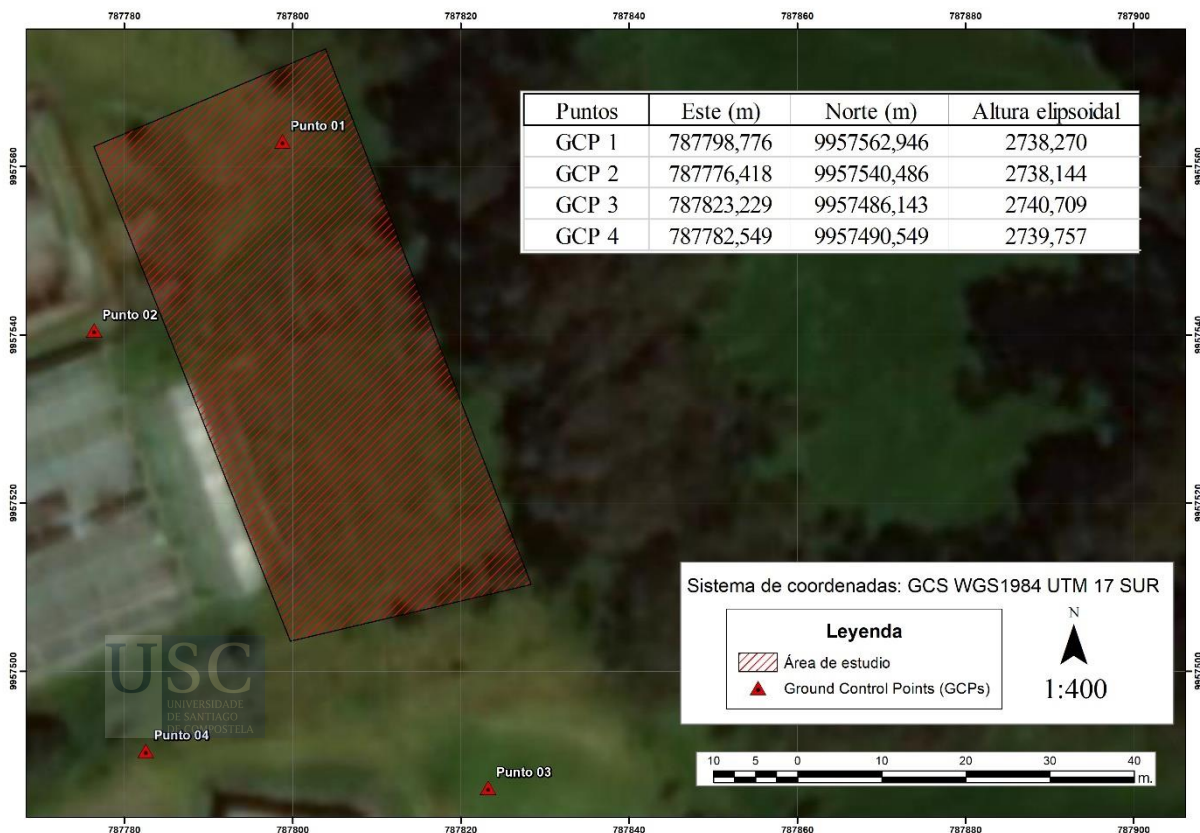


Fig. 4. Distribución de los GCPs

### 3.1.9 Posicionamiento GNSS

Para asegurar una alta precisión de todos los productos que se van a obtener y para el posicionamiento preciso de los GCP's que se emplearán en la georreferenciación de los ortomosaicos multiespectrales, se realizaron 4 observaciones GNSS de tipo estático, durante 1 hora en cada punto de control, el día 13 de agosto de 2018, que corresponde al día y semana GPS 225 y 2014 respectivamente. Para generar soluciones precisas se procesó la información respecto a la estación de monitoreo continuo más cercana a la zona de estudio (EPEC) perteneciente a la Red de monitoreo continuo del Ecuador (REGME). El intervalo de medición seleccionado fue de 5 segundos, alcanzando una precisión promedio en todos los puntos de  $\pm 0.013$  m. en la componente horizontal y de  $\pm 0.055$  m. en la componente vertical.

Una vez determinadas las coordenadas de los puntos de control, también se realizó un posicionamiento GNSS de las plantas muestreadas con el espectrorradiómetro, para la futura extracción de valores de la imagen multiespectral. En la Figura 5 se puede evidenciar el proceso de posicionamiento con RTK.



*Fig. 5. Posicionamiento RTK de cada planta*

### 3.1.10 Generación de ortomosaicos multiespectrales

En el caso de la generación de los ortomosaicos, se siguió un flujo de trabajo estándar dentro del software SfM-MVS. El programa utilizado fue Pix4D Mapper. El primer paso dentro

del proceso consiste en la orientación de las fotografías para generar puntos de enlace entre imágenes. Una vez generada la nube de puntos de enlace, el siguiente paso consiste en cargar los puntos de control y marcarlos en todas las fotografías donde se logren ver las marcas de los puntos de control. Esto permite una correcta georreferenciación de las imágenes y la consiguiente exactitud posicional de los productos que se obtengan. Tras reoptimizar la nube de puntos de enlace obtenida, de forma que se ubique en su verdadera posición, el siguiente paso es la generación de la nube de puntos densa, que puede ser exportada en formato .las para su manipulación posterior. La obtención de este insumo, permitirá al programa la generación de la textura 3D, lo que le da un aspecto realista al modelo que se va a generar.

Tras estos pasos, se entra a la etapa final, en la que a partir de la nube de puntos densa se genera, primero el modelo digital de superficies (que en este caso no se va a usar) y la ortofotografía, insumo fundamental para el análisis en este estudio. El GSD que se obtiene en la generación de estos ortomosaicos es de 1 cm/pixel, ya que la altura de vuelo ronda los 20 m. sobre el punto de despegue.

Una vez que se genera el ortomosaico, se perfila fundamental su calibración radiométrica. Esto se realiza a través de una diana de calibración como la que se muestra en la figura 6. Esta calibración radiométrica permite tener en cuenta las variaciones de radiación solar al momento de la toma de las fotografías y de esa manera estandarizarlas y obtener valores de reflectividad absolutos y comparables entre épocas. El proceso de calibración involucra la toma de fotografías justo antes y después del vuelo y con la ayuda del software Mapir Camera Control, se pueden normalizar los valores de reflectividad que almacenan las bandas de cada imagen. Este proceso es fundamental para poder comparar los diferentes ortomosaicos a lo largo del tiempo.



*Fig. 6. Diana de calibración MAPIR*

#### 3.1.11 Cálculo de índices de vegetación y extracción de datos a partir de los ortomosaicos multiespectrales

Los ortomosaicos que se generaron en el paso anterior, están conformadas por 3 bandas, como una imagen RGB normal, con la excepción de que, en la banda azul, el filtro habitual fue substituido por filtro NIR o de infrarrojo cercano. Por consiguiente, el siguiente paso fue extraer las bandas del rojo y el infrarrojo cercano de las imágenes y calcular el índice de vegetación NDVI utilizando álgebra de mapas.

En el caso del presente estudio, se consideraron 3 pasos: primero se realiza el cálculo del  $NDVI_U$  a través de operaciones matemáticas entre los píxeles de las bandas del rojo y el infrarrojo cercano, seguidamente, se digitaliza la posición de las plantas medidas con RTK en el software SIG y finalmente se extrae para cada punto el valor de  $NDVI_U$  del pixel que coincide en la posición de cada punto medido.

Las bandas de las imágenes generadas están en el rango que va desde los 850 nm (Infrarrojo cercano) y 660 nm. (rojo). El  $NDVI_E$  se calculó en cambio con las pseudobandas de la cámara Parrot Sequoia.

#### 3.1.12 Análisis bioestadístico.

Para finalizar, se realizó un análisis bioestadístico a los datos obtenidos. El análisis seleccionado en este caso fue un análisis de varianza (ANOVA), prueba paramétrica, que para ser implementada requiere cumplir las condiciones de normalidad, homocedasticidad e independencia en los datos.

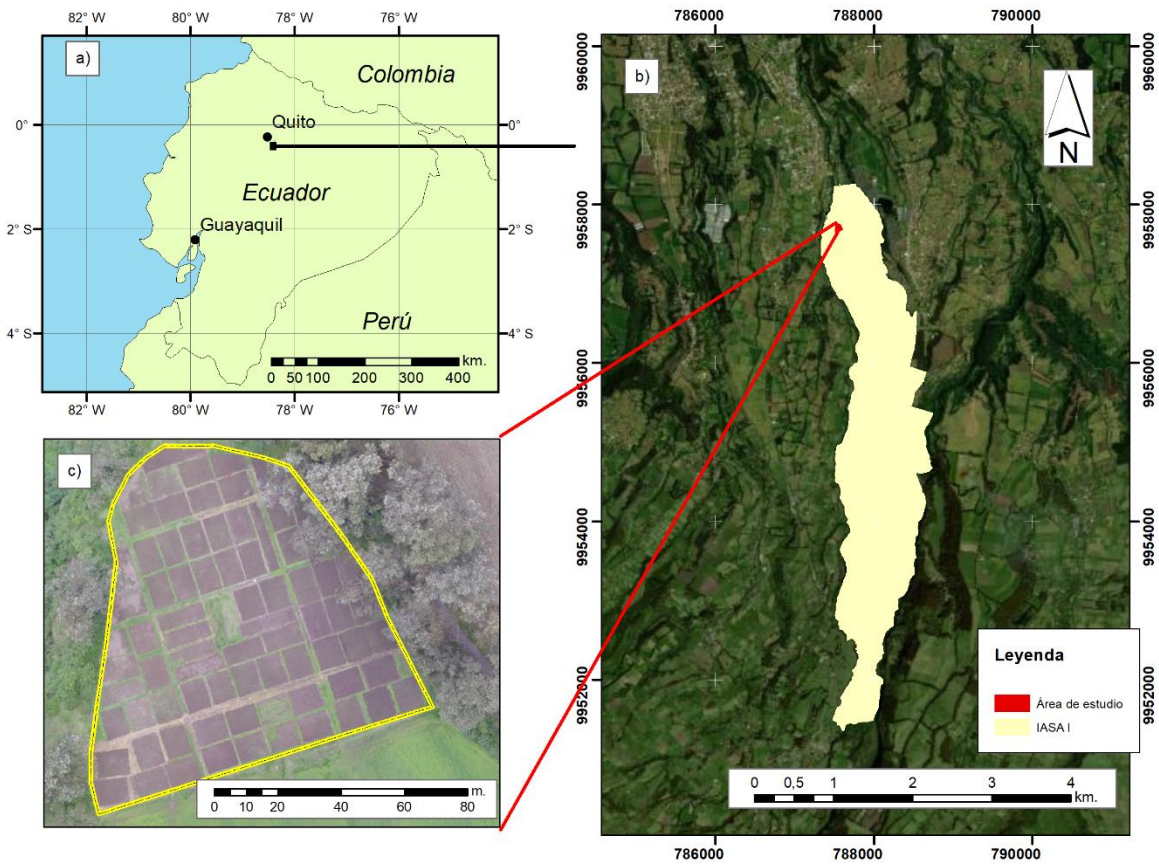
Si se acepta la hipótesis alternativa de que existen diferencias entre las clases, se puede aplicar entre otros, el test de Diferencias significativas de Fisher, que permite diferenciar entre las clases, pretratamientos y estados fenológicos.

### 3.2 Artículo 2

**Título:** Estimación de biomasa en parcelas de pasto a partir de mediciones fotogramétricas multitemporales tomadas desde UAVs

#### 3.2.1 Área de estudio

Para esta parte del estudio, el área de trabajo estuvo localizada en la Hacienda El Prado IASA I en Sangolquí, provincia de Pichincha, Ecuador, que pertenece al Departamento de Ciencias de la Vida y la Agricultura de la Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE), como se puede ver en la figura 7.



**Fig. 7.** Mapa de ubicación a) Mapa a nivel nacional b) Mapa del IASA c) Mapa del lote

El área total cubierta en el estudio asciende a 8210 m<sup>2</sup>, de esta 4320 m<sup>2</sup> son de área cultivada. Esta diferencia se debe a los caminos que existen entre los cultivos. Para poder realizar un experimento correcto, la zona de estudio fue dividida en 11 subzonas, con 750 m<sup>2</sup> cada una. Cada subzona fue dividida a su vez en parcelas con un promedio de 80 m<sup>2</sup> cada una y una distancia de 1m entre ellas. En total se generaron 72 parcelas en toda la zona de estudio, de las cuales tan solo 54 fueron empleadas en el estudio debido a la interferencia de una masa boscosa con un tamaño aproximado de 40 m., que interfería con su sombra en las imágenes del UAV. Esta parte se corresponde con el este de la finca como se puede evidenciar en la figura 9.

### 3.2.2 Equipos

Para la obtención de imágenes se utilizó un UAV DJI Phantom 4, UAV relativamente económico y fácil de encontrar en el mercado. El equipo tiene un peso de 1.3 kg, puede alcanzar los 72 km/h en vuelo y resiste velocidades de viento cercanas a los 10 m/s. La cámara que porta es de tipo RGB con 1/2.3 con un sensor CMOS y una resolución de 12.4 megapíxeles.

Por otro lado, para asegurar la correcta georreferenciación de las imágenes tomadas, tanto en términos de planimetría como de altimetría, se utilizó un receptor GNSS de doble frecuencia de la marca Trimble modelo R8s con precisiones de 3 mm + 0.1 ppm en horizontal y 3.5 mm + 0.4 ppm en vertical.

La georreferenciación de las imágenes fue realizada a través de 8 puntos de control o GCPs distribuidos en la zona de estudio según la Figura 8.

El método utilizado para el posicionamiento de cada punto fue el de estático con 1 hora y media de observación en cada punto de control. Para el post-proceso de los estáticos se utilizó la estación EPEC perteneciente a la infraestructura de monitoreo GNSS continuo de Ecuador, estableciendo como sistema de referencia el de SIRGAS Ecuador.

Para el post-proceso de los puntos de control se utilizó el software Trimble Business Center y para la aplicación de la fotogrametría digital a partir de imágenes de UAV se utilizó el programa de correlación automática de imágenes Agisoft PhotoScan.

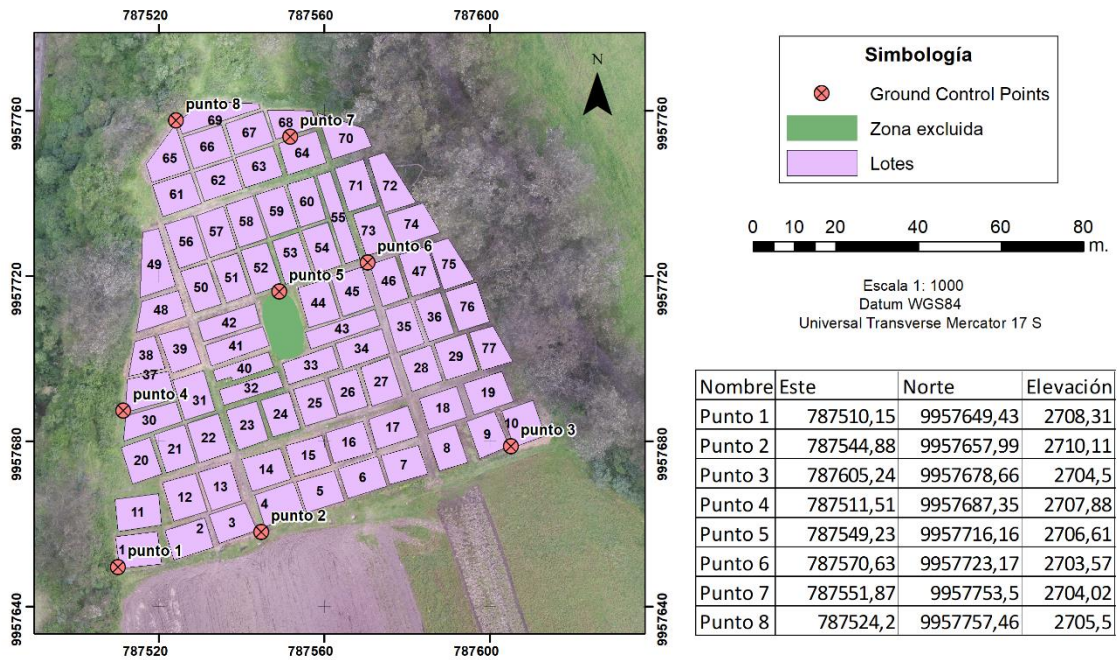


Fig. 8. Distribución de lotes y puntos de control

### 3.2.3 Diagrama metodológico.

Para facilitar la interpretación de la metodología se incluye un resumen gráfico (Ver figura 9).

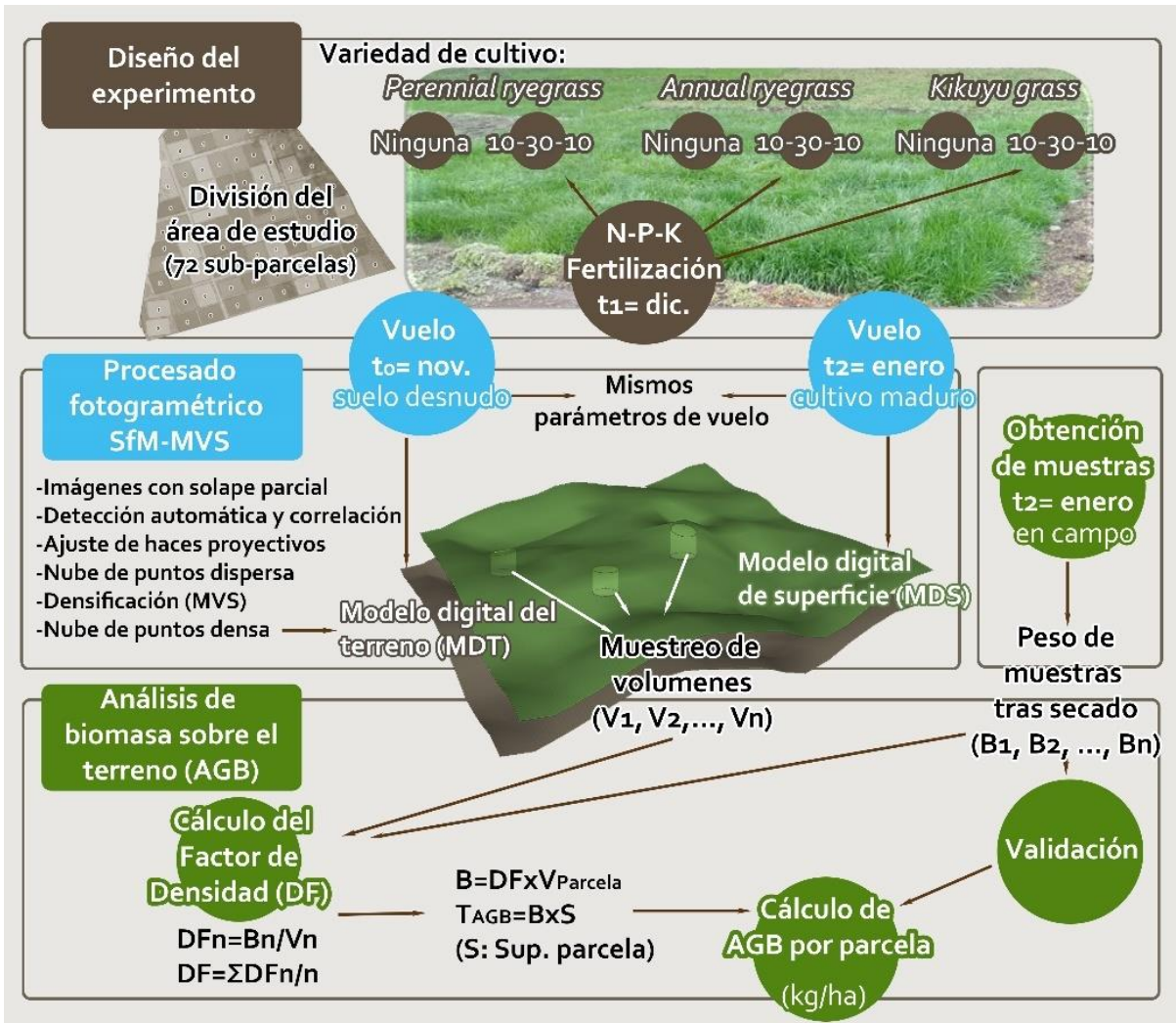


Fig. 9. Resumen gráfico

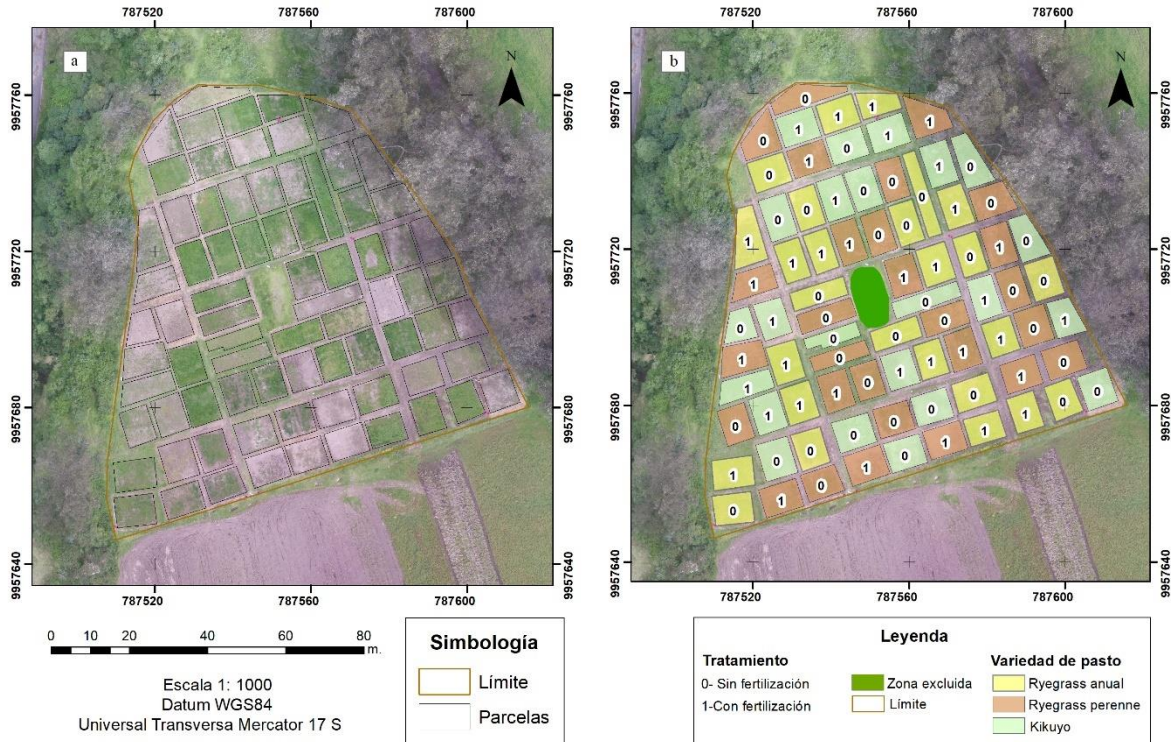
### 3.2.4 Parcelamiento y fertilización

Para este estudio se utilizó un diseño factorial con 3 variables: variación de pendiente (3), tipo de cultivo (3) y fertilización (2). Cada experimento se repitió 3 veces, por tanto, el número total de unidades experimentales utilizadas fue de 54.

En estudios previos llevados a cabo por el Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias de Ecuador (INIAP) en 2017 se pudieron determinar las variaciones de nutrientes en el suelo antes de realizar el ensayo (Ca, Fe y P). En base a esto, una fertilización rica en fósforo fue aportada al suelo para tratar de compensar la deficiencia de este nutriente. El fertilizante (porcentaje de contenido garantizado en el compuesto de 10-30-10 de N – P – K, respectivamente) fue oportunamente aplicado según las necesidades nutricionales del cultivo y tan solo en algunos de los cultivos (Figura 10).

Este tipo de fertilización es ideal para cultivos de ciclo corto y ayuda al desarrollo y crecimiento de la planta (Ñústez, Santos, Navia, & Cotes, 2006).

Las especies consideradas en este estudio fueron el ryegrass perenne (*Lolium perenne*), el ryegrass anual (*Lolium multiflorum*) y el kikuyo (*Pennisetum clandestinum*)



**Fig. 10.** Parcelas, fertilizaciones y variedades sembradas a) Distribución de las parcelas b) Distribución de las variedades y las fertilizaciones.

### 3.2.5 Plan de vuelo y generación de modelos

Los vuelos fueron realizados el 11 de noviembre de 2017, justo un día antes de la siembra y el 16 de enero de 2018, que se corresponde con la máxima madurez del cultivo antes del primer corte. En la Tabla 5 se pueden encontrar los parámetros de vuelo utilizados.

**Tabla 5.** Parámetros de vuelo

Fecha	Primer vuelo (Suelo desnudo)		Segundo vuelo	
	11 de noviembre de 2017		16 de enero de 2018	
Altura de vuelo (m)	70		70	
Traslado longitudinal	80%		80%	
Traslado transversal	70%		70%	
GSD (cm/pixel)	3.06		3.06	
Tiempo de vuelo (min)	9		7	
Número de imágenes	110		86	
RMS X (m)	0.072		0.069	
RMS Y (m)	0.051		0.068	
RMS Z (m)	0.098		0.100	

Para alcanzar el nivel de detalle requerido para la estimación de biomasa a través del volumen del cultivo, se estableció un GSD de 3cm para los modelos digitales. Para alcanzar este tamaño de píxel se voló a 70 m. de altura sobre el terreno, altura suficiente también para esquivar los árboles existentes en el extremo este del predio.

Para asegurar la calidad de los modelos digitales que se generen, se implementaron traslapos grandes entre imágenes, de esa forma el software encuentra menos dificultades a la hora de encontrar puntos en común entre imágenes.

El modelo digital del cultivo (MDC) se obtiene a raíz del segundo vuelo (enero), lo que permitirá calcular el volumen de cada una de las 54 parcelas. Con el modelo digital del terreno (MDT) obtenido en noviembre y el MDC que se obtuvo en enero, se pueden obtener las diferencias entre las superficies y calcular el volumen que existe entre los modelos.

Con las imágenes obtenidas a partir del UAV, el software SfM-MVS comienza realizando una orientación automática de las fotografías utilizando un proceso de alineación de alta precisión. Seguidamente, se obtiene una nube de puntos dispersos y a partir de esta, se genera una nube de puntos densa con el procesado de máxima calidad.

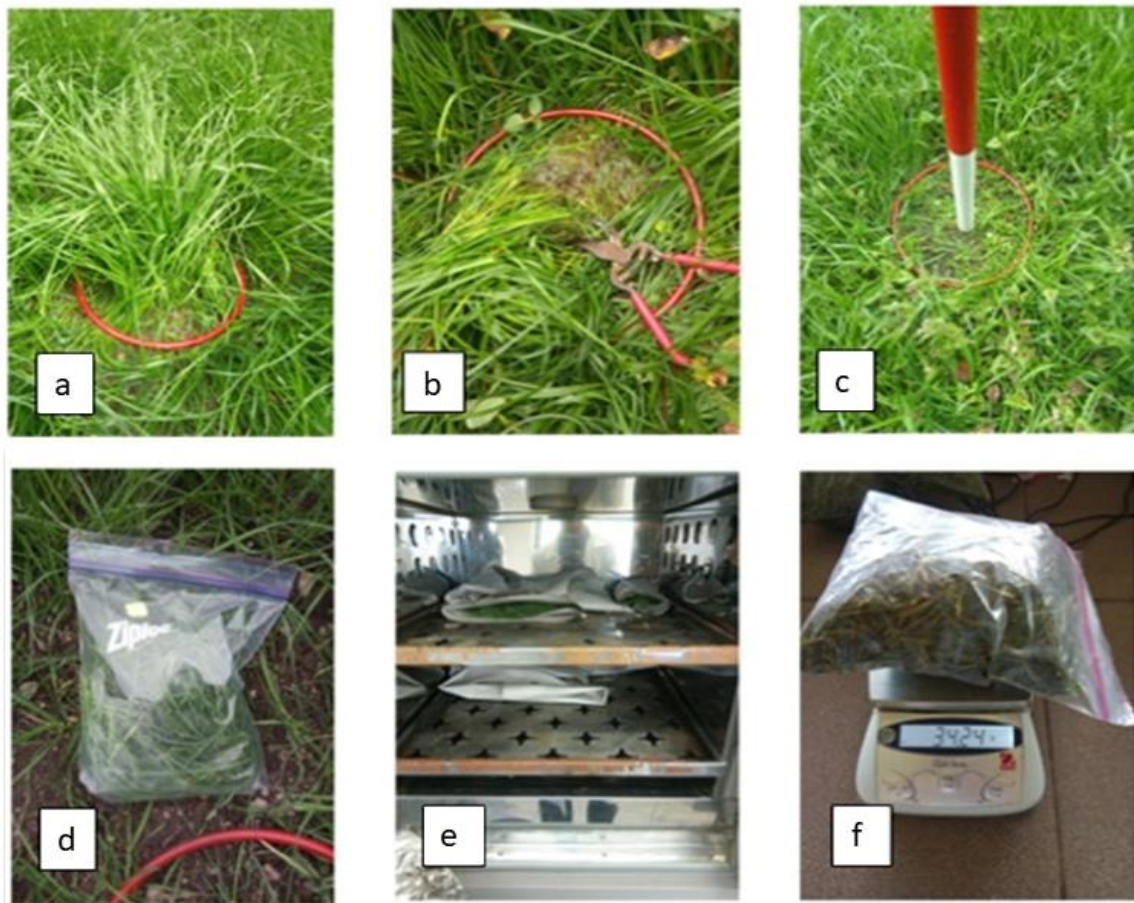
La citada nube de puntos densa está constituida por un set de puntos con sus coordenadas X, Y, Z en un sistema de referencia definido.

En este paso del proceso, la nube de puntos no tiene coordenadas reales, ya que, sin georreferenciación en suelo, los modelos tienen una precisión similar a la de un GPS navegador ( $\pm 3$  m en planimetría  $\pm 15$  m. en altimetría). Es por ello que la medición de puntos de control con precisiones centimétricas es un paso fundamental para poder comparar entre épocas y obtener productos totalmente georreferenciados. Marcando los puntos de control se puede reoptimizar el modelo y lograr que la nube de puntos alcance su verdadera posición. Finalmente, el software calcula el MDC o el MDT, según la época que corresponda.

### 3.2.6 Muestreo de los cultivos

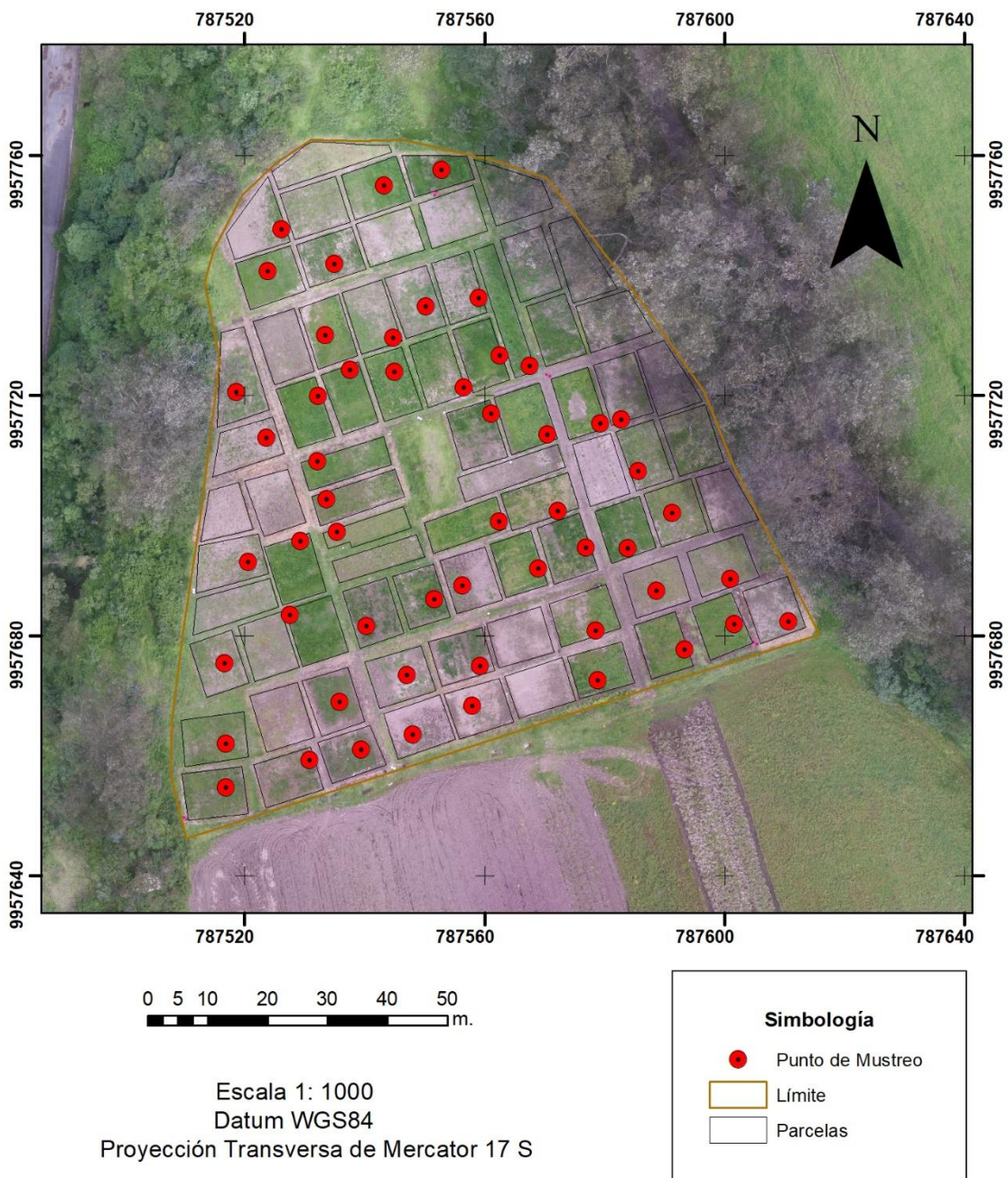
El muestreo realizado en campo tuvo un carácter destructivo y aleatorio, teniendo en cuenta que todo el material orgánico recolectado estaba dentro de la superficie de las parcelas. Todas las muestras fueron cosechadas inmediatamente después del segundo vuelo ese mismo día (16 de enero de 2018).

Para cada parcela, la muestra fue tomada siguiendo la metodología de Bending et al. (2014). Esta metodología consiste en utilizar un anillo de metal de  $0.25 \text{ m}^2$  que define los límites de la muestra y georreferenciar para cada caso el punto que se muestrea. Las muestras se llevaron al laboratorio, donde inicialmente fueron pesadas en húmedo y seguidamente en seco, después de haber sido secadas en un horno durante 24 horas. Este proceso se detalla en la figura 11.



**Fig. 11.** Metodología para el muestreo del pasto a) Selección del pasto correspondiente al anillo b) Corte del pasto c) Georreferenciación del punto de corte d) Almacenamiento de la muestra de pasto e) Secado de las muestras de pasto f) Pesado de la masa seca de cada muestra

Las muestras fueron georreferenciadas con base en el número total de parcelas existentes y tomando como punto de referencia un hito con coordenadas precisas en el centro de la zona de estudio. Se tomó una muestra de pasto en cada una de las 54 parcelas, de forma aleatoria dentro de ellas, y se reservaron 10 muestras para verificar los resultados. La distribución de las muestras puede observarse en la figura 12.



**Fig. 12.** Distribución de las muestras tomadas en campo

### 3.2.7 Cálculo del factor de densidad y la biomasa

El factor de densidad (FD) definido por Gil-Docampo et al. (2020) es una constante que se deriva de la cantidad de biomasa por unidad de volumen, que permite corregir las variaciones de volumen (suponiendo que se obtiene un mayor volumen si la capa de vegetación es alta y densa, y se obtiene un menor volumen si la capa de vegetación es baja y con calvas) y calcular biomasa en extensiones más grandes.

El FD para cada punto de muestreo se calcula como se muestra en la Ecuación.

$$FD = \frac{B_S}{V_S} \quad (1)$$

Donde:

FD: Factor de Densidad [ $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ]

$B_S$ : Biomasa en el punto de muestreo de  $0.25 \text{ m}^2$  [kg]

$V_S$ : Volumen (determinado por la diferencia entre el MDT y el MDC) con el cultivo crecido [ $\text{m}^3$ ]

Como se puede intuir, el FD no es un indicador físico dentro de la parcela, sino que ~~más bien~~ representa un valor que permite corregir la cantidad de biomasa que se obtiene respecto de los diferentes valores volumétricos obtenidos de la diferenciación entre MDT Y MDC. El valor de FD del cultivo se puede identificar en el punto de cada muestreo ya que representa el valor base para la estimación de la biomasa y la generalización dentro de cada unidad experimental.

La biomasa aérea fue calculada con base en la diferencia de volumen por parcela que se obtuvo de los MDT Y MDC generados con el UAV y del FD calculada en cada parcela. Extrayendo el ráster de cada parcela en cada uno de los modelos, se pudo calcular el volumen total, parcela a parcela. De este modo, cada parcela obtuvo su volumen correspondiente, con el que se pudo calcular la biomasa total a través de la Ecuación 2.

$$B_P = FD \cdot V_P \quad (2)$$

Donde:

$B_P$ : Biomasa de cada parcela [kg]

FD: Factor de Densidad [ $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ]

$V_P$ : Volumen (determinado por la diferencia entre el MDT y MDC) con el cultivo crecido [ $\text{m}^3$ ] en cada parcela

El FD permite la corrección de la correlación entre el peso y la biomasa de acuerdo al volumen que se extrae de las imágenes del UAV. El peso húmedo no siempre refleja un mejor rendimiento del pasto ya que la acumulación de agua en el pasto puede diluir el valor nutricional por unidad de peso e incrementar el costo en fertilizante.

### 3.2.8 Validación

Para el proceso de validación del procedimiento, primero se comprobó el acople entre el MDT y el MDC. Esto se hizo a través de la selección de 30 puntos aleatorios, homólogos entre los dos modelos, en zonas de suelo desnudo y se obtuvo el error medio cuadrático para asegurar que se hizo un buen ajuste entre épocas.

Seguidamente, se validó la estimación de la biomasa aérea a través de 10 muestras aleatorias en campo, reservadas para este fin. Se obtuvo la biomasa de estas muestras destinadas a validación, la diferencia entre el MDT Y MDC en estas muestras georreferenciadas y con la Ecuación 2 se pudo obtener la biomasa estimada. Finalmente se aplicó un análisis de correlación y estadísticas descriptivas entre los valores medidos y los valores estimados.

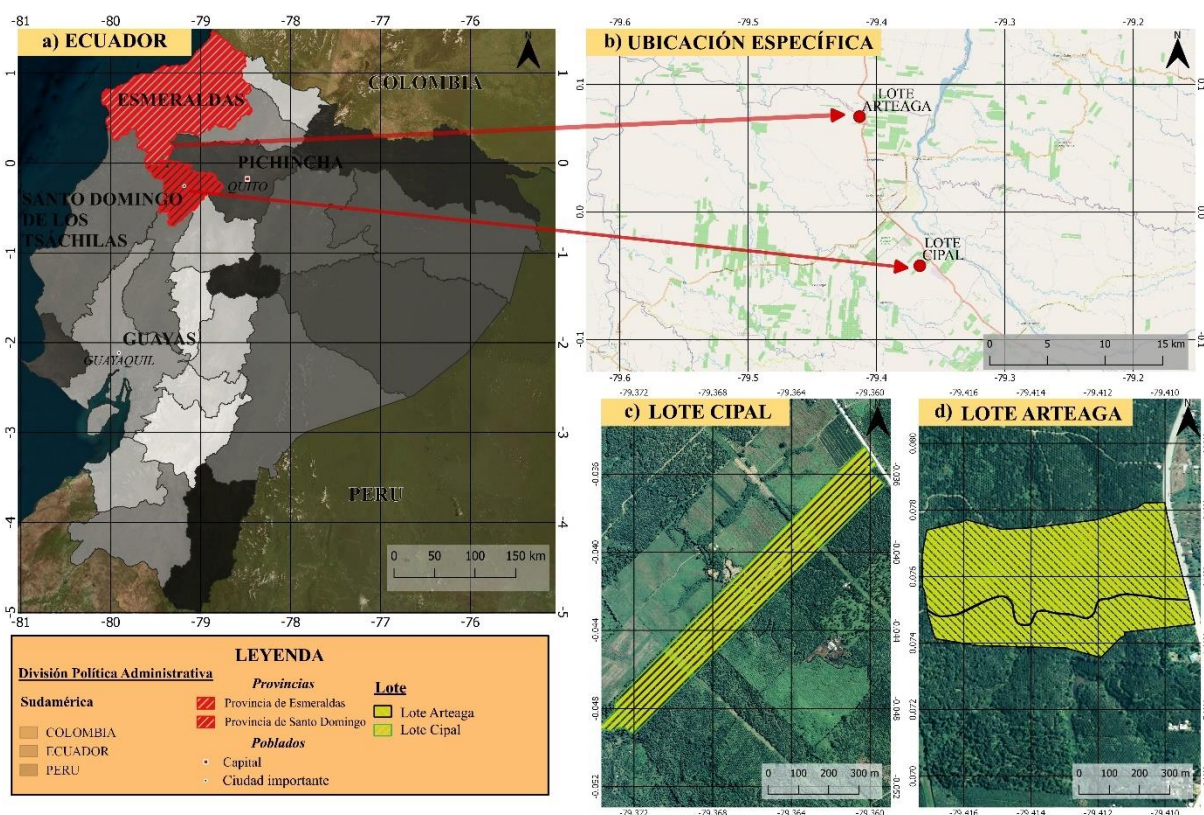
Para determinar si el método de estimación de biomasa expuesto en este estudio pudo diferenciar entre tipos de cultivo o entre tratamientos, se aplicó un análisis de varianza ANOVA con test de Fisher a los datos de biomasa obtenidos en cada una de las unidades experimentales.

### 3.3 Artículo 3

**Título:** Generación de la línea base en la detección temprana de la pudrición de cogollo y anillo rojo en palma africana mediante tecnologías geoespaciales.

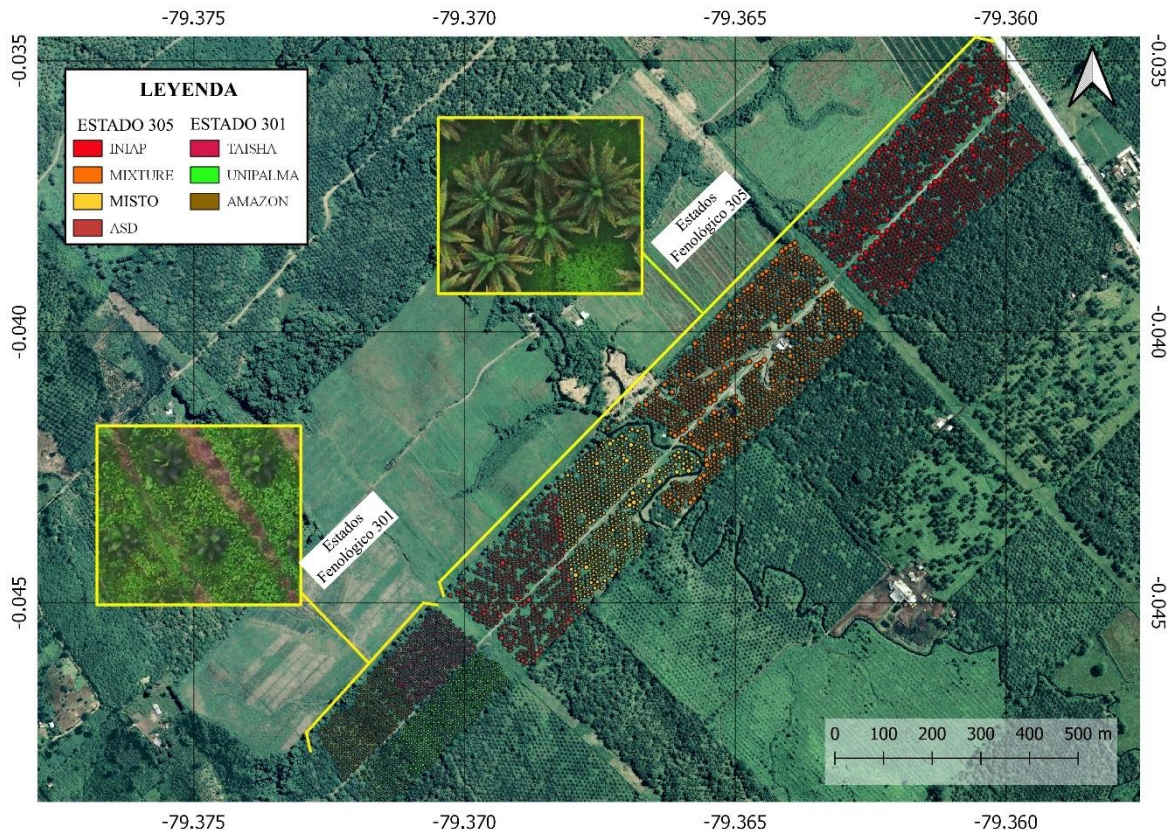
#### 3.3.1 Área de estudio

Para esta parte del estudio se tuvieron en cuenta 2 zonas (Figura 13). La primera es el lote del Centro de Investigación de Palma Aceitera (CIPAL) localizado en las coordenadas geográficas  $-0.0421^\circ$  de latitud y  $-79.41329^\circ$  de longitud, con un área de 52 hectáreas. Por otro lado, el segundo lote (Lote Arteaga), está ubicado en las coordenadas  $0.0749$  de latitud y  $-79.41329$  de longitud, con una extensión de 40 hectáreas.



**Fig. 13.** Ubicación geográfica de la zona de estudio del artículo III

En el lote CIPAL, (Figura 14), la incidencia de la PC era del 0.5 % en las variedades INIAP, CIRAD y ASD de aproximadamente 15 años de antigüedad, correspondiéndose con el estado fenológico 305 (Forero et al. 2012), mientras que las plantas híbridas, *Oleifera x Guineensis* (OxG), de las variedades Taisha, Unipalma y Amazon, de 2 años de edad, no presentaban ninguna afectación. Este cultivo fue considerado como el cultivo sano ya que la incidencia era muy baja y el manejo del cultivo era el adecuado (ANCUPA 2019). En contraste con este, el lote Arteaga estaba sembrado mayoritariamente con variedad INIAP de 15 años, con una incidencia por PC de aproximadamente el 30% de la plantación al comienzo del presente estudio. Este lote fue considerado como el enfermo. Para los fines de este estudio, el lote sano fue considerado para generar la línea de base (CIPAL) y el otro con afectaciones en diferentes grados, para poder comparar entre ambos.



**Fig. 14.** Distribución de las variedades en el lote CIPAL

### 3.3.2 Equipos y software

Se realizaron vuelos de UAV desde los que se pudieron obtener imágenes con los equipos DJI Mavic Pro equipado con una cámara Mapir Survey3W con bandas roja, verde e infrarroja cercana (RGNIR), que incluye la versión 2 de la tarjeta de calibración de MAPIR (Figura 6), y un UAV DJI Matrice 100, con 2 cámaras diferentes, una con las bandas azul, verde e infrarrojo cercano (BGNIR) y otra con rojo, verde, azul (RGB). El empleo de los dos sensores se justifica con la idea de obtener una base de datos más amplia y una mayor redundancia estadística en los resultados obtenidos.

Las especificaciones de las cámaras se muestran en la Tabla 6. Todos los tipos de cámara utilizados son cámaras RGB modificadas, que tienen como principal ventaja su menor costo, comparándolas con cámaras NIR puras.

**Tabla 6.** Características de las cámaras

Cámara	Resolución	Distancia focal	Resolución espectral	GSD (120 m.)	Precio
MAPIR Survey3W (RGNIR)	12 Mpx.	3.34 mm.	660 nm, 550 nm, 850 nm	5.5 cm.	400€
Zenmuse X3 (BGNIR)	12.4 Mpx.	3.6 mm.	450 nm, 500 nm, 810 nm	5 cm.	500€
Zenmuse X3 (RGB)	12.4 Mpx.	3.6 mm.	470 nm, 510 nm, 600 nm	5 cm	500€

Del mismo modo, se utilizó un receptor GPS navegador, Garmin Ventura con una precisión de 2 m. para obtener las coordenadas de las muestras de las palmas en campo.

Para el plan de vuelo se utilizó el software Pix4D capture, para el procesamiento de los ortomosaicos se utilizó Agisoft PhotoScan Professional 1.26.2834 y para la corrección atmosférica, conteo automático de plantas y generación de índices de vegetación, se utilizó el software ENVI 5.5.

### 3.3.3 Descripción general de la metodología

Para facilitar la interpretación de la metodología se incluye un resumen gráfico en la figura 15.

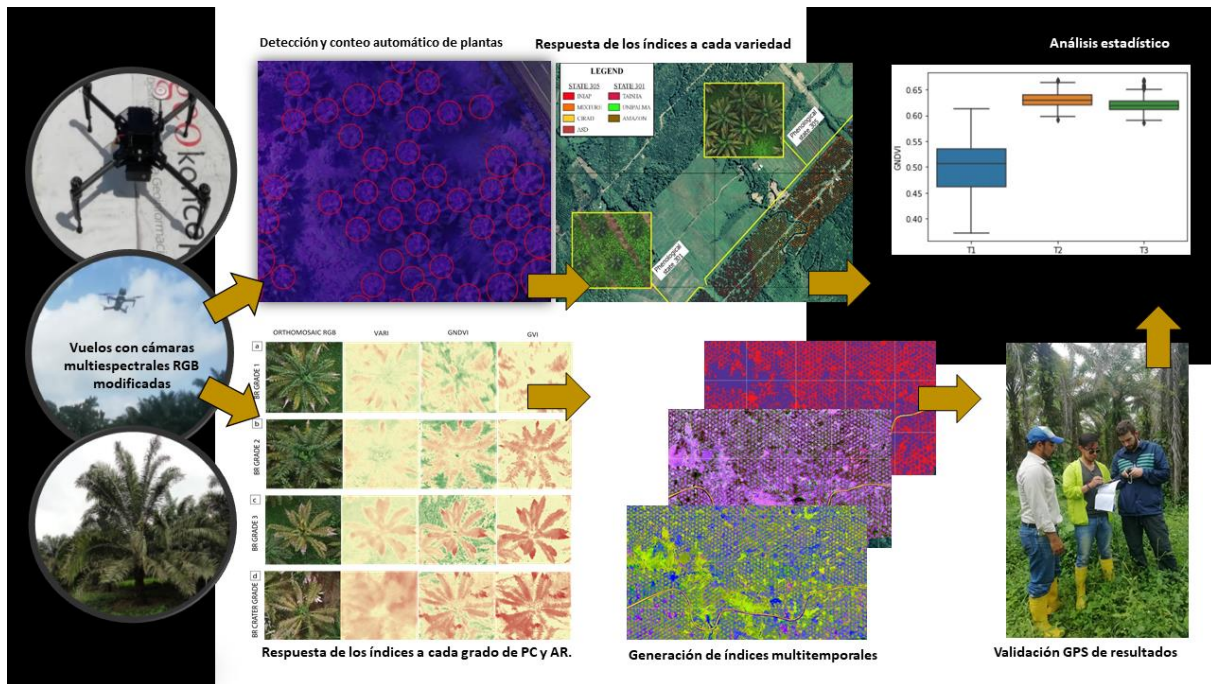
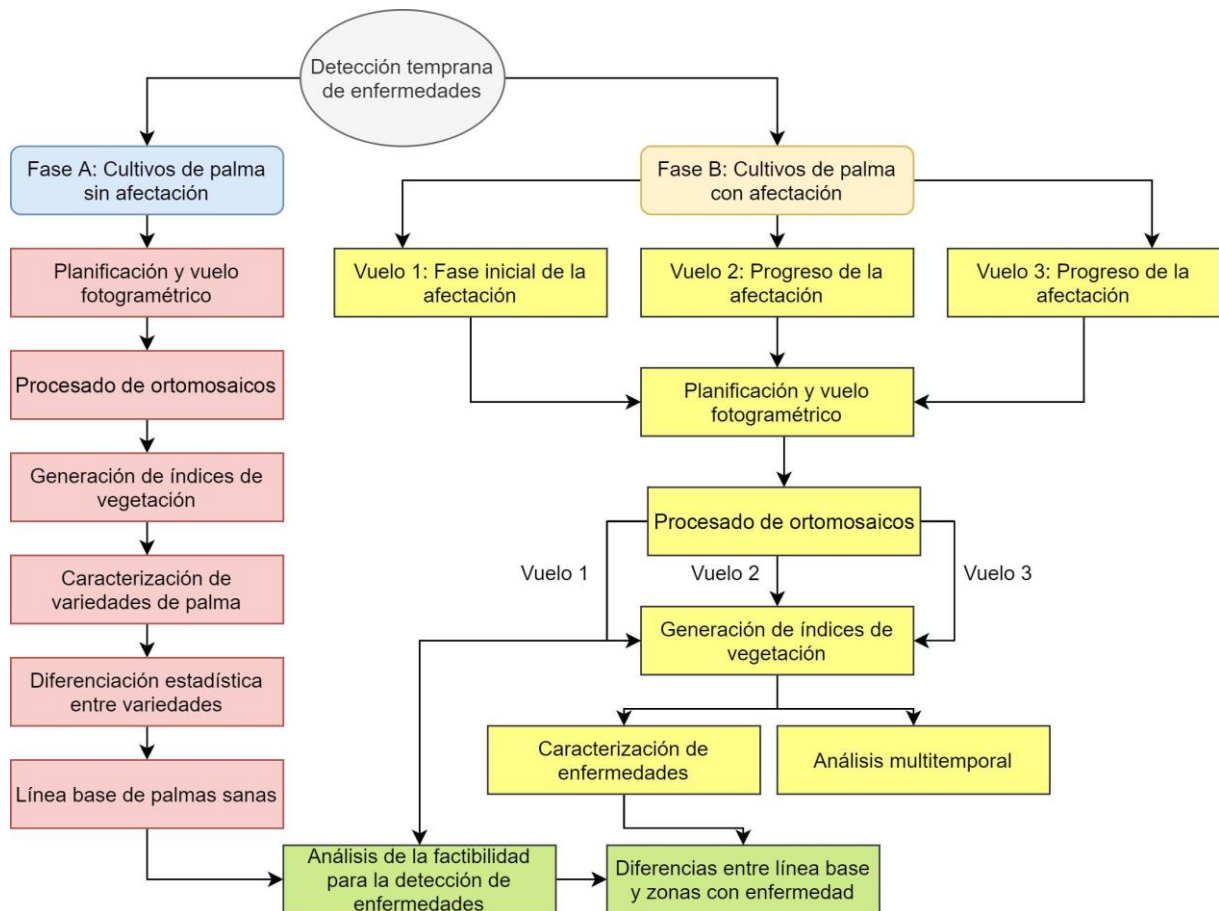


Fig. 15. Resumen gráfico.

Para la consecución de los objetivos planteados en este proyecto se plantearon 2 fases, descritas de manera general en la figura 16.



**Fig. 16.** Fases del estudio

Para ambas fases, se realizaron vuelos fotogramétricos con UAV, se utilizó un traslapeo transversal y longitudinal entre imágenes del 70% a una altura de vuelo de 120m., características suficientes para generar ortomosaicos de alta calidad. El GSD aproximado fue de 5 cm. para las imágenes de la cámara BGNIR y 5.5 cm. para la cámara RGNIR. Inmediatamente después de la adquisición de las imágenes, estas se procesaron a través del flujo normal de la fotogrametría SfM-MVS (orientación interna y externa, creación del MDE y creación del ortomosaico). Es necesario mencionar que la georreferenciación de todos los ortomosaicos se hizo a partir del primero.

Si se tiene en cuenta una resolución efectiva de 3 píxeles, y se toma como factor discriminante el establecido por el Instituto Geográfico Militar de Ecuador (IGM) de 0.3 mm a escala, se obtiene que la escala máxima de representación es de 1:500, y la unidad mínima de mapeo entre 4 y 4.84 m<sup>2</sup>. Es por eso que una palma africana es completamente identificable en este rango, ya que las superficies de las palmas vistas en planta se estiman en 300 m<sup>2</sup> para la variedad INIAP, 45 m<sup>2</sup> para la variedad Taisha, 42 m<sup>2</sup> para la variedad Unipalma y 21 m<sup>2</sup> para la variedad Amazon.

#### 3.3.4 Fase A

En esta fase, se llevaron a cabo 2 vuelos para cada sensor (con el BGNIR el 18 de abril de 2019 y el 20 de mayo de 2019, y con el RGNIR el 20 de mayo y el 22 de agosto de 2019) en lote CIPAL, esto con el objetivo de obtener una amplia base de datos que permitiera contrastar los resultados. Los ortomosaicos obtenidos permitieron calcular índices de vegetación que

permitieron caracterizar y obtener la línea de base de las palmas sin afectación. Una vez obtenida esta información, se aplicó un análisis estadístico ANOVA con test de Fisher para diferenciar entre variedades de palma. La principal función de un análisis de varianza ANOVA es comparar entre grupos de tratamientos. En este caso, esos tratamientos son las variedades presentes en el lote CIPAL (INIAP; CIRAD, ASD) y las repeticiones serían el número de lotes de acuerdo a las especies. La hipótesis nula se establece como que no existen diferencias significativas entre especies y la hipótesis alternativa como que sí existen diferencias significativas, al menos entre 2 grupos.

Seguidamente, para verificar la hipótesis de la igualdad de medias, se calculó el estadístico F de Fisher, que permite obtener el grado de similaridad que existe entre las medias comparadas. En el presente estudio, el test LSD de Fisher fue utilizado, por ser considerado la mejor opción para realizar un análisis exploratorio de diferencias entre tratamientos y por su simplicidad y consistencia gracias a que se conocen y son constantes los errores tipo I.

Con el objetivo de corroborar la efectividad del test LSD de Fisher, también se aplicó el test de Bonferroni. Este test se basa en la distribución T de Student y en la desigualdad de Bonferroni. Este método trata de resolver el problema de aplicar numerosas T de Student reduciendo la probabilidad de cometer errores Tipo I en cada comparación. Esto lo logra gracias a que controla la ratio de errores dividiendo el nivel de significancia  $\alpha$  por el número de comparaciones realizadas.

Los datos obtenidos de esta fase sirvieron como línea base para la comparación entre datos de palmas sin afectación y datos de palmas con afectación de PC Y AR.

### 3.3.5 Fase B

En el caso de esta fase, los vuelos se realizaron el 30 de mayo de 2019, el 13 de junio de 2019 y el 26 de agosto de 2019 en el lote Arteaga. En este lote se denotaba la presencia de afectaciones de PC y AR en sus diferentes grados de afectación. Se aplicaron 3 monitoreos con el objetivo de analizar la distribución espacial de las afectaciones a lo largo del tiempo.

Tomando en cuenta la descripción del proceso evidenciado en la figura 17, se comenzó con la generación de los ortomosaicos; en ambas fases, se realizaron sendas correcciones atmosféricas con el algoritmo QUAC ® de ENVI. Este algoritmo determina los parámetros de corrección atmosférica directamente a partir de la respuesta espectral en cada pixel que existen en cada escena, sin ningún tipo de información auxiliar. Está basado en los hallazgos experimentales de que la reflectividad media del espectro de varios objetos (excluyendo materiales altamente estructurados, como la vegetación, agua con sedimentos o lodo) no depende de cada escena. Este algoritmo permite también incluir cualquier ángulo de visión y ángulo de elevación solar.

A pesar de que un sensor no cuente con las calibraciones radiométrica y atmosféricas apropiadas, o si la intensidad solar es desconocida (con un determinado porcentaje cobertura nubosa, entre otras), se puede recuperar la información espectral con una calidad aceptable si se conocen determinadas condiciones en la imagen. Existen al menos 10 cubiertas diferentes con materiales diferentes en cada escena (en el caso de este estudio, autovía, roderas, acequias, carreteras empedradas, seis estructuras diferentes a la entrada, 3 estructuras en la zona de los laboratorios...). Por tanto, existen en la imagen suficiente pixeles negros para estimar la línea base espectral de la imagen (Bernstein et al., 2012).

El siguiente paso es el cálculo del índice de diferencia normalizada para la vegetación (NDVI) (3), el índice de diferencia normalizada para la vegetación en verde (GNDVI) (4), el índice de vegetación basado en el verde (GVI) (5) y el índice visual de resistencia atmosférica

(VARI) (6). Estos índices se calcularon con base en los correspondientes canales de las 2 cámaras utilizadas.

$$\frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad (3)$$

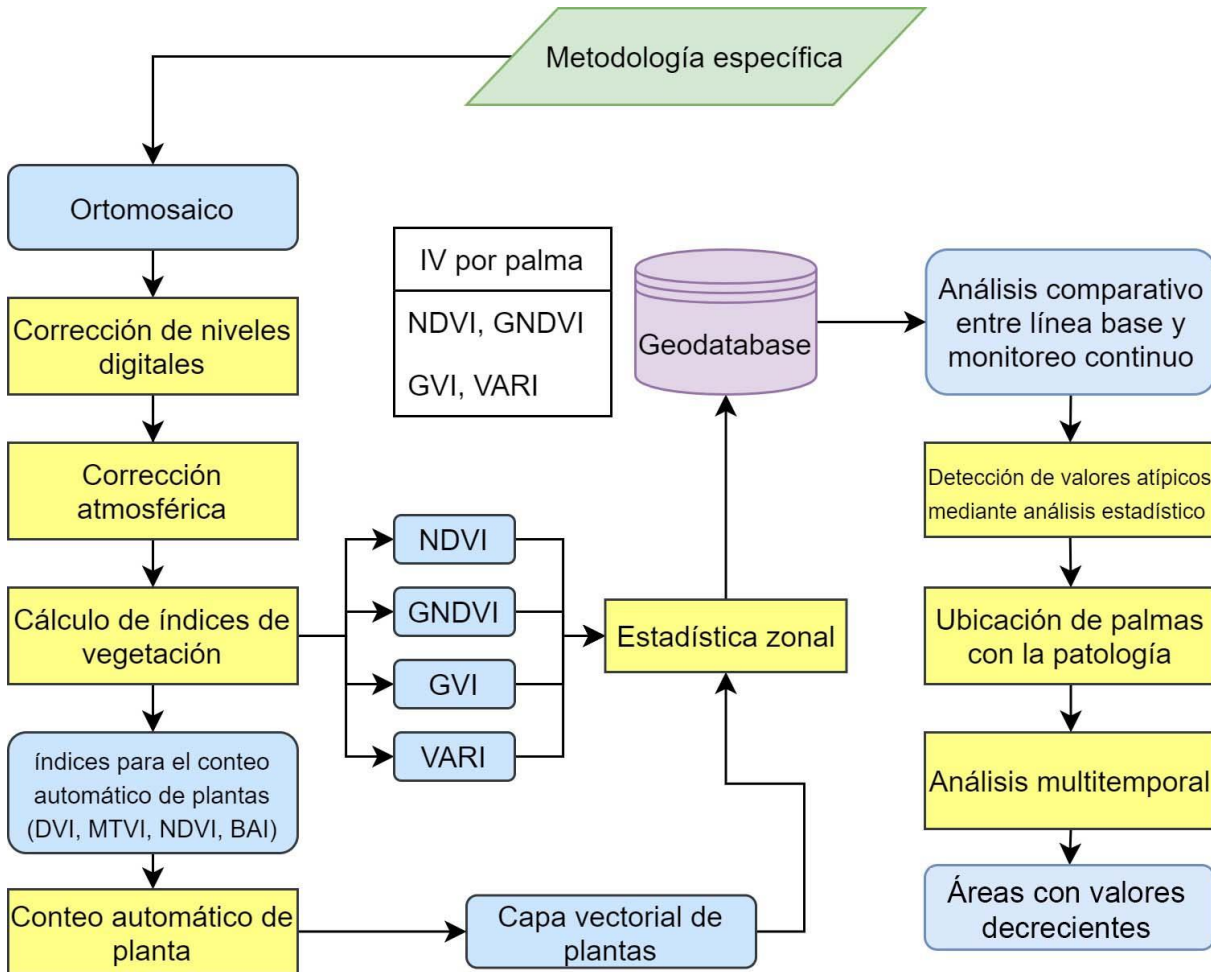
$$\frac{\rho_{NIR} - \rho_G}{\rho_{NIR} + \rho_G} \quad (4)$$

$$\frac{\rho_{NIR}}{\rho_G} \quad (5)$$

$$\frac{\rho_G - \rho_R}{\rho_G + \rho_R - \rho_B} \quad (6)$$

Al igual que en la fase A, se aplicó un conteo automático utilizando algunos índices que permitieron diferenciar palmas individuales respecto del suelo o de la vegetación baja que las rodean y que podrían afectar de forma negativa a la respuesta a la hora de calcular los índices de vegetación. Es por esto que se investigó que índice es mejor para diferenciar las especies (Fase A). Este proceso se implementó en el módulo “*Crop science from ENVP*”, en la sección “*count crops*”. Los resultados que se han venido demostrando en este tipo de herramientas superan el 93% de precisión a la hora de identificar cultivos respecto al conteo manual tradicional (basado en imágenes con UAV) (Wu et al., 2019). Como resultado de este conteo se obtiene una capa vectorial poligonal que cubre la totalidad del área foliar del dosel de la planta. Una vez que se implementó el conteo automático, se realizó una estadística zonal, obteniendo el promedio del valor de todos los píxeles que caen dentro de cada polígono.

Este proceso sirvió como datos de entrada para la diferenciación espectral, a través de un análisis estadístico basado en ANOVA y Fisher, de forma que permitieran diferenciar entre las variedades de palma en la zona y entre la respuesta espectral de las palmas de la línea base y las que cuentan con afectación. Cabe recalcar que, para poder aplicar una prueba paramétrica como ANOVA, se comprobó que exista normalidad, independencia y homocedasticidad en los datos a través del test de Shapiro-Wilks, correlación de Pearson y el test de Levene, respectivamente.



**Fig. 17.** Metodología propuesta para la detección temprana de PC

### 3.3.6 Detección de enfermedades y control

Se realizó un muestreo en campo con un GPS navegador al mismo tiempo que se realizaba el primer monitoreo con el objetivo de caracterizar la situación de ciertas palmas respecto a las enfermedades. Esta caracterización fue posible gracias a la inestimable ayuda del personal de la Asociación Nacional de Cultivadores de Palma Africana (ANCUPA). De esta forma se pudieron analizar de forma multi-temporal los cambios entre los muestreos y se pudo implementar una validación de las antes mencionadas afectaciones en las imágenes.

### 3.3.7 Análisis multitemporal

Para la fase B, se compararon los ortomosaicos tomados en diferentes fechas, para identificar diferencias. La diferencia fue calculada mediante la respuesta de un determinado índice en cada época. Se aplicó un umbral, que permitió establecer parámetros que ayudaran al proceso de determinar los cambios más grandes dentro del cultivo, entre épocas. En este caso, para seleccionar un umbral de nivel de gris que permita extraer objetos respecto de su fondo, se aplicó el método Otsu (Otsu 1979), que utiliza la forma del histograma para este fin. Está basado en un análisis diferenciador y utiliza el cero acumulativo y los momentos de primer orden de los histogramas para calcular el umbral de valores necesario.

Se procedió a integrar la información a través de una composición de color de índices multitemporales que permiten diferenciar el progreso de las patologías a través del decaimiento de los índices.

Los índices de vegetación generados en el primer monitoreo fueron ubicados en el cañón del rojo y los del segundo monitoreo en el cañón del verde. Por tanto, las áreas donde los valores espectrales no presentaron variaciones considerables se mantendrán uniformes respecto a la escena anterior. Finalmente, en el cañón azul, se mete la detección de cambios, de forma que las zonas afectadas que sufrieron un decrecimiento del índice de vegetación, indican una posible alteración y serán objeto de ser comparadas con las plantas sin afectación.

#### 3.3.8 Validación

Una vez que se ha realizado el análisis de detección de cambios y se implementaron los índices multitemporales, se implementó una validación en las zonas con tendencia a disminuir los valores de los índices de vegetación, esto con el objetivo de discriminar un posible patrón en la distribución de la enfermedad. En este sentido, se realizó un muestreo aleatorio en las citadas áreas. Las coordenadas de esas zonas se exportaron desde el SIG hacia el GPS navegador y con la ayuda del personal de ANCUPA, se comprobaron las palmas de esos sectores y se validó el crecimiento de las áreas afectadas.



## 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1 Artículo 1

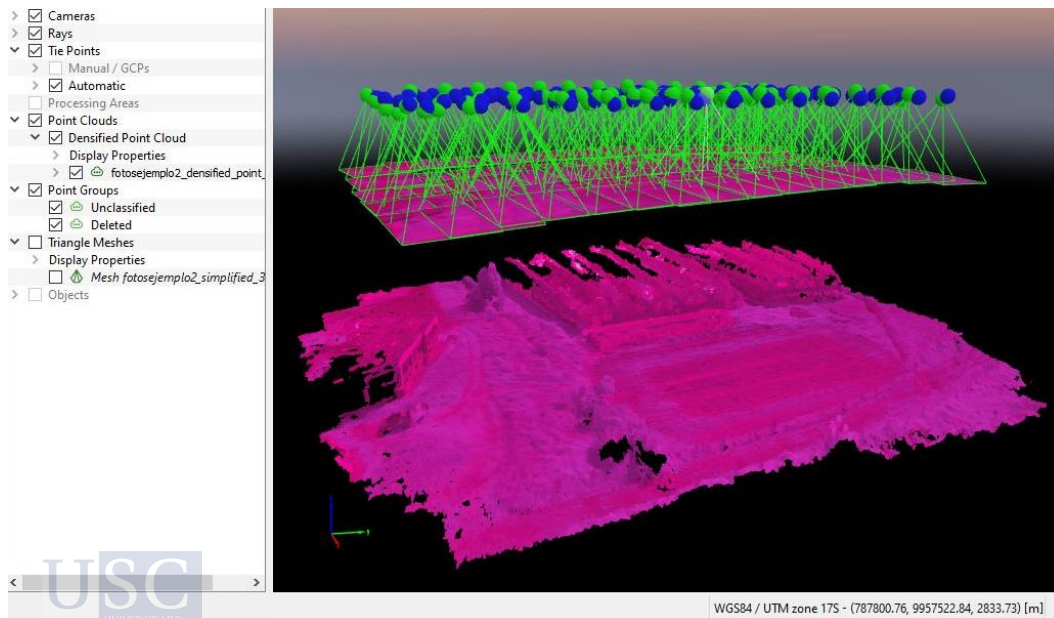
**Título:** Análisis espectral de los estados fenológicos del *Lupinus mutabilis* a través de espectroradiometría e imágenes tomadas desde vehículos aéreos no tripulados con diferentes pretratamientos físicos de desinfección de la semilla. (Geocarto International)

A partir de los 6 tratamientos y las 3 repeticiones, se obtuvieron un total de 4232 valores de índice de vegetación con el espectrorradiómetro, y 1058 obtenidos a partir de los productos que ofrece el UAV. El análisis de valores atípicos permitió excluir un total de 119 que podrían ensuciar el análisis.

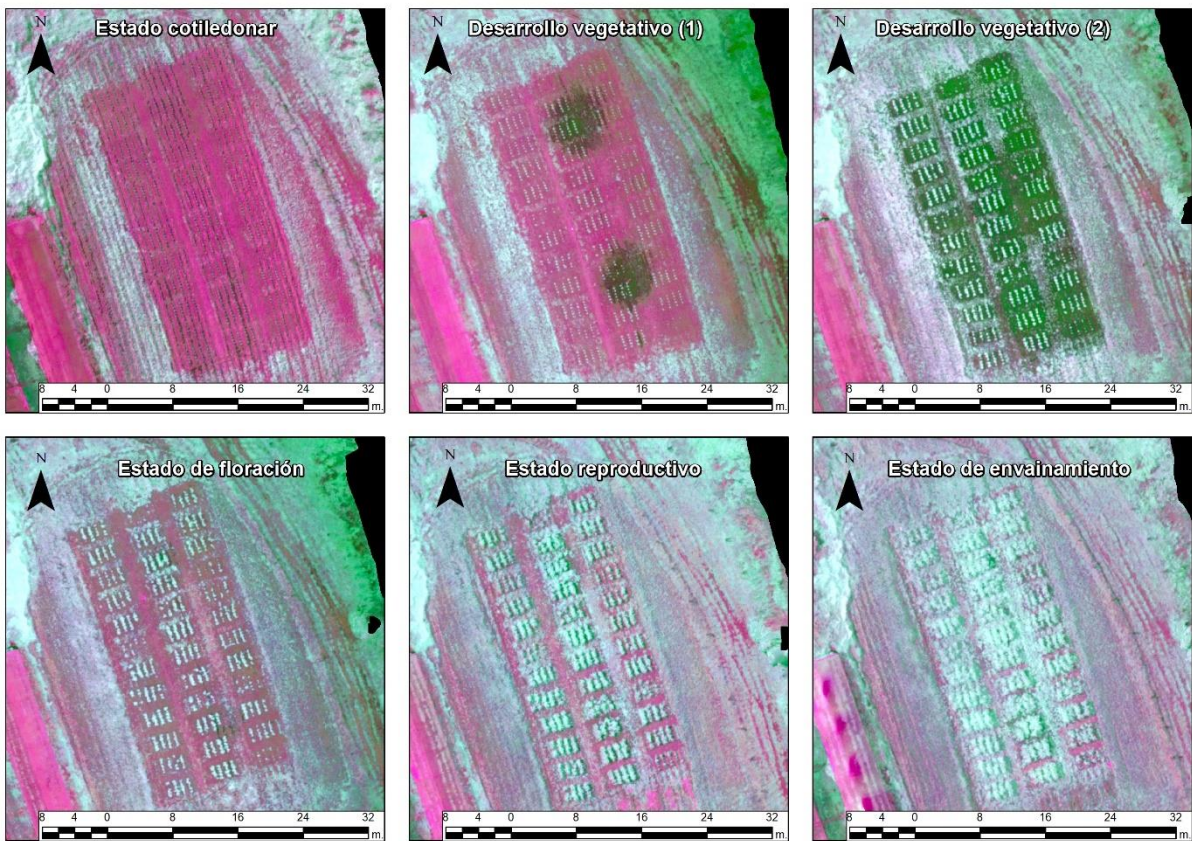
#### 4.1.1 Realización de vuelos con UAV y generación de productos

Para realizar el estudio multitemporal se realizaron 6 vuelos de los que se obtuvieron 6 ortomosaicos. La altura de vuelo fue de 30 m. sobre el terreno, con un traslapeo frontal y longitudinal del 80%. El tamaño de píxel o GSD que se obtuvo fue de 1.31 cm. La superficie total obtenida fue de 4930 m<sup>2</sup>.

En la figura 18 se puede observar una imagen del proceso de generación de la nube de puntos y en la figura 19 el aspecto de las ortomosaicos obtenidas antes de la calibración radiométrica.

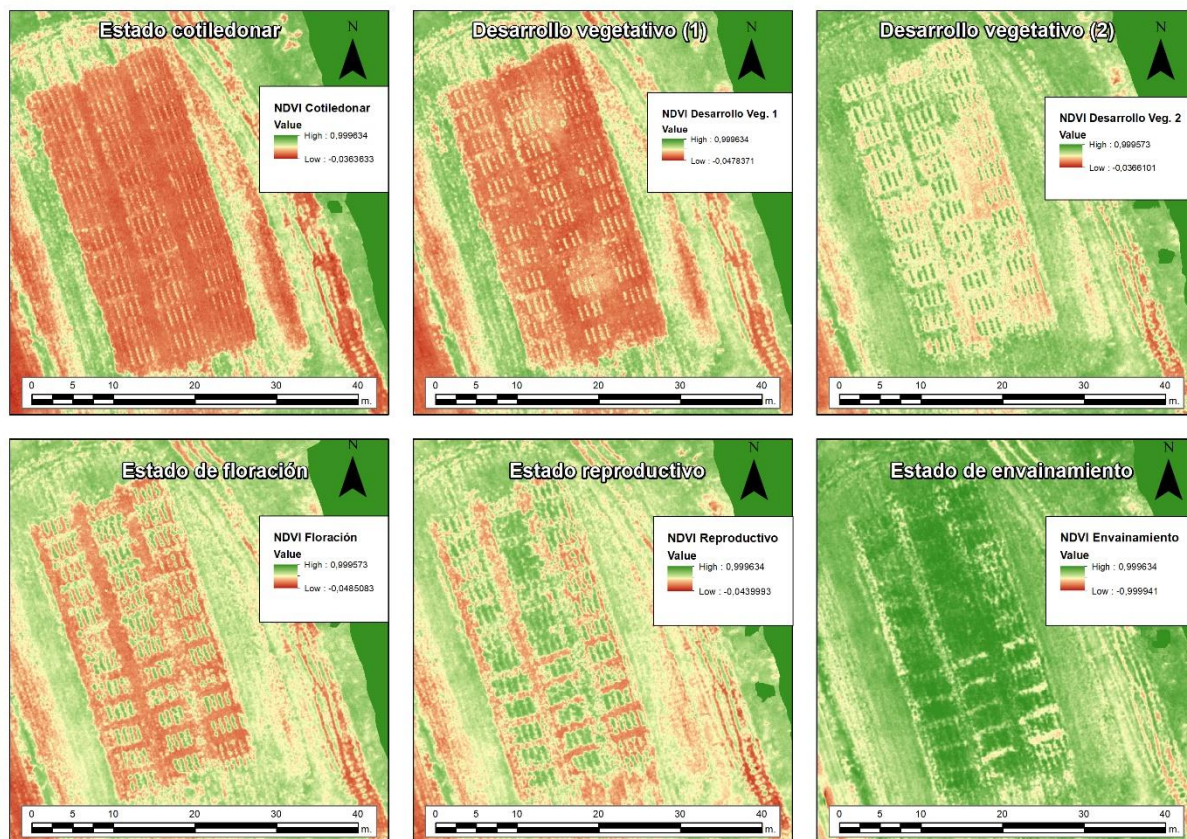


**Fig. 18.** Generación de ortomosaicos en software Pix4D



*Fig. 19. Aspecto de los ortomosaicos en cada estado fenológico*

En cambio, en la figura 20 se puede observar el aspecto de los ortomosaicos una vez hecha la calibración radiométrica con la diana de calibración y con el índice de vegetación NDVI calculado.



*Fig. 20. Aspecto del NDVI en cada estado fenológico*

Finalmente se realizó la extracción de los valores de índice de cada imagen a partir de las coordenadas de los puntos rastreados con posicionamiento RTK (Figura 21)

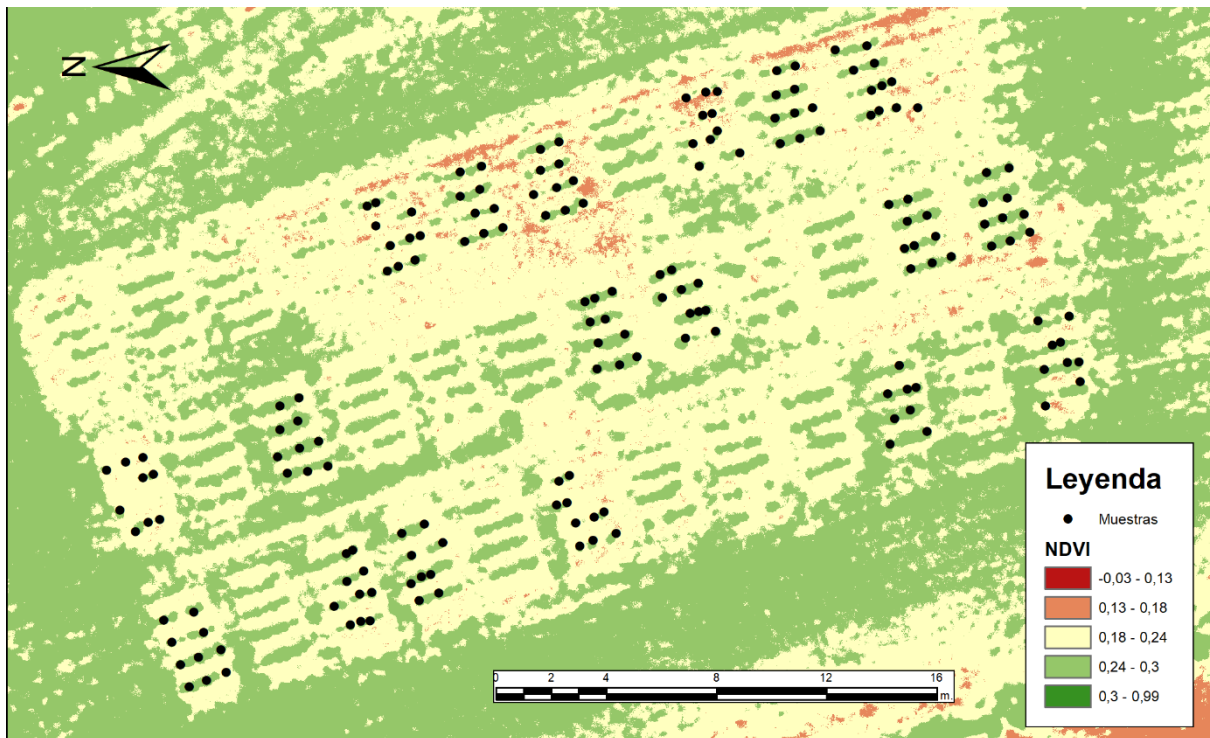


Fig. 21. Posición precisa de cada planta muestreada

4.1.2 Diferenciación entre pretratamientos de desinfección de semillas.

En la tabla 7 se puede observar un resumen de los resultados para cada índice de vegetación para los pretratamientos de desinfección de semilla con el espectrorradiómetro. En ella es posible comparar el comportamiento de los diferentes pretratamientos respecto al testigo (T5).

La exposición del grano a ambiente durante 45 minutos fue el mejor pretratamiento, con un valor de NDVI promedio de 0.84, pero no presentó diferencias significativas respecto a otros tratamientos excepto con la desinfección en horno solar durante 45 minutos, que presentó el valor de NDVI más bajo. En cuanto al TNDVI el comportamiento fue similar al NDVI, con un valor de 1.16 para el T4.

Tabla 7. Resultados del test de Fisher para el espectrorradiómetro

Tratamiento	Descripción	NDVI	TNDVI	Índices de vegetación	
				A	Rango
T2	45 min_horno	0.78	1.13	A	
T3	30 min_amb	0.81	1.15		B
T1	30 min_horno	0.82	1.15		B
T5	Control	0.82	1.15		B
T6	Vitavax	0.83	1.15		B
T4	45 min_amb	0.84	1.16		C

Por otro lado, la tabla 8, muestra el mismo resumen, pero para los datos obtenidos del UAV (NDVI<sub>U</sub>) y los obtenidos con el espectrorradiómetro (NDVI<sub>E</sub>) para el índice NDVI, de forma comparativa y ambos calculados para la misma longitud de onda.

Tabla 8. Resultados del test de Fisher para UAV vs espectrorradiómetro

Tratamiento	Descripción	NDVI <sub>U</sub>	NDVI <sub>E</sub>	Índices de vegetación		
				A	B	C
T2	45 min_horno	0.22	0.79	A		
T5	Control	0.24	0.83		B	C
T4	45 min_amb	0.25	0.84			C

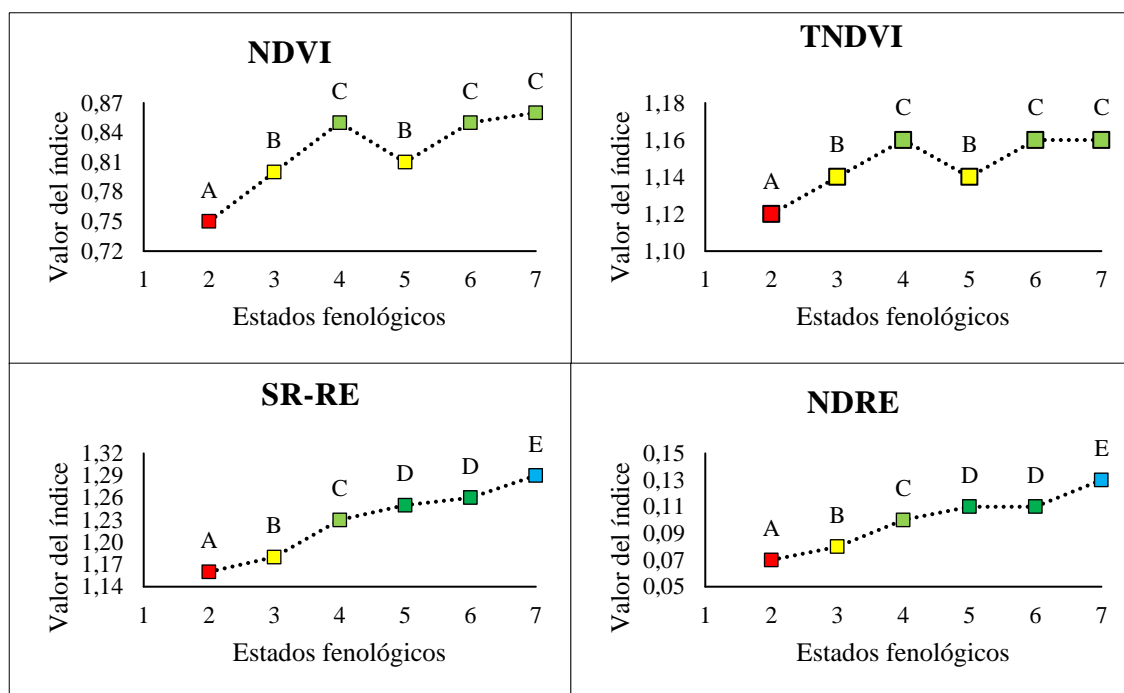
Ambos índices mostraron valores altos para el T4, es decir, para aquellas semillas desinfectadas al ambiente durante 45 minutos, pero sin diferencias estadísticamente significativas respecto a las demás. En cambio, el tratamiento T2 si generó una diferencia significativa, pero en sentido negativo.

Tras los dos análisis realizados se puede evidenciar que a pesar de que no tiene diferencia significativa, la desinfección al ambiente durante 45 minutos es el mejor método y tanto el de la cámara montada en el UAV como espectrorradiómetro fueron capaces de detectarlo. Por otro lado, el uso de un horno solar para desinfectar la semilla, durante 45 minutos, se perfiló como un método contraproducente para el desarrollo de la planta, mostrando diferencias significativas con los demás métodos, para las dos técnicas de toma y análisis de datos realizadas.

Se pudo evidenciar que ambos métodos fueron capaces de distinguir anomalías o desarrollos diferenciados en las plantas de lupino, lo que puede permitir replicar este experimento en extensiones mayores en las que se hayan aplicado estos métodos de desinfección.

#### 4.1.3 Diferenciación entre estados fenológicos

Los resultados del análisis de varianza y el test de Fisher para diferenciar estados fenológicos, aparecen en la figura 10. Los estados fenológicos que se indican en el eje de las abscisas son el cotiledonar (2), desarrollo vegetativo (3 y 4), floración (5), reproductivo (6) y envainamiento (7).



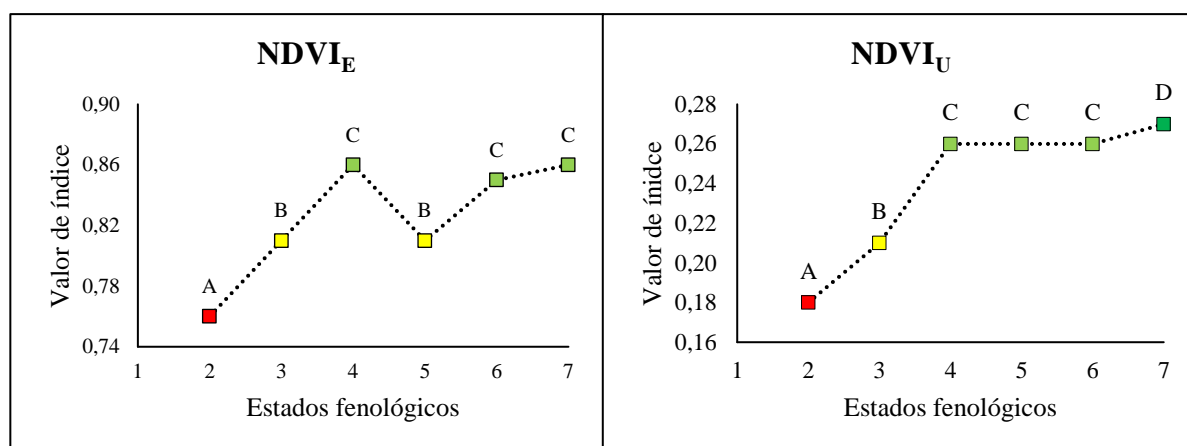
**Fig. 22.** Valores de índice de vegetación en cada estado fenológico

En la Figura 22 se puede observar que los índices de vegetación basados en la banda del Infrarrojo Cercano (NDVI y TNDVI), tuvieron un incremento lógico a medida que pasan los estados fenológicos del cultivo, excepto en la etapa de floración (5) que sufre un decrecimiento. Esto es consistente con los hallazgos de Falconí et al. (2015), que indican que para el estado fenológico de floración en el genotipo analizado la aparición de patógenos como la antracnosis es más probable y genera efectos a nivel foliar.

De acuerdo con el estudio de Reyes et al. (2000), es evidente que el contenido de clorofila incrementa con el crecimiento de la planta, lo que es consistente con los resultados de los índices SRRE y NDRE. Los índices basados en la banda del borde de rojo fueron más eficientes para diferenciar entre estados fenológicos, excepto entre las etapas de floración y reproductivo. Sin embargo, los índices basados en el Infrarrojo Cercano, fueron más eficientes para detectar el estrés de la planta generado por patógenos en el estado de floración.

Tras la aplicación de un tratamiento agronómico consistente en 1 ml/l de biol y fertilización 10-30-10 de acuerdo al estudio de Falconi et al. (2015), el cultivo se recuperó y mostró un incremento en los índices de vegetación a partir de la etapa de floración hasta el final del desarrollo. Esto es consistente con el estudio de Lin et al. (2014) que detectaron fuertes relaciones entre el desarrollo del cultivo y el NDVI. Esta caracterización es fundamental para detectar anomalías en el futuro. En este caso, la presencia de la enfermedad fue marcada por una decoloración foliar detectada por índices basados en infrarrojo cercano en la etapa de floración.

Finalmente, en la figura 23 se muestra el mismo análisis, pero para el índice de NDVI tomado con el UAV y el tomado con el espectrorradiómetro.



**Fig. 23.** Valor de índice para el NDVI del espectrorradiómetro (NDVIE) y del UAV (NDVIU).

Como se puede observar en la figura 23, el NDVI<sub>U</sub> no fue capaz de distinguir el decrecimiento del valor en la etapa de floración, pero podría ser útil para diferenciar estados fenológicos iniciales de la planta. Estos problemas para poder identificar la patología pueden ser debidos a problemas de calibración radiométrica de las imágenes, al igual que sucedió en el estudio de Viera-Torres et al. (2020), o al uso de una lente RGB-modificada en vez de una cámara con infrarrojo cercano puro.

A pesar del número escaso de este tipo de estudios en Ecuador, algunos similares fueron realizados en otras regiones, como en Australia (Metternicht, 2003). En este estudio el objetivo fue revisar indicadores de estrés para los cultivos de lupino. Por otro lado, Schulze-Brüninghoff et al. (2021) fue capaz de estimar la biomasa de planta de lupino mediante la fusión de productos obtenidos de varios sensores en la zona central de Alemania. El objetivo de cada estudio es diferente, y en comparación con este, los otros fueron diseñados para resolver otro tipo de problema. En este contexto, el presente estudio se focalizó en intentar determinar si es factible detectar o caracterizar los diferentes estados fenológicos y los pretratamientos de desinfección de semilla con drones y cámaras multispectrales de bajo costo y espectrorradiómetro.

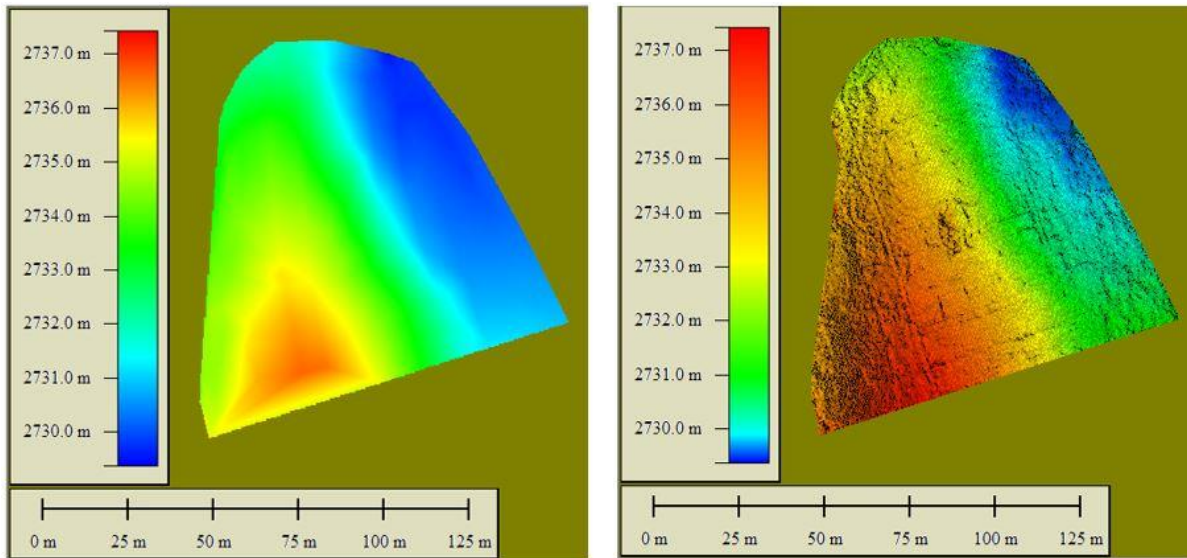
## 4.2 Artículo 2

**Título:** Estimación de biomasa en parcelas de pasto a partir de mediciones fotogramétricas multitemporales tomadas desde UAVs (International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation)

### 4.2.1 Comparación de modelos digitales

Con el fin de obtener los valores de diferencia entre el MDT y el MDC, se realizó una comparación píxel a píxel. Cada píxel del raster de diferencias tiene un valor diferente, a partir de los cuales se calcula el volumen entre MDT y MDC.

Finalmente, los modelos se extraen parcela por parcela y se realiza la diferencia entre los píxeles de ambas. En la figura 24 se puede visualizar la diferencia entre el MDE, que tiene una textura suave y el MDC que tiene una textura rugosa.



**Fig. 24.** A la izquierda le modelo digital de elevaciones y a la derecha el modelo digital del cultivo.

#### 4.2.2 Factor de densidad y biomasa por parcela

Para estimar la biomasa a partir del volumen generado entre superficies con la ayuda de un UAV, se usaron las muestras aleatorias para cada parcela tomadas como se explica en la metodología. Seguidamente, para obtener la biomasa seca que se produjo en cada parcela, se utilizaron los factores de densidad calculados.

Se obtuvo que el ryegrass perenne, ryegrass anual y el kikuyo, generaron una biomasa seca total de 1471 kg/Ha, 2121 kg/Ha y 1666 kg/Ha respectivamente, y sus homónimas, pero con fertilización 1483 kg/Ha, 2632 kg/Ha y 1244 kg/Ha. Los parámetros promedios en la producción de biomasa se muestran en la Tabla 9.

**Tabla 9.** Resumen de los promedios de la producción de biomasa

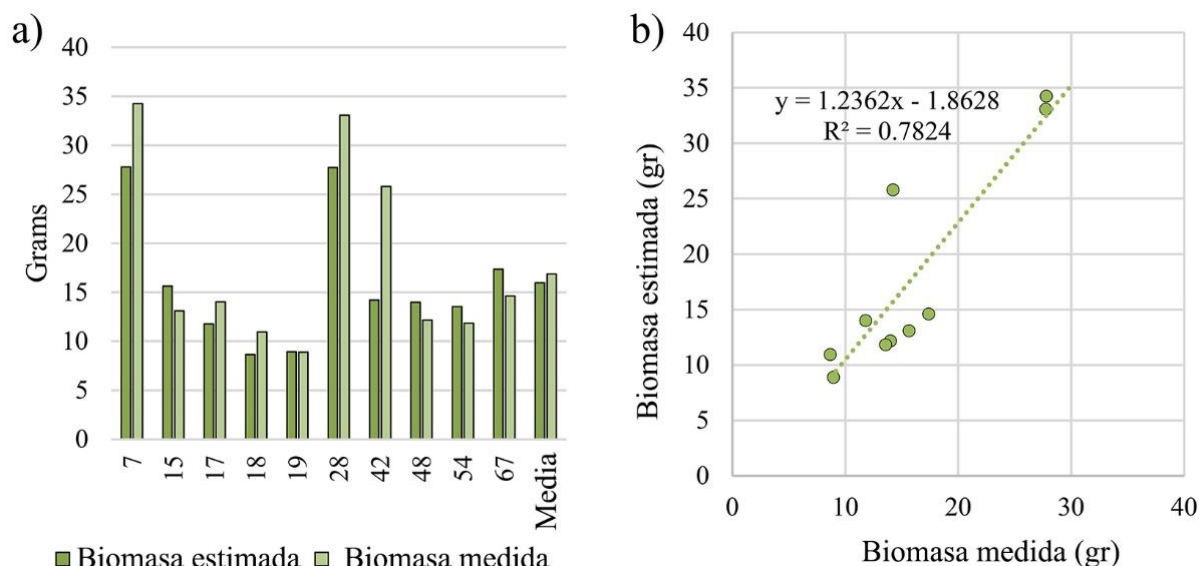
Tipo de cultivo	Fertilización	N° de parcelas	Volumen promedio (m <sup>3</sup> )/parcela	FD promedio (g/m <sup>3</sup> )	Biomasa promedio (kg)/parcela	Biomasa promedio (kg/ha)
Ryegrass perenne	Sí	11	41.75	328.94	11.30	1483
Ryegrass perenne	No	12	44.09	284.78	11.45	1471
Ryegrass anual	Sí	13	48.46	488.66	20.41	2632
Ryegrass anual	No	11	45.91	376.13	16.25	2121
Kikuyo	Sí	2	43.71	225.70	9.53	1244
Kikuyo	No	5	37.7	315.70	11.58	1666

El factor de densidad se utilizó para estimar la biomasa de las parcelas, de forma similar a los propuestos por Gil-Docampo et al. (2020) en cultivos de diferentes cereales. El R<sup>2</sup> que se obtuvo y se mencionará en el apartado de validación, fue similar al obtenido en otros estudios que aplican metodologías ligeramente diferentes como el de Batistoti et al. (2019) y Grüner et al. (2019).

## 4.2.3 Validación

Finalmente, para validar todos los productos obtenidos se comenzó con la comprobación de diferencias entre el MDE y el MDC, para esto se tomaron un total de 30 puntos en zonas de suelo desnudo, que deberían mostrar la misma altitud sobre el nivel del mar entre los dos modelos. Estos puntos se correspondieron a los pasillos entre los cultivos. El análisis de las diferencias entre las alturas generadas de los dos modelos arrojó un error medio cuadrático en el acople entre modelos menor en todos los casos a 6cm., lo que confirma la precisión altimétrica alcanzada en los levantamientos con UAV. Este nivel de precisión es necesario para el análisis de cultivos de pequeño tamaño como el pasto. Como evidencia del alto grado de precisión encontrado, se puede citar el trabajo de Gil-Docampo et al. (2020), en el que se obtiene una precisión en el posicionamiento vertical que rondaba los 23 cm. entre modelos para alturas de vuelo de entre 160 y 120 m. pero para alturas similares al del presente estudio, se alcanzaron precisiones en torno a 5-9 cm.

Con la metodología propuesta para la validación en la estimación de la biomasa se obtuvo un  $R^2$  de 0.78 entre valores estimados y valores medidos en 10 muestras. Los resultados de esta correlación positiva alta se pueden visualizar en la figura 25.



**Fig. 25.** Comparación entre la biomasa estimada y la biomasa medida a) Diagrama de barras comparativo b) Correlación lineal entre biomasa medida y estimada.

A pesar de generar un mayor error en el acople entre MDE y MDC, en el estudio de Gil-Docampo et al. (2020), se pudo encontrar un mejor valor de correlación en la validación entre valores estimados y valores reales, obteniendo una cifra de  $R^2$  de 0.88.

Por otro lado, un peor resultado en la correlación puede estar asociado con el tamaño del cultivo, ya que en tamaños pequeños de cultivos el error puede suponer porcentualmente una estimación mucho peor. En cambio, en un cultivo más grande puede aparecer el fenómeno de aplastamiento por el viento o la humedad mencionado por Bendig et al. (2014). El número de muestras tomadas para validación rondaban el 20% del total de muestras, algo similar a los implementado por Bendig et al. (2014), que usó el 30%.

Se puede observar en la literatura que por ejemplo Bendig et al. (2014) alcanza correlaciones de 0.92 para cebada, mientras que Ballesteros et al (2018) obtiene una correlación de 0.76 para cultivos de cebolla. Estos estudios utilizaron un tamaño de píxel o GSD en sus modelos de 0.009 m y 0.010 m. respectivamente, mientras que, en el presente estudio, con un GSD de 0.03m. fue suficiente para obtener una buena correlación. Las implicaciones de esto van desde la cantidad de cultivo que se podría medir por vuelo, el tiempo que se utiliza, la altura de vuelo que se selecciona y el tipo de sensor o cámara que se emplea.

Por otro lado, se trató de identificar si hubo una diferencia significativa en la producción de biomasa entre especies o fertilizaciones, resultados que se evidencian en la tabla 10. Cabe mencionar que se realizaron pruebas de normalidad y homocedasticidad a los datos para determinar si era factible la aplicación del método paramétrico ANOVA. Se puede ver que el p-valor fue inferior a 0.05, por tanto, existe alguna diferencia significativa entre tratamientos o variedades. Para distinguir dónde están esas diferencias, se utilizó el test LSD de Fisher, que arrojó las clases diferenciadas.

*Tabla 10. ANOVA y test de Fisher de la biomasa generada por hectárea*

Variable	N	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> c	C.V.		
Biomasa	54	0.44	15.962	31.51		
Origen de varianza	Suma cuadrática	Grados de libertad	Promedio de los cuadrados	F	p-valor	Valor crítico
Modelo	802.22	5	18.20	7.68	<0.0001	0.05
Columna	802.22	5	67.81	7.68	<0.0001	0.05
Error	1002.39	48	20.88			
Total	1804.61	53				
Variedad	Promedio	N	e. e.	clase		
Kikuyo con fertilización	9.53	2	3.23	A		
Reygrass perenne sin fertilización	11.30	12	1.32	A		
Ryegrass perenne con fertilización	11.45	11	1.38	A		
Kikuyo sin fertilización	11.69	5	2.04	A		
Reygrass anual sin fertilización	16.25	11	1.38	A		
Reygrass anual con fertilización	20.42	13	1.27	B		

Como se puede evidenciar en la tabla 10, la fertilización mejoró el desarrollo de los cultivos de ryegrass anual y perenne, que mostraron un incremento en promedio en su biomasa estimada de 16.25 a 20.42 y de 11.30 a 11.45 kg·Ha<sup>-1</sup> respectivamente, comparado con las parcelas sin fertilizar. El test de Fisher permitió dilucidar que la biomasa del ryegrass anual con fertilización fue significativamente diferente al de las otras especies y de los otros tratamientos aplicados. Por tanto, se puede ver que este método permite caracterizar el ryegrass anual con fertilización, pero no las otras especies y tratamientos. Para el kikuyo, la fertilización produjo una disminución del 25.3% en la producción de biomasa. Algo similar a esto fue realizado por Bendig et al. (2014) que usó diferentes tratamientos de fertilización nitrogenada en cultivos y analizó mediante UAV si existían diferencias entre ellos a la hora de generar biomasa en cebada.

De acuerdo a las observaciones realizadas, el ryegrass anual tuvo un mayor volumen y biomasa de cultivo. El esquema de fertilización 10-30-10 NPK resultó en un gran aporte al cultivo de ryegrass generando mejoras estadísticamente significativas en el desarrollo de la biomasa del cultivo. Sin embargo, para el kikuyo la fertilización generó un efecto negativo. Basándose en los resultados de la prueba estadística ANOVA y del test de Fisher se puede descartar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa de que existen diferencias significativas entre los tratamientos y las variedades utilizados. El tipo de suelo y el cultivo, la

estación del año en la que se siembre y los momentos de la fertilización pueden afectar a la correcta absorción y asimilación de los fertilizantes por parte de la planta.

Por tanto, los resultados muestran que el ryegrass anual alcanzó un correcto nivel de desarrollo, que fue incluso mejorado por la fertilización. El kikuyo mostró el peor desarrollo, generando tan solo 7 parcelas con crecimiento correcto, de las cuales solo 2 fueron fertilizadas. En este caso la fertilización jugó el papel contrario al deseado para el kikuyo. Este fenómeno debe ser considerado y estudiado en futuros trabajos para realizar recomendaciones específicas por especie. Una razón plausible para este comportamiento puede ser que el kikuyo es sembrado en cuadros ya germinados que se injertan en el terreno y los cultivos de ryegrass se esparcen a “boleo” en el terreno.

Es muy difícil establecer una comparación de los resultados de este estudio con otros que hayan realizado la estimación de biomasa aérea con UAV y cámaras RGB en ryegrass perenne de la zona Andina, pero existen algunos estudios en zonas con clima oceánico, como el de Borra-Serrano et al. (2019) en Bélgica, que obtuvo un  $R^2$  de 0.67 con el mejor estimador de la altura del cultivo de ryegrass perenne, y el de Lussem et al. (2020) en Alemania, que obtuvo un  $R^2$  de 0.65 entre las estimaciones de biomasa predichas y observadas. En ambos casos, sus resultados obtuvieron correlaciones inferiores a las de este estudio, lo que demuestra la potencialidad de la metodología propuesta.

#### 4.3 Artículo 3

**Título:** Generación de la línea base en la detección temprana de la pudrición de cogollo y anillo rojo en palma africana mediante tecnologías geoespaciales (Remote sensing).

##### 4.3.1 Fase A

En la primera fase de esta parte del estudio, se generaron 4 ortomosaicos a diferentes fechas con el objetivo de obtener la línea base o diagnóstico inicial de un cultivo de palma sin presencia de las enfermedades. Para lograr diferenciar la planta del suelo se utilizó el índice DVI ya explicado en la introducción y el índice de vegetación triangular modificado (MTVI), en las plantaciones que se encontraban en el estado fenológico 305 (INIAP, CIRAD y ASD). Para las zonas con plantaciones de especies en estado fenológico 301 se utilizó el índice NDVI para el material Taisha y el índice de área quemada (BAI) para los materiales Amazon y Unipalma. El conteo automático de plantas (Figura 26) permitió analizar cada planta de cada lote por especie con la finalidad de generar estadísticas zonales y obtener el diagnóstico inicial de las palmas sanas.



**Fig. 26.** *Detección automática de palmas y aspecto de una palma con 2 años de desarrollo.*

Con base en las estadísticas zonales, se pudieron concretar los valores característicos de cada índice para cada especie (Tabla 11). A partir de esto, se pudo observar que los índices de vegetación calculados a partir del verde y el infrarrojo pueden verse afectados por la neblina, las condiciones meteorológicas y la intensidad solar al momento de la observación. Es por ello que, en esta parte del estudio, se definieron 2 condiciones diferentes, las correspondientes a las mediciones hechas el día 30 de mayo de 2019 con una iluminación alta y poca nubosidad y las del día 18 de abril de 2019, con menos luminosidad y mayor nubosidad.

**Tabla 11.** *Línea base por especie y sensor. Valores de los índices de vegetación para la línea base de plantas de palma africana sin afectación.*

SENSORES	RG NIR		RGB		BGNIR	
	NDVI	VARI	GNDVI	GVI	GNDVI	GVI
INIAP (1081 muestras)	0.74 ± 0.01	0.18 ± 0.01	0.48 ± 0.01	2.90 ± 0.02	0.67 ± 0.01	5.21 ± 0.02
CIRAD (541 muestras)	0.77 ± 0.01	0.17 ± 0.01	-	-	-	-
ASD (468 muestras)	0.77 ± 0.01	0.17 ± 0.01	-	-	-	-
TAISHA (238 muestras)	0.72 ± 0.01	0.18 ± 0.01	0.61 ± 0.01	4.13 ± 0.02	-	-
UNIPALMA (421 muestras)	0.69 ± 0.01	0.18 ± 0.01	0.59 ± 0.01	3.88 ± 0.02	-	-
AMAZON (256 muestras)	0.68 ± 0.01	0.16 ± 0.01	0.60 ± 0.01	4.02 ± 0.02	0.38 ± 0.01	2.35 ± 0.06
CIRAD (Cond.1)	-	-	0.63 ± 0.01	4.44 ± 0.02	0.54 ± 0.01	3.62 ± 0.07
CIRAD (Cond.2)	-	-	0.51 ± 0.01	3.13 ± 0.02	0.68 ± 0.01	5.40 ± 0.04
ASD (Cond.1)	-	-	0.62 ± 0.01	4.30 ± 0.02	0.44 ± 0.01	2.74 ± 0.04
ASD Cond.2)	-	-	0.48 ± 0.01	2.96 ± 0.06	0.68 ± 0.01	5.45 ± 0.04
TAISHA (Cond.1)	-	-	-	-	0.39 ± 0.01	2.33 ± 0.05
TAISHA (Cond.2)	-	-	-	-	0.65 ± 0.01	4.86 ± 0.04
UNIPALMA (Cond.1)	-	-	-	-	0.33 ± 0.01	2.07 ± 0.04
UNIPALMA (Cond.2)	-	-	-	-	0.63 ± 0.01	4.53 ± 0.09

De esta forma se pudieron determinar valores de línea base para palmas sin afectación para cada índice, especie y en algunos casos para 2 condiciones diferentes. En el caso del índice NDVI para todos los materiales presentes en el lote CIPAL tuvo variaciones entre 0.77 y 0.68, de los que los valores más bajos se corresponden con los cultivos en estado fenológico 301. Para el índice GNDVI, se generaron 2 líneas base, en función de las condiciones meteorológicas del día del vuelo, debido a que cuando se agrupó la información esta no seguía nunca una distribución normal. Este comportamiento se mantiene para el índice GVI. Por esto, las especies CIRAD y ASD tienen 2 líneas base.

Por otro lado, con el sensor BGNIR, se obtuvieron 2 líneas base de acuerdo a las condiciones con los índices GNDVI y GVI. De la misma forma que sucedía con el sensor RG NIR, no se pudo encontrar una distribución normal en los datos a la hora de agruparlos, excepto para el material INIAP. Al emplear el índice VARI, se encontraron resultados similares en ambos monitoreos.

Una vez obtenidos los valores, se realizó el análisis de varianza entre especies, obteniendo que para el estado fenológico 305, a un nivel de confianza del 95%, existe significancia estadística. Esto evidencia que los sensores fueron capaces de diferenciar entre las especies INIAP, CIRAD y ASD. Cabe recalcar que este análisis se hizo con todos los índices, obteniendo idéntico resultado. Por tanto, se aceptó la hipótesis alternativa en todos los casos, lo que significa que existen diferencias significativas entre las variedades. Esta tendencia se repite en los dos vuelos realizados para esta fase A. Seguidamente, se realizó el test LSD de Fisher y el de Bonferroni a cada índice de vegetación calculado. Este análisis arrojó diferencias

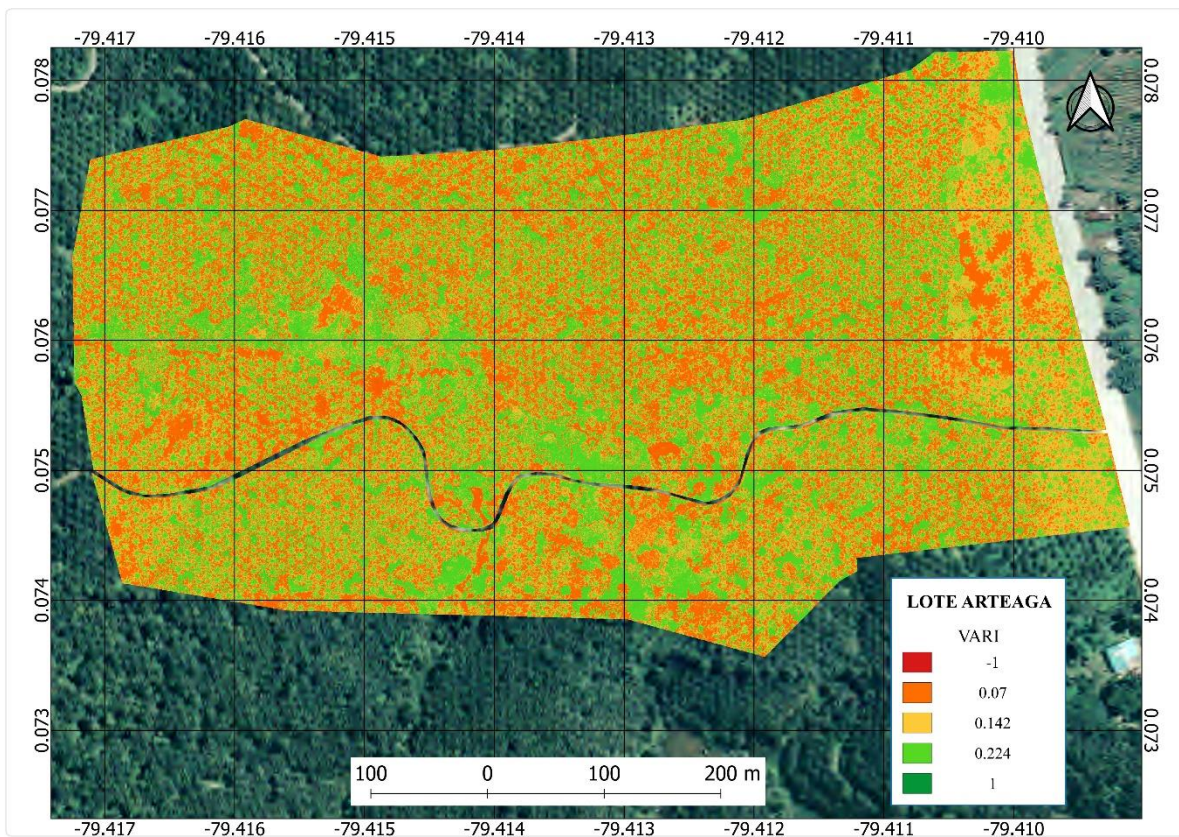
significativas entre las variedades de INIAP, CIRAD y ASD, solo para el sensor RGNIR y en los 2 monitoreos. Esto significa que todos los índices calculados a partir de las imágenes obtenidas con el sensor RGNIR son capaces de detectar de forma más rigurosa las diferencias entre especies en el estado fenológico 305. Por otro lado, los índices del sensor BGNIR permitió diferenciar entre las variedades ecuatorianas (INIAP, CIRAD, UNIPALMA, TAISHA) y las costarricenses (ASD y Amazon). En este sentido, es más factible emplear los índices de vegetación propuestos con la cámara MAPIR RGNIR para diferenciar especies de palma en el estado fenológico 305.

De la misma forma se realizó este análisis para las palmas en estado fenológico 301, correspondiente a un desarrollo de aproximadamente 2 años de las especies híbridas Taisha, Unipalma y Amazon. En el caso del sensor RGNIR, de nuevo se pudieron evidenciar diferencias significativas entre las 3 especies consideradas. En el caso del sensor BGNIR, se pudieron evidenciar diferencias significativas entre las especies de UNIPALMA contra las de Taisha y Amazon, pero no entre estas dos últimas, por tanto, se evidencia de nuevo que este sensor cuenta con mayores limitaciones.

Al igual que en otros estudios como los de Yuan et al. (2014), se utilizaron métodos de discriminación avanzados basados en estadística con el objetivo de obtener diferencias significativas entre categorías. Se puede observar que existen diferencias significativas entre especies para los dos sensores, pero que uno de ellos, el RGNIR, obtiene resultados más nítidos que el otro. Con la ayuda del test LSD de Fisher y el ajuste de Bonferroni, se pudo diferenciar clases dentro de las variedades de palma, lo que puede servir de gran apoyo al palmicultor a la hora de distinguir posibles estafas a la hora de adquirir un determinado material en el mercado local. Por tanto, se pudo encontrar en esta Fase A que el sensor BGNIR es capaz de diferenciar el material INIAP de otros con la ayuda del índice VARI y que el sensor RGNIR puede distinguir entre todas las variedades incluidas en el presente estudio.

#### 4.3.2 Fase B

Para esta segunda fase, se llevaron a cabo una serie de vuelos de UAV en la zona con cultivos de palma afectados por las antes mencionadas patologías, que resultaron en 2 ortomosaicos (RGB y BGNIR), por cada fecha de toma de datos. Estos ortomosaicos sirvieron como insumo para el análisis de las afectaciones de pudrición de cogollo y de anillo rojo en el lote. Además, los índices VARI, GNDVI y GVI fueron generados durante 3 monitoreos (Figura 27). En las 3 etapas de medición se pudo evidenciar que el rango que ocuparon los índices de vegetación no era el mismo. A pesar de la corrección atmosférica realizada, los índices GVI y GNDVI siguen afectados por otras condiciones como la humedad del suelo o las condiciones ambientales de ese momento, mientras que el índice VARI, al ser un índice que reduce los efectos de la atmósfera, obtuvo una respuesta espectral más coherente con el comportamiento de la enfermedad. El comportamiento de los índices en general no se mantuvo constante, pero se pudo observar que la tendencia de los valores mínimos de los índices que representaban plantas enfermas se mantenía descendente, pudiendo evidenciarse claramente en zonas de mayor densidad de plantas enfermas.



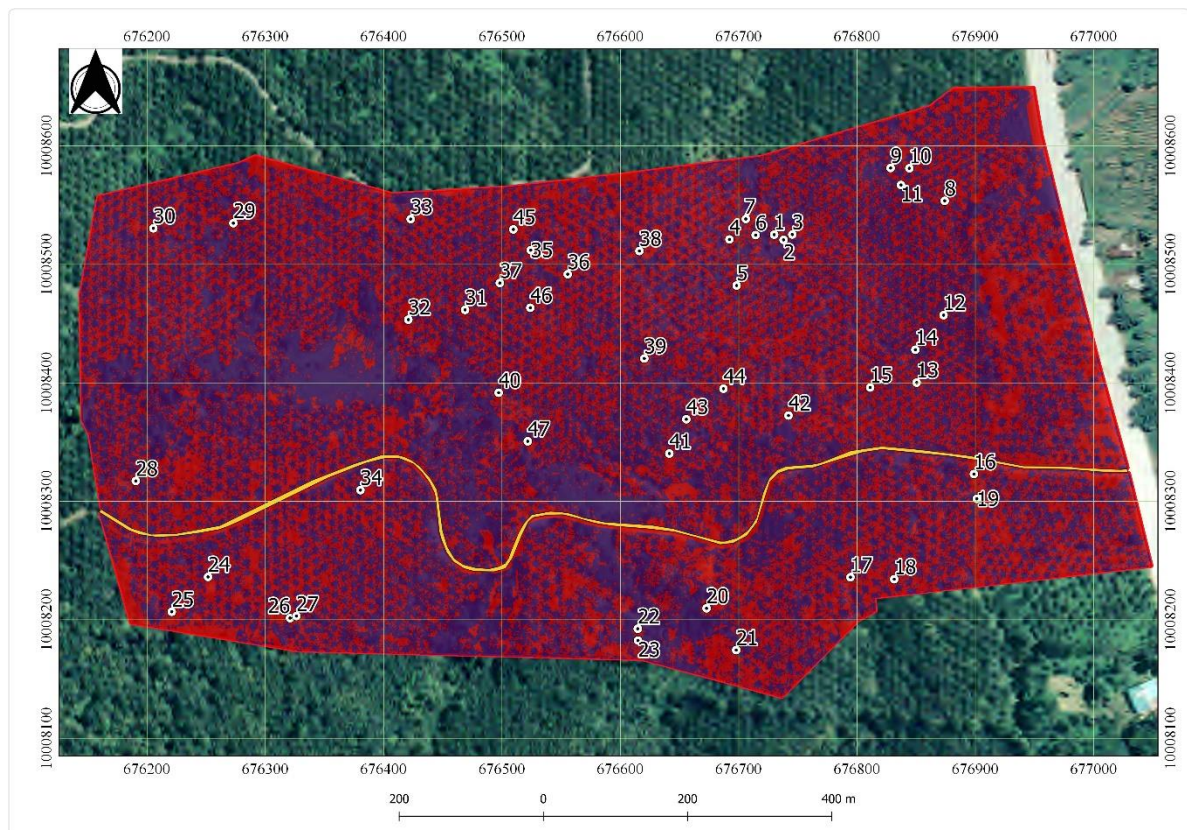
**Fig. 27.** Ejemplo de índice VARI sobre el Lote Arteaga

### 4.3.3 Detección de enfermedades y control

Las plantas que se detectaron en campo con alguna afectación aparecen resumidas en la tabla 12 y la Figura 28. Se puede comprobar que los puntos verificados en campo coinciden con palmas que tienen un índice de vegetación bajo.

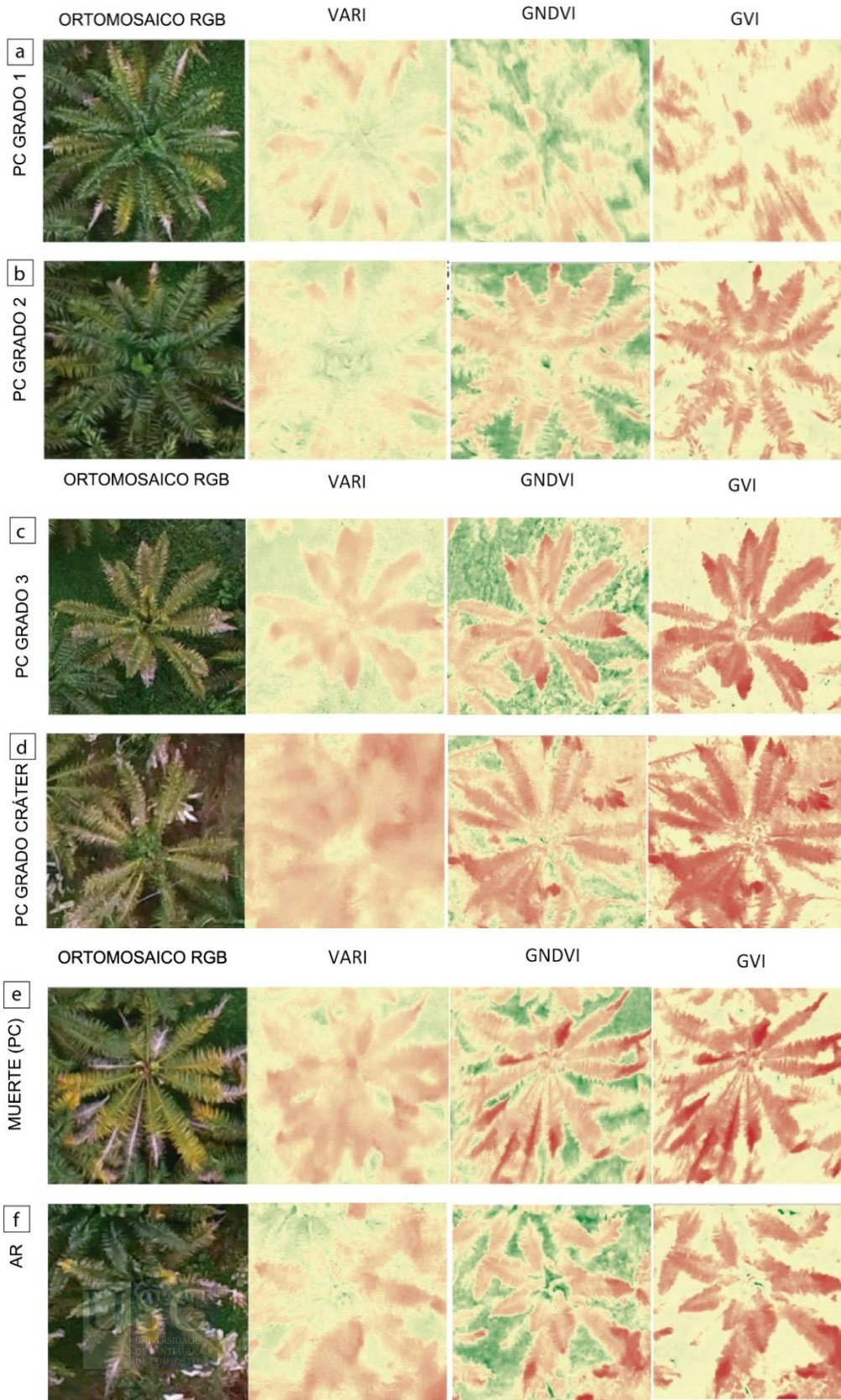
**Tabla 12.** Validación en campo de las afectaciones a la palma.

PUNTO	CASO	PUNTO	CASO
1	AR	12	PC
2	PC GRADO 3	13	PC
3	PC GRADO 2	14	ANOMALÍA
4	AR INICIAL	15	PROBLEMA BORO
5	POSIBLE PC	16	PC
6	MUERTA (PC)	17	AR
7	PC GRADO 1	18	PC
8	MUERTA (PC)	19	AR
9	PC	20	PC GRADO 3
10	PC	21	PC
11	MUERTA (PC)		



**Fig. 28.** *Puntos de muestreo en campo.*

Los puntos que se rastrearon en campo permitieron determinar que, efectivamente, los focos de afectación de las enfermedades de PC y AR tienen valores bajos con relación al rango manejado dentro de cada índice de vegetación para palma africana sana, lo que revela afectaciones en el vigor de las plantas. Seguidamente se detalla el contraste entre los grados de afectación de las enfermedades en la palma a través de los ortomosaicos generados con imágenes RGB. Principalmente, se considera el desarrollo de la pudrición de cogollo, que como se puede visualizar en la figura 29 a-f, es factible de diferenciar en sus diferentes grados.



**Fig. 29.** Aspecto de los índices de vegetación según el grado de afectación a) Pudrición de Cogollo Grado 1 b) Pudrición de Cogollo grado 2 c) Pudrición de Cogollo grado 3 d) Pudrición de Cogollo Grado Cráter e) Muerte por Pudrición de Cogollo f) Anillo rojo

A partir de la línea base generada, se corroboró lo antes mencionado, ya que, para el índice VARI, la línea base de palmas sin afectación tiene un valor promedio de 0.183, y este valor disminuye a medida que progresa la enfermedad en sus diferentes grados. Se calculó el promedio de los valores de todos los píxeles de cada palma, para cada índice. Por ejemplo, para la PC de grado 1 existe un valor 0.15 (Figura 29a), de 0.1 para la PC de grado 2 (Figura 29b), 0.07 para el grado 3 (figura 29c), 0.03 para el grado cráter (figura 29d) y de 0.05 para una planta muerta por PC (Figura 29e). Esta tendencia se corrobora con los otros índices, por ejemplo, con el GNDVI la línea base marcó un valor de 0.667, para grado 1 de 0.48 (Figura 29a), para grado 2 de 0.45 (Figura 29b), para grado 3, 0.42 (Figura 29c) para grado cráter 0.33 (Figura 29d) y para palma muerta por PC, 0.40. Finalmente, con el GVI, la línea base marcó un valor de 5.124, en grado 1 2.8 (Figura 29a), en grado 2 2.5 (Figura 29b) en grado 3 2 (Figura 29c), en grado cráter 1.8 (Figura 29d) y palma muerta por PC 2.1 (Figura 29e)

Es reseñable que en los casos de pudrición de cogollo en estado cráter, la respuesta espectral es inferior para todos los índices, comparado con el momento en el que la planta está ya muerta. Este problema se genera debido a la pudrición y la marchitez de las hojas y su consecuente secado, que hace que la biomasa decaiga y se generen malas hierbas que en lo alto del tronco de la planta muerta y de esa forma se ensucia la respuesta espectral que debería tener. Observando el comportamiento de las plantas con anillo rojo, se puede ver en todos los índices, que los valores son inferiores a los de la línea base de plantas sanas. En el caso del VARI, hay valores promedio que rondan el 0.18, con GNDVI 0.52 y con GVI 3.4 (Figura 29f).

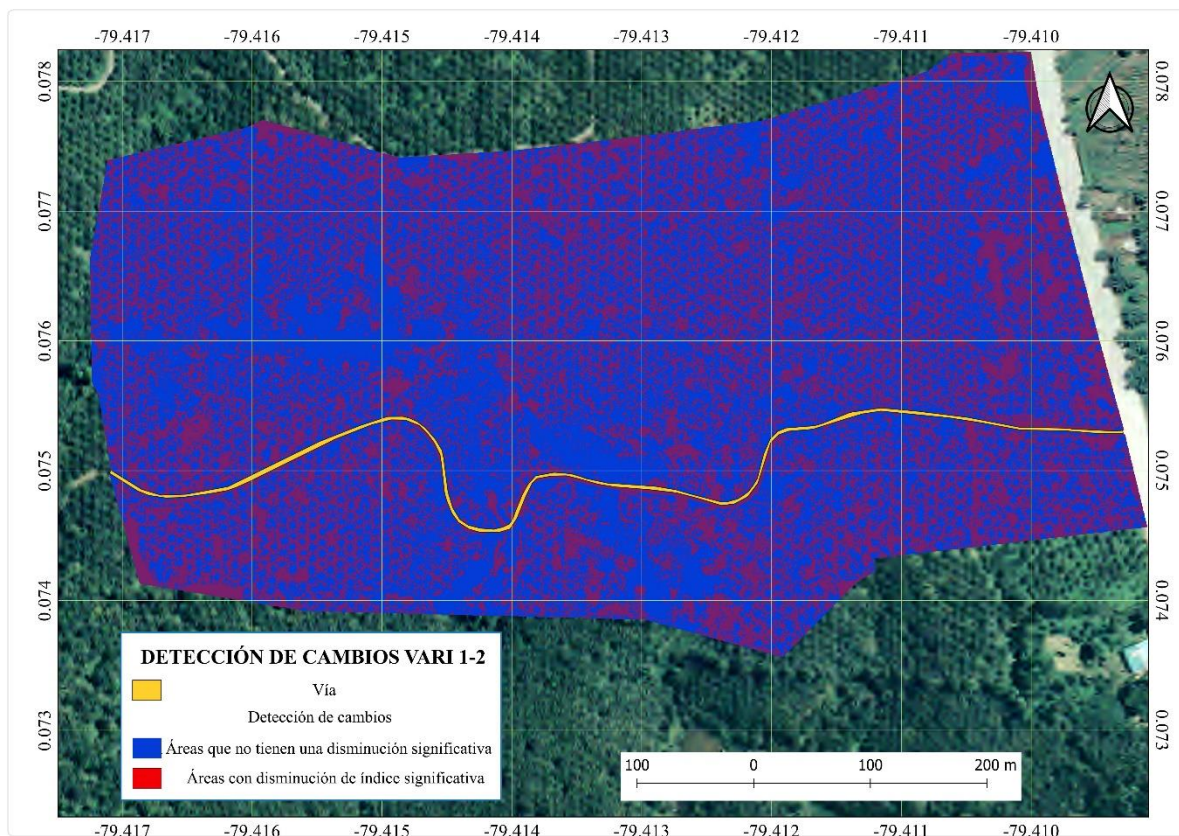
Los resultados obtenidos a la hora de detectar las patologías indicaron que los índices calculados a partir de los sensores RGB y BGNIR utilizados con las cámaras de modelo Zenmuse del UAV Matrice 100, tuvieron la habilidad de diferenciar entre los grados de severidad, coincidiendo con algunos estudios previos donde se demostró la habilidad de algunos sensores RGB e infrarrojos montados sobre UAV eran capaces de diferenciar los grados de severidad por afectación de ganoderma (Khosrokhani et al. 2018). Sin embargo, los análisis realizados en este estudio fueron realizados tan solo a nivel de dosel, sin tener en cuenta ningún estudio de los efectos de los suelos del área de estudio. Por lo tanto, es posible detectar la enfermedad y sus efectos a través de UAV con suficiente precisión y esto podría permitir desarrollar métodos efectivos de control y mitigación de problemas.

El presente estudio confirma la factibilidad del empleo de las bandas verde, roja e infrarroja (Everitt et al. 1999) a la hora de detectar enfermedades en plantas. Por otra parte, también se implementó el test LSD de Fisher para caracterizar las diferencias entre palmas vigorosas, afectadas con la enfermedad o que se encontraban muertas. De este modo fue posible demostrar que las bandas verde, roja e infrarroja tuvieron diferencias significativas entre todas las categorías que se tuvieron en cuenta. Finalmente se pudo verificar, al igual que en otros estudios (Izzuddin et al. 2015), que el uso de las bandas verdes, rojas e infrarrojas permite distinguir entre palmas sanas y palmas enfermas.

Los resultados obtenidos en este análisis se pueden corroborar en estudios ya realizados, en los que se evidencia que una planta infectada adulta sirve como foco de infección para un total de entre tres y cinco palmas vecinas. Aunque esto no se cumple en todos los casos, la mejor solución para evitarlo es eliminar con una quema cualquier planta con síntomas (Vega, 2016). Para la pudrición de cogollo, la distribución espacial de la enfermedad en cuanto a la severidad de sus síntomas puede variar considerablemente, incluso si existen palmas creciendo en una corta distancia, sin que se pueda establecer un patrón espacial específico (Torres et al. 2010). Con todo lo anterior se puede corroborar que es factible detectar palmas con afectación.

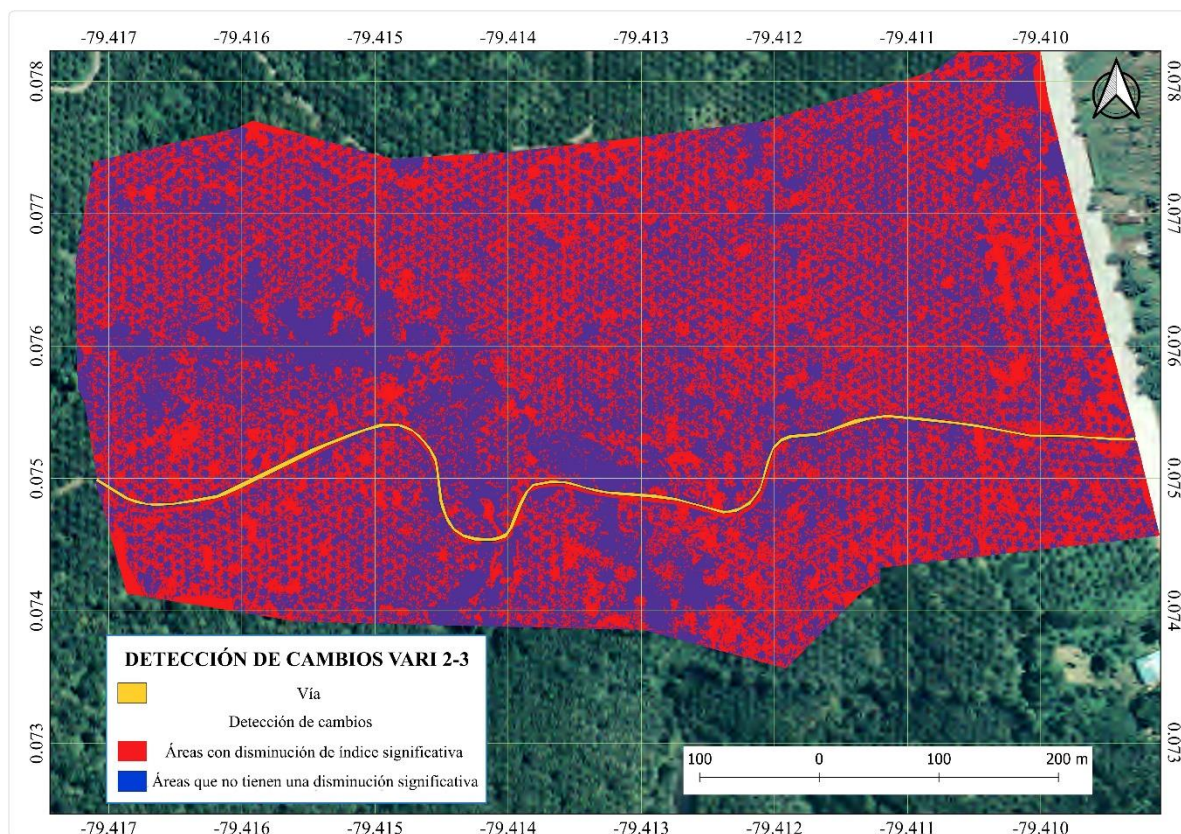
#### 4.3.4 Análisis multitemporal

Dentro del análisis multitemporal se generaron dos productos, el primero es la detección gráfica de cambios, para lograr esto entre el primero y el segundo monitoreo del predio infectado, se utilizó el índice de vegetación VARI. Como resultado se pueden observar graficadas en color rojo en la Figura 30, las palmas que presentaron una reducción en los valores del índice. Cabe mencionar que en el segundo monitoreo se pudo evidenciar un incremento en el valor del índice debido a las condiciones atmosféricas.



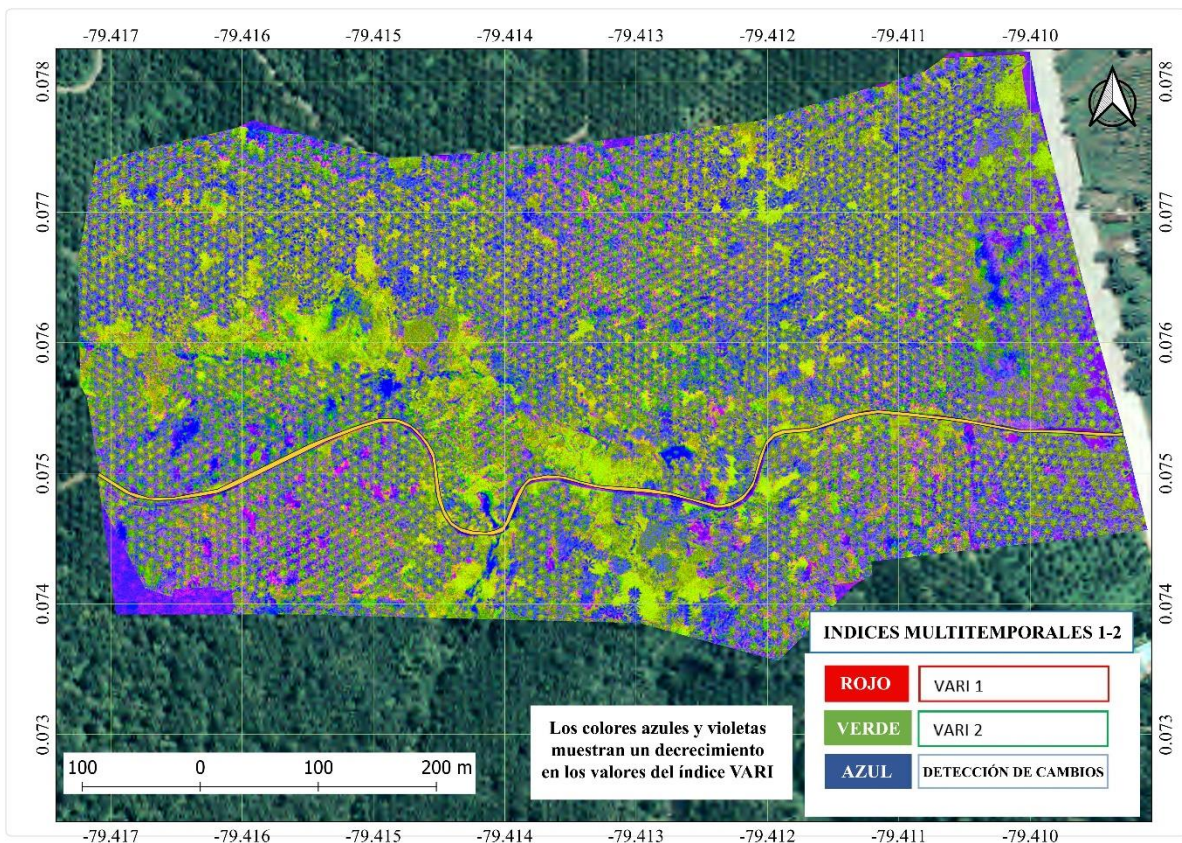
**Fig. 30.** Detección de cambios entre el vuelo 1 y el 2

Para la detección de cambios entre el segundo y tercer monitoreo también se utilizó el índice VARI. En este caso, se puede visualizar en la imagen que las áreas que disminuyen el valor del índice son mucho más numerosas que en el caso anterior (Figura 31). Este decrecimiento es consistente con el progreso de la afección presente en el lote. Los focos de palma infectada presentan una mayor coloración en rojo, por tanto, se puede observar que la distribución espacial de la pudrición de cogollo y del anillo rojo es totalmente aleatoria alrededor de estos.



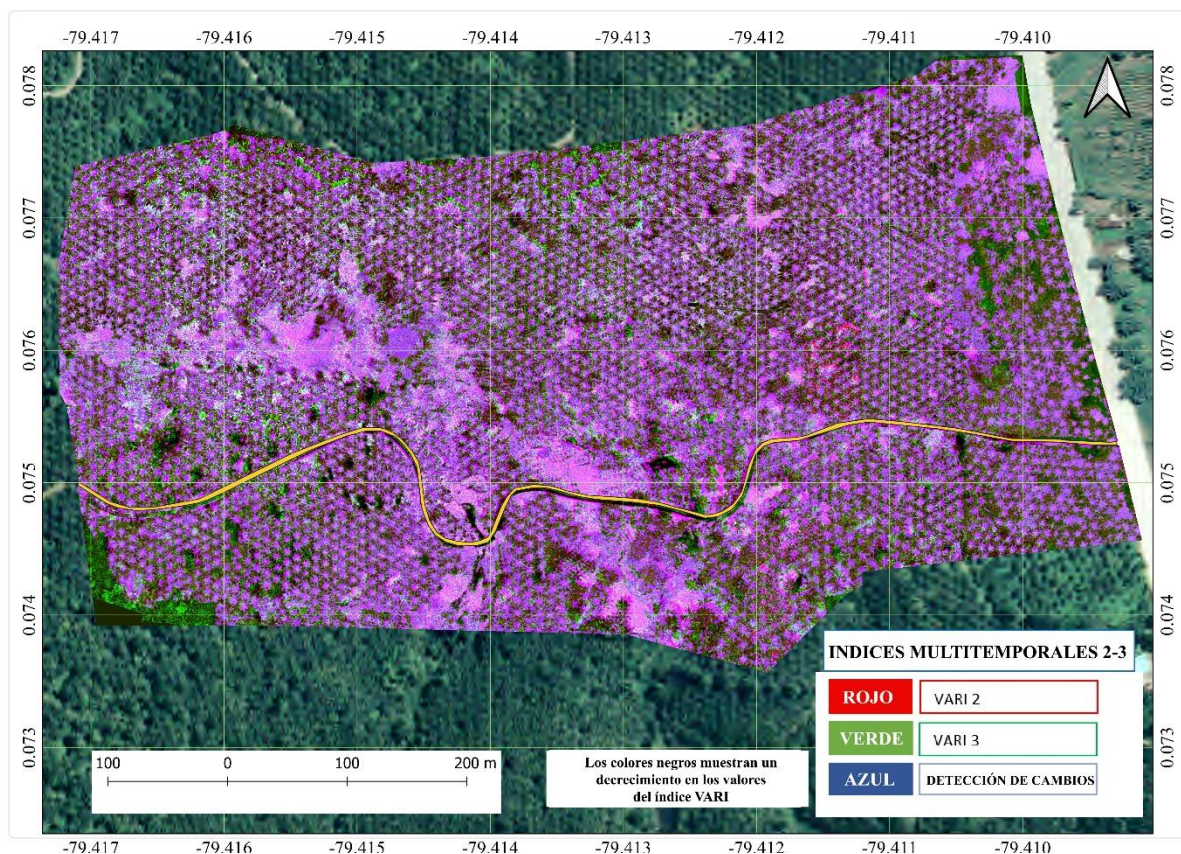
**Fig. 31.** Detección de cambios entre el vuelo 2 y 3.

El otro producto que se generó fueron los índices multispectrales. A partir de estos se pueden establecer comparativas entre épocas. Si se observa la imagen en la que se calculó el índice multitemporal entre los dos primeros monitoreos, las zonas con coloración entre azul y violeta, son lugares donde existe un decrecimiento en los valores de los índices, lo que coincide con el resultado obtenido y descrito en la detección de cambios (Figura 32).



**Fig. 32.** Índice multitemporal entre vuelo 1 y 2

Para la comparación entre el segundo y el tercer monitoreo con índices multitemporales, se encontró un resultado similar al que se obtuvo con la detección de cambios, de manera que se corrobora la tendencia de los datos a lo largo del tiempo. En la figura 33 se puede observar que las zonas de coloración oscura son las que presentan cambios más significativos en términos de decrecimiento del índice de vegetación.



**Fig. 33.** Índice multitemporal entre el vuelo 2 y el 3.

En este sentido, existen algunos estudios multitemporales que evalúan el estado sanitario de la palma africana ya desarrollados, pero la mayoría emplean imágenes de satélite y no UAVs, que permiten obtener mejores resoluciones espaciales (Tomita, 2019; Oon et al. 2019). En contraste con esto, existen diversos estudios multitemporales con UAV en zonas de bosque (Miyoshi et al. 2020) y en cultivos (Van Iersel et al. 2018). Por otro lado, en el presente estudio, se llevaron a cabo estudios multitemporales en cultivos de palma, con UAV, siendo algo innovador dentro del actual estado del arte.

#### 4.3.5 Validación

Con el objetivo de validar el análisis multitemporal, se tomaron un total de 47 muestras, que corresponden al número total de puntos de validación que se pudieron registrar en campo debido a las dificultades que la topografía genera para su acceso. Estos puntos medidos se corresponden a zonas en las que, según lo obtenido en los resultados anteriores, son puntos de un decrecimiento alto en el índice de vegetación. Con base en lo anterior, el índice VARI fue el considerado para generar los puntos de muestreo. Las coordenadas de las palmas revisadas fueron almacenadas en un GPS navegador de mano el día de la visita de campo para validación. Este trabajo fue realizado en agosto de 2019 y el resumen de los resultados se pueden observar en la tabla 13. Todos los puntos monitoreados presentaron una respuesta espectral inferior a la de la línea base de plantas sanas. De 47 puntos analizados, solo 2 mostraron otro tipo de afectación que necesitaba ser considerada aparte cuando se analizan los índices de vegetación. La deficiencia de boro detectada en un punto es una de las afecciones que puede generar confusión con la pudrición de cogollo, es por ello que siempre se debe realizar la visita de

campo con un experto en el sector palmero. Por tanto, se puede decir que con la metodología aplicada no se encontró ningún tipo de patrón espacial en la distribución de la enfermedad, más bien se puede observar que el avance de la enfermedad tiene una distribución totalmente aleatoria, perfilándose aun como un dilema ~~sin solución~~, debido al desconocimiento que todavía actualmente existe sobre el vector que genera la enfermedad de la pudrición de cogollo.

Con el índice VARI se pudo evidenciar que cuanto mayor es la afectación sobre la planta mayor es el decrecimiento del índice, esto para todos los monitoreos realizados, además del hecho de que la enfermedad de anillo rojo tiende a tener valor inferior que los grados de afectación por pudrición de cogollo dos y tres. Esta tendencia se confirma de cierta manera al aplicar el índice GNDVI. Los valores base para la pronta detección de un foco de pudrición de cogollo o de anillo rojo en sus diferentes grados de afectación aparecen ilustrados en la tabla 14. Cabe mencionar que estos valores se muestran para cada uno de los índices generados.

*Tabla 13. Resumen estadístico de las muestras de validación.*

	VARI1	VARI2	VARI3	GNDVI1	GNDVI2	GNDVI3	GVI1	GVI2	GVI3
MEDIA	0.069	0.060	0.097	0.425	0.578	0.462	2.558	3.878	2.556
Desv. Estándar	0.051	0.035	0.075	0.052	0.045	0.054	0.340	0.527	0.626
Valor mínimo de IV	0.001	0.000	0.003	0.305	0.490	0.280	1.920	3.010	1.020
25%	0.025	0.036	0.033	0.394	0.540	0.428	2.345	3.438	2.165
50%	0.060	0.059	0.080	0.432	0.580	0.470	2.510	3.730	2.610
75%	0.108	0.080	0.147	0.458	0.613	0.500	2.778	4.353	3.085
Valor máximo de IV	0.221	0.157	0.299	0.545	0.660	0.550	3.350	5.030	3.600

*Tabla 14. Valores base de índices de vegetación para los diferentes niveles de daño en la planta.*

AFFECTATION	VARI	GNDVI	GVI
LÍNEA BASE	0.183	0.667	5.214
DEFICIENCIA DE BORO	0.094	0.432	2.938
AR	0.067	0.490	2.831
PC GRADO 1 Y 2	0.091	0.499	3.090
PC GRADO 3	0.087	0.487	2.997
PC GRADO CRÁTER	0.041	0.479	3.014
MUERTA POR PC	0.053	0.488	2.980

En general se pudo demostrar que es factible la pronta detección de patologías en cultivos de acuerdo a los síntomas que presenten y el análisis del patrón espacial que pudieran seguir a través de estudios multitemporales. En el caso particular de este trabajo, se pudo observar que, en los bordes de los lotes con afectación, existe un mayor número de casos de PC, probablemente por la presencia de la enfermedad en las fincas contiguas. Para el lote CIPAL, se pudieron detectar al final del estudio, algunas plantas que padecían la enfermedad, en concreto cerca de los lotes con palmas híbridas de 2 años de edad. Es por ello necesario realizar un estudio en el que se genere una franja de separación de unos 200 m. entre cultivos para que los unos no afecten a los otros (Hurtado & Rincón, 2009).

Como se menciona en los resultados de la fase A y B, existen limitaciones técnicas que afectan a los resultados obtenidos en el monitoreo. En este caso, los valores de los índices no indican una esperada uniformidad. En el estudio de Martínez-Barbáchano (2018) que estudia la enfermedad de la hoja seca en palmas africanas de Costa Rica menciona que las principales limitaciones en proyectos de caracterización espectral son de tipo técnico, logístico y ambiental, algo que se pudo corroborar en el presente estudio, ya que los niveles digitales de los ortomosaicos acostumbran a tener ruido y valores atípicos, sobre todo influenciados por las condiciones ambientales y de humedad del momento.



## 5. CONCLUSIONES

### 5.1 Conclusiones generales

En la presente tesis se aborda un enfoque innovador al análisis de cultivos en zonas que se encuentran en vías de desarrollo. Se emplean los vehículos aéreos no tripulados (UAV) con cámaras multiespectrales para la detección de enfermedades, estimación de biomasa y monitoreo en cultivos de alta importancia económica para la República de Ecuador.

Se pudo determinar que es factible el empleo de tecnologías geoespaciales con equipos de bajo costo para la caracterización espectral de cultivos, tanto andinos como tropicales, de forma que suponga una fuente de información útil para el manejo más eficiente de cultivos.

Se demostró que la aplicación de técnicas geomáticas, y en concreto el uso de UAV, dentro de la agricultura de precisión puede suponer una herramienta muy poderosa, tanto en cultivos de pequeño y mediano porte (pasto y lupino respectivamente) como de tamaño grande como es el caso del porte en la palma africana. El empleo de estas técnicas genera una alternativa con mayor rendimiento que otras tradicionales y menos invasiva para la planta.

### 5.2 Conclusiones específicas

#### Artículo I

La aplicación de índices de vegetación permite la caracterización del *lupinus mutabilis* sweet a lo largo de su evolución fenológica. El NDVI y el TNDVI con espectrorradiómetro fueron eficientes a la hora de identificar características relacionadas con los pretratamientos de desinfección de semilla, revelando que el mejor pretratamiento fue el de 45 minutos al ambiente, pero identificando pequeñas diferencias entre las semillas de control y las que fueron desinfectadas con químicos. Por otro lado, hubo diferencias significativas para la desinfección a 45 minutos en el horno, convirtiéndose en el peor pretratamiento de los planteados.

Los valores de NDVI calculados desde el UAV y desde el espectrorradiómetro fueron efectivos para identificar características relacionadas con los pretratamientos de desinfección de semilla con horno solar o con desinfección al aire libre y permitieron caracterizar el cultivo de forma parcial a lo largo de su desarrollo. Además, los hallazgos demostraron que no es posible identificar condiciones de stress utilizando la lente multiespectral de este estudio. Este resultado es probablemente debido a dificultades en la calibración radiométrica de las imágenes o por ser una cámara RGB modificada y no una cámara que cuenta con todas las bandas separadas.

En general, los resultados mostrados por SRRE en borde de rojo y el NDRE evolucionaron de forma regular a lo largo del desarrollo de la planta y por tanto fueron capaces de distinguir más clases que los índices basados en infrarrojo cercano, de acuerdo al análisis estadístico

realizado por estados fenológicos. Sin embargo, estos índices no fueron eficaces para detectar los efectos de la *anthracnosis* durante el estado de floración.

Las cámaras RGB modificadas o lentes con la banda infrarrojo cercano en el azul u otro cañón, son capaces de determinar diferencias significativas entre tratamientos de desinfección de semilla, pero tienen dificultades para distinguir entre algunos estados fenológicos, especialmente en los estados más tardíos, es por ello que pueden ser considerados como herramientas útiles para caracterizar pretratamientos de desinfección de semilla y estados tempranos de desarrollo fenológico en lupino.

## Artículo II

El uso de fotogrametría con UAVs permite la estimación de la biomasa total en pasto determinando el rendimiento total de una parcela (con unas cuantas muestras destructivas en campo) a través de la cuantificación del volumen. A pesar de que los ensayos realizados en este trabajo fueron llevados a cabo en diferentes parcelas con diferentes tratamientos y varias repeticiones, fue necesario la toma de un buen número de muestras para evaluar individualmente cada tratamiento.

Mediante la estimación de biomasa con UAV se puede incurrir en un substancial ahorro económico respecto a métodos tradicionales.

La metodología propuesta fue validada con 10 muestras tomadas en campo, obteniendo un coeficiente de correlación  $R^2$  de 0.78 entre la biomasa observada y la estimada, lo que implica una correlación positiva fuerte entre la biomasa obtenida y la estimada con las imágenes del UAV, para las tres especies de cultivo consideradas en este estudio (reygrass perenne, reygrass anual y kikuyo).

En una gran cantidad de estudios, los métodos basados en LIDAR fueron utilizados para la estimación de biomasa en diversos cultivos, pero en un número significativo de ellos implementan los sistemas LIDAR a bordo de UAVs, de forma que incrementan la precisión de la estimación sin sacrificar el rendimiento.

## Artículo III

Se pudieron determinar diferencias estadísticas significativas entre las diferentes especies de palma africana, correspondientes a edades de aproximadamente 15 años (INIAP, CIRAD y ASD) y de aproximadamente 2 años (Taisha, UNIPALMA, Amazon) con los índices NDVI, GNDVI y GVI.

En cuanto a la detección de enfermedades, se pudo concluir que fue posible distinguir palmas con valores más bajos en los índices de vegetación respecto a los valores determinados en la línea base de las plantas sanas. Además de detectarlo visualmente, con los ortomosaicos ráster de los índices propuestos, que se pudieron obtener desde los UAV, es factible detectar palmas con mayor probabilidad de afectación. En cuanto a la detección de enfermedades se puede determinar que es factible la aplicación de tecnologías geoespaciales para determinar el grado de avance de las enfermedades de pudrición de cogollo y anillo rojo en palma africana, desde el momento en el que estas plantas presentan una disminución (respecto a la línea base) en los valores de los índices de vegetación.

Con la metodología empleada, se pudieron detectar brotes en palmas afectadas con anillo rojo, pero con un avance considerable. Esto es debido a que esta patología casi no presenta síntomas visibles al inicio, complicando su detección temprana. Es por ello, que se recomienda

trabajar con otras variables agronómicas como la pérdida de biomasa en la planta en los diferentes grados que tenga la enfermedad.

Se ha propuesto una metodología para el procesamiento digital de imágenes obtenidas con UAV, con el objetivo de obtener una evaluación multitemporal del comportamiento de las afectaciones de pudrición de cogollo y de anillo rojo. Esta metodología permitió detectar cambios en la distribución de las enfermedades estudiadas. En el caso de la detección de cambios, las zonas que mostraban decrecimiento en los valores de los índices multitemporales, permitían identificar plantas que habían disminuido su vigorosidad a lo largo del estudio. Se pudo concluir que el índice que mejor se ajustó a esta metodología, fue el índice VARI. Con el objetivo de validar los resultados obtenidos, se aplicó una metodología basada en índices multitemporales. Estos índices permiten apreciar de forma clara las zonas por donde las patologías avanzaban rápidamente. A partir de esto, se pudo determinar que la distribución de las patologías es totalmente aleatoria alrededor de los puntos de infección detectados.

Una de las principales características del índice VARI es que está basado en las bandas visibles del espectro, que son las que captan las cámaras RGB. Por tanto, no es necesario utilizar equipos de alto costo para detectar enfermedades en cultivos. En el caso en el que se usaron otros sensores como el RGNIR o el BGNIR, la tendencia de detección se mantuvo.



## 6. BIBLIOGRAFÍA

- Acevo-Herrera, R., Aguasca, A., Bosch-Lluis, X., Camps, A., Martínez-Fernández, J., Sánchez-Martín, N., & Pérez-Gutiérrez, C. (2010). Design and first results of an UAV-borne L-band radiometer for multiple monitoring purposes. *Remote Sensing*, 2(7), 1662-1679.
- Acorsi, M. G., das Dores Abati Miranda, F., Martello, M., Smaniotto, D. A., & Sartor, L. R. (2019). Estimating biomass of black oat using UAV-based RGB imaging. *Agronomy*, 9(7), 344.
- ANCUPA. (2019) Executive Report on Agronomic Management, Pests and Diseases of CIPAL; Ecuador, 44p, Documento técnico no publicado
- Arza-García, M., Gil-Docampo, M., & Ortiz-Sanz, J. (2019). A hybrid photogrammetry approach for archaeological sites: Block alignment issues in a case study (the Roman camp of A Cidadela). *Journal of Cultural Heritage*, 38, 195-203.
- Auynirundronkool, K., Deedomchan, K., Prakobya, A., Jarnkoon, V., Tintarasara, M., & Seechan, M. (2008). Analysis of Economic Crop Reflectance by Field Spectral Signature: Case Study Sugarcane. *Journal of plant physiol*, 1-9.
- Awalludin, M. F., Sulaiman, O., Hashim, R., & Nadhari, W. N. A. W. (2015). An overview of the oil palm industry in Malaysia and its waste utilization through thermochemical conversion, specifically via liquefaction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 50, 1469-1484.
- Ayala, V. R., Kunapuli, S., & Maignashca, J. (2015). Development of yield prediction models in the maize crop using spectral data for precision agriculture applications. *Ecuador Es Calidad*, 2(1).
- Ballesteros, R., Ortega, J. F., Hernandez, D., & Moreno, M. A. (2018). Onion biomass monitoring using UAV-based RGB imaging. *Precision agriculture*, 19(5), 840-857.
- Bareth, G., & Schellberg, J. (2018). Replacing manual rising plate meter measurements with low-cost UAV-derived sward height data in grasslands for spatial monitoring. *PFG–Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 86(3-4), 157-168.
- Barnes, E. M., Clarke, T. R., Richards, S. E., Colaizzi, P. D., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E., Thompson, T., Lascano, R., Li, H., Moran, M. S. (2000, July). Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*, Bloomington, MN, USA (Vol. 1619).

- Batistoti, J., Marcato Junior, J., Ítavo, L., Matsubara, E., Gomes, E., Oliveira, B., Souza, M., Siqueira, H., Salgado, G., Akiyama, T., Goncalves, W., Liesenberg, V., Li, J., Dias, A. (2019). Estimating pasture biomass and canopy height in Brazilian savanna using UAV photogrammetry. *Remote Sensing*, 11(20), 2447.
- Belton, D., Helmholz, P., Long, J., & Zerihun, A. (2019). Crop Height Monitoring Using a Consumer-Grade Camera and UAV Technology. *PFG—Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 87(5), 249-262.
- Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., & Bareth, G. (2014). Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote sensing*, 6(11), 10395-10412.
- Bernstein, L. S., Jin, X., Gregor, B., & Adler-Golden, S. M. (2012). Quick atmospheric correction code: algorithm description and recent upgrades. *Optical engineering*, 51(11), 111719.
- Borra-Serrano, I., De Swaef, T., Muylle, H., Nuytens, D., Vangeyte, J., Mertens, K., ... & Lootens, P. (2019). Canopy height measurements and non-destructive biomass estimation of *Lolium perenne* swards using UAV imagery. *Grass and Forage Science*, 74(3), 356-369.
- Busemeyer, L., Mentrup, D., Möller, K., Wunder, E., Alheit, K., Hahn, V., ... & Ruckelshausen, A. (2013). BreedVision—A multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding. *Sensors*, 13(3), 2830-2847.
- Caicedo, C., & Peralta, E. (1999). Chocho, fréjol y arveja, leguminosas de grano comestible con un gran mercado potencial en Ecuador. INIAP Archivo Historico.
- Calou, V. B., Teixeira, A. D. S., Moreira, L. C., Rocha, O. C. D., & Silva, J. A. D. (2019). Estimation of maize biomass using Unmanned Aerial Vehicles. *Engenharia Agrícola*, 39, 744-752.
- Campbell, J. B., & Wynne, R. H. (2011). *Introduction to Remote Sensing, Fifth Edition*. New York: Guilford Press
- Candiago, S., Remondino, F., De Giglio, M., Dubbini, M., & Gattelli, M. (2015). Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images. *Remote sensing*, 7(4), 4026-4047.
- Castro, W., Marcato Junior, J., Polidoro, C., Osco, L. P., Gonçalves, W., Rodrigues, L., Santos, M., Jank, L., Barrios, S., Valle, C., Simeao, R., Carromeu, C., Silveira, E., Castro, L., Matsubara, E. (2020). Deep learning applied to phenotyping of biomass in forages with UAV-based RGB imagery. *Sensors*, 20(17), 4802.
- Catchpole, W. R., & Wheeler, C. J. (2010). Estimating plant biomass: a review of techniques. *Australian Journal of Ecology*, 17(2), 121-131.
- Cevallos, L. N. M., García, J. L. R., Suárez, B. I. A., González, C. A. L., Sinde, I., Campoverde, J., Manguashca, J., Toulkeridis, T. (2018, April). A NDVI analysis contrasting different spectrum data methodologies applied in pasture crops previous grazing—a case study from

- Ecuador. In 2018 International Conference on eDemocracy & eGovernment (ICEDEG) (pp. 126-135). IEEE.
- Chen, J. M., Pavlic, G., Brown, L., Cihlar, J., Leblanc, S. G., White, H. P., ... & Pellikka, P. K. E. (2002). Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote sensing of environment*, 80(1), 165-184.
- Chirinos-Arias, M. C. (2015). Andean Lupino (*Lupinus mutabilis* Sweet) a plant with nutraceutical and medicinal potential Tarwi (*Lupinus mutabilis* Sweet) una planta con potencial nutritivo y medicinal. *Revista Bio Ciencias*, 3(3), 163-172.
- Chuvieco, E. (2010). *Teledetección Ambiental*. Barcelona: Planeta S. A.
- 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.
- Cooper, S. D., Roy, D. P., Schaaf, C. B., & Paynter, I. (2017). Examination of the potential of terrestrial laser scanning and structure-from-motion photogrammetry for rapid nondestructive field measurement of grass biomass. *Remote Sensing*, 9(6), 531.
- Cucho-Padin, G., Loayza, H., Palacios, S., Balcazar, M., Carbajal, M., & Quiroz, R. (2020). Development of low-cost remote sensing tools and methods for supporting smallholder agriculture. *Applied Geomatics*, 12(3), 247-263.
- Dalposso, G. H., Uribe-Opazo, M. A., Mercante, E., & Lamparelli, R. A. (2013). Spatial autocorrelation of NDVI and GVI indices derived from Landsat/TM images for soybean crops in the western of the state of Paraná in 2004/2005 crop season. *Engenharia Agrícola*, 33, 525-537.
- Dash, J. P., Watt, M. S., Pearse, G. D., Heaphy, M., & Dungey, H. S. (2017). Assessing very high-resolution UAV imagery for monitoring forest health during a simulated disease outbreak. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131, 1-14.
- de la Torre, R. C. A., de la Torre, J. A. A., & Moya, O. M. (2010). Biología, hábitos y manejo de *Rhynchophorus palmarum* L.(Coleoptera: Curculionidae). *Boletines técnicos*, (23), 56-56.
- Di Gennaro, S. F., Battiston, E., Di Marco, S., Facini, O., Matese, A., Nocentini, M., Palliotti A, Mugnai, L. (2016). Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathologia Mediterranea*, 262-275.
- Do, D., Pham, F., Raheja, A., & Bhandari, S. (2018, May). Machine learning techniques for the assessment of citrus plant health using UAV-based digital images. In *Autonomous Air and Ground Sensing Systems for Agricultural Optimization and Phenotyping III* (Vol. 10664, p. 1066400). International Society for Optics and Photonics.
- D'Oleire-Oltmanns, S., Marzloff, I., Peter, K. D., & Ries, J. B. (2012). Unmanned aerial vehicle (UAV) for monitoring soil erosion in Morocco. *Remote Sensing*, 4(11), 3390-3416.

- Eitel, J. U., Magney, T. S., Vierling, L. A., Brown, T. T., & Huggins, D. R. (2014). LiDAR based biomass and crop nitrogen estimates for rapid, non-destructive assessment of wheat nitrogen status. *Field Crops Research*, 159, 21-32.
- Everaerts, J. (2008). The use of unmanned aerial vehicles (UAVs) for remote sensing and mapping. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37(2008), 1187-1192.
- Everitt, J. H., Yang, C., Escobar, D. E., Webster, C. F., Lonard, R. I., & Davis, M. R. (1999). Using remote sensing and spatial information technologies to detect and map two aquatic macrophytes. *Journal of Aquatic Plant Management*, 37, 71-80.
- Falconí, C. E. (2012). *Lupinus mutabilis* in Ecuador with special emphasis on anthracnose resistance. Wageningen University and Research.
- Falconí, C. E., & Yáñez-Mendizábal, V. (2019). Solar UV-B radiation limits seedborne anthracnose infection and induces physiological and biochemical responses in *Lupinus mutabilis*. *Plant Pathology*, 68(9), 1635-1644.
- Falconí, C. E., Visser, R. G., & van Heusden, A. W. (2013). Phenotypic, molecular, and pathological characterization of *Colletotrichum acutatum* associated with Andean lupin and tamarillo in the Ecuadorian Andes. *Plant disease*, 97(6), 819-827.
- Falconi, C. E., Visser, R. G., & Van Heusden, S. (2015). Influence of plant growth stage on resistance to anthracnose in Andean lupino (*Lupinus mutabilis*). *Crop and Pasture Science*, 66(7), 729-734.
- Ferrández-Pastor, F. J., García-Chamizo, J. M., Nieto-Hidalgo, M., & Mora-Martínez, J. (2018). Precision agriculture design method using a distributed computing architecture on internet of things context. *Sensors*, 18(6), 1731.
- Fonstad, M. A., Dietrich, J. T., Courville, B. C., Jensen, J. L., & Carbonneau, P. E. (2013). Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement. *Earth surface processes and Landforms*, 38(4), 421-430.
- Forero, D. C., Hormaza, P., & Romero, H. M. (2012). Phenological growth stages of African oil palm (*Elaeis guineensis*). *Annals of Applied Biology*, 160(1), 56-65.
- Foster, A. J., Kakani, V. G., & Mosali, J. (2017). Estimation of bioenergy crop yield and N status by hyperspectral canopy reflectance and partial least square regression. *Precision Agriculture*, 18(2), 192-209.
- Frankl, A., Seghers, V., Stal, C., De Maeyer, P., Petrie, G., & Nyssen, J. (2015). Using image-based modelling (SfM-MVS) to produce a 1935 ortho-mosaic of the Ethiopian highlands. *International Journal of Digital Earth*, 8(5), 421-430.
- Furukawa, Y., & Ponce, J. (2007, July). Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis (PMVS). In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (Vol. 2).

- Gamon, J. A., Field, C. B., Goulden, M. L., Griffin, K. L., Hartley, A. E., Joel, G., Pañuela, J., Valentini, R. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. *Ecological Applications*, 5(1), 28-41.
- García-Cervigón, D., & José, J. (2015). Estudio de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de éstos a la agricultura de precisión.
- Gebbers R, Adamchuk VI. 2010. Precision agriculture and food security. *Science*. 327(5967):828–831.
- Gebbers, R., & Adamchuk, V. I. (2010). Precision agriculture and food security. *Science*, 327(5967), 828-831.
- Gerber, K., & Giblin-Davis, R. M. (1990). Association of the red ring nematode and other nematode species with the palm weevil, *Rhynchophorus palmarum*. *Journal of Nematology*, 22(2), 143.
- Gil-Docampo, M. D. L. L., Arza-García, M., Ortiz-Sánchez, J., Martínez-Rodríguez, S., Marcos-Robles, J. L., & Sánchez-Sastre, L. F. (2020). Above-ground biomass estimation of arable crops using UAV-based SfM photogrammetry. *Geocarto International*, 35(7), 687-699.
- Gitelson, A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation. *Journal of plant physiology*, 143(3), 286-292.
- Gitelson, A. A., Stark, R., Grits, U., Rundquist, D., Kaufman, Y., & Derry, D. (2002). Vegetation and soil lines in visible spectral space: A concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13), 2537-2562.
- Goswami, S., Gamon, J., Vargas, S., & Tweedie, C. (2015). Relationships of NDVI, Biomass, and Leaf Area Index (LAI) for six key plant species in Barrow, Alaska (No. e913v1). *PeerJ PrePrints*.
- Griffith, R. (1987). Red ring disease of coconut palm. *Plant Dis*, 71(2), 193-196.
- Grijalva, J., Espinosa, F., & Hidalgo, M. (1995). Producción y utilización de pastizales en la región interandina del Ecuador. INIAP Archivo Histórico.
- Grüner, E., Astor, T., & Wachendorf, M. (2019). Biomass prediction of heterogeneous temperate grasslands using an SfM approach based on UAV imaging. *Agronomy*, 9(2), 54.
- Grüner, E., Wachendorf, M., & Astor, T. (2020). The potential of UAV-borne spectral and textural information for predicting aboveground biomass and N fixation in legume-grass mixtures. *PloS one*, 15(6), e0234703.
- Guaytarrilla, P., & Falconí, C. (2014, May). Selección pro arquitectura de la planta y rsistencia a la Antracnosis de 7 Genotipos de Chocho (*Lupinus mutabilis*). In Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE (Vol. 9, No. 1, pp. 63-70).

- Güemes-Vera, N., Peña-Bautista, R. J., Jiménez-Martínez, C., Dávila-Ortiz, G., & Calderón-Domínguez, G. (2008). Effective detoxification and decoloration of Lupinous mutabilis seed derivatives, and effect of these derivatives on bread quality and acceptance. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 88(7), 1135-1143.
- Gül, Y. A. V. U. Z. (2019). Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) in open-pit mines.
- Guo, T., Kujirai, T., & Watanabe, T. (2012). Mapping crop status from an unmanned aerial vehicle for precision agriculture applications. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 39, 485-490.
- Gutiérrez Pulido, H., & Vara Salazar, R. D. L. (2004). Análisis y diseño de experimentos.
- Haghighattalab, A., Pérez, L. G., Mondal, S., Singh, D., Schinstock, D., Rutkoski, J., Ortiz-Monasterio, J.I., Singh, R.P., Goodin, D.G., Poland, J. (2016). Application of unmanned aerial systems for high throughput phenotyping of large wheat breeding nurseries. *Plant Methods*, 12(1), 1-15.
- Hart, L., Huguenin-Elie, O., Latsch, R., Simmler, M., Dubois, S., & Umstatter, C. (2020). Comparison of Spectral Reflectance-Based Smart Farming Tools and a Conventional Approach to Determine Herbage Mass and Grass Quality on Farm. *Remote Sensing*, 12(19), 3256.
- Hurtado, R. E., & Rincón, V. O. (2009). La geomática como instrumento para modelar y hacer seguimiento a la pudrición del cogollo (PC) y al insecto plaga: *Rhynchophorus palmarum*. Zona Occidental-Tumaco (Colombia). *Revista Palmas*, 30(3), 21-35.
- Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from motion photogrammetry in forestry: A review. *Current Forestry Reports*, 5(3), 155-168.
- Izzuddin, M. A., Idris, A. S., Nisfariza, N. M., & Ezzati, B. (2015, October). Spectral based analysis of airborne hyperspectral remote sensing image for detection of ganoderma disease in oil palm. In *Proceedings of Conference on Biological and Environmental Science (BIOES 2015)* (pp. 13-20).
- Izzuddin, M. A., Hamzah, A., Nisfariza, M. N., & Idris, A. S. (2020). Analysis of multispectral imagery from unmanned aerial vehicle (UAV) using object-based image analysis for detection of Ganoderma disease in oil palm. *J. Oil Palm Res*, 32(3), 497-508.
- Jenal, A., Lussem, U., Bolten, A., Gnyp, M. L., Schellberg, J., Jasper, J., Bongartz, J., Bareth, G. (2020). Investigating the potential of a newly developed UAV-based VNIR/SWIR imaging system for forage mass monitoring. *PFG—Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 88(6), 493-507.
- Jhan, J. P., Rau, J. Y., Haala, N., & Cramer, M. (2017). Investigation of parallax issues for multi-lens multispectral camera band co-registration. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 157.

- Jones, H. G., & Vaughan, R. A. (2010). Remote sensing of vegetation: principles, techniques, and applications. Oxford university press.
- Joseph, G. (2005). Fundamentals of Remote Sensing. Universities Press.
- Kachamba, D. J., Ørka, H. O., Gobakken, T., Eid, T., & Mwase, W. (2016). Biomass estimation using 3D data from unmanned aerial vehicle imagery in a tropical woodland. *Remote Sensing*, 8(11), 968.
- Khosrokhani, M., Khairunniza-Bejo, S., & Pradhan, B. (2018). Geospatial technologies for detection and monitoring of Ganoderma basal stem rot infection in oil palm plantations: a review on sensors and techniques. *Geocarto International*, 33(3), 260-276.
- Kokaly, R. F., Clark, R. N., Swayze, G. A., Livo, K. E., Hoefen, T. M., Pearson, N. C., Wise, R., Benzel, W., Lowers, H., Klein, A. J. (2017). Usgs spectral library version 7 data: Us geological survey data release. United States Geological Survey (USGS): Reston, VA, USA.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). Remote sensing and image interpretation. John Wiley & Sons.
- Lin, W., Zhang, F. C., Jing, Y. S., Jiang, X. D., Yang, S. B., & HAN, X. M. (2014). Multi-temporal detection of rice phenological stages using canopy spectrum. *Rice Science*, 21(2), 108-115.
- Liu, L. Y., Huang, W. J., PU, R. L., & Wang, J. H. (2014). Detection of internal leaf structure deterioration using a new spectral ratio index in the near-infrared shoulder region. *Journal of Integrative Agriculture*, 13(4), 760-769.
- Liu, X., Ghazali, K. H., Han, F., & Mohamed, I. I. (2021). Automatic Detection of Oil Palm Tree from UAV Images Based on the Deep Learning Method. *Applied Artificial Intelligence*, 35(1), 13-24.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2), 91-110.
- Lussem, U., Schellberg, J., & Bareth, G. (2020). Monitoring forage mass with low-cost UAV data: case study at the Rengen grassland experiment. *PFG–Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 88(5), 407-422.
- Magalhães, J. A. S., de Moraes Neto, A. H. A., & Miguens, F. C. (2008). Nematodes of *Rhynchophorus palmarum*, L.(Coleoptera: Curculionidae), vector of the Red Ring disease in coconut plantations from the north of the Rio de Janeiro State. *Parasitology Research*, 102(6), 1281-1287.
- Mahlein, A. K. (2016). Plant disease detection by imaging sensors—parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *Plant disease*, 100(2), 241-251.

- Manevski, K., Manakos, I., Petropoulos, G. P., & Kalaitzidis, C. (2011). Discrimination of common Mediterranean plant species using field spectroradiometry. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(6), 922-933.
- Maresma, Á., Ariza, M., Martínez, E., Lloveras, J., & Martínez-Casasnovas, J. A. (2016). Analysis of vegetation indices to determine nitrogen application and yield prediction in maize (*Zea mays* L.) from a standard UAV service. *Remote Sensing*, 8(12), 973.
- Martínez-Barbáchano, R., & Solís-Miranda, G. A. (2018). Caracterización espectral y detección de flecha seca en palma africana en Puntarenas, Costa Rica. *Revista Geográfica de América Central*, 2(61), 349-377.
- Memoria Técnica, Inventario de Plantaciones de Palma Aceitera en el Ecuador (2005). Available online: <https://fliphtml5.com/wtae/jtil/basic> (Acceso el 27 de agosto 2020)
- Meneses, V. A. B., Téllez, J. M., & Velasquez, D. F. A. (2015). Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. @ limentech, *Ciencia y Tecnología Alimentaria*, 13(1), 28-40.
- Metternicht, G. (2003). Vegetation indices derived from high-resolution airborne videography for precision crop management. *International Journal of Remote Sensing*, 24(14), 2855-2877.
- Micheletti, N., Chandler, J. H., & Lane, S. N. (2015). Investigating the geomorphological potential of freely available and accessible structure-from-motion photogrammetry using a smartphone. *Earth Surface Processes and Landforms*, 40(4), 473-486.
- Michez, A., Lejeune, P., Bauwens, S., Herinaina, A. A. L., Blaise, Y., Castro Muñoz, E., Bindelle, J. (2019). Mapping and monitoring of biomass and grazing in pasture with an unmanned aerial system. *Remote Sensing*, 11(5), 473.
- Michez, A., Philippe, L., David, K., Sébastien, C., Christian, D., & Bindelle, J. (2020). Can Low-Cost Unmanned Aerial Systems Describe the Forage Quality Heterogeneity? Insight from a Timothy Pasture Case Study in Southern Belgium. *Remote Sensing*, 12(10), 1650.
- Mogensen, V. O., Jensen, C. R., Poulsen, H. H., Mortensen, G., Thage, J. H., & Koribidis, J. (1996). Reflectance index for early determination of water stress. In II International Symposium on Irrigation of Horticultural Crops 449 (pp. 393-400).
- Mukherjee, A., Misra, S., & Raghuwanshi, N. S. (2019). A survey of unmanned aerial sensing solutions in precision agriculture. *Journal of Network and Computer Applications*, 148, 102461.
- Näsi, R., Viljanen, N., Kaivosoja, J., Alhonoja, K., Hakala, T., Markelin, L., & Honkavaara, E. (2018). Estimating biomass and nitrogen amount of barley and grass using UAV and aircraft based spectral and photogrammetric 3D features. *Remote Sensing*, 10(7), 1082.
- Niu, Y., Zhang, L., Zhang, H., Han, W., & Peng, X. (2019). Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery. *Remote Sensing*, 11(11), 1261.

- Ñústez, C. E., Santos, M., Navia, S. L., & Cotes, J. M. (2006). Evaluación de la fertilización fosfórica foliar y edáfica sobre el rendimiento de la variedad de papa'Diacol Capiro'(Solanum tuberosum L.). *Agronomía Colombiana*, 24(1), 111-121.
- Oehlschlager, A. C., Chinchilla, C., Castillo, G., & Gonzalez, L. (2002). Control of red ring disease by mass trapping of *Rhynchophorus palmarum* (Coleoptera: Curculionidae). *Florida Entomologist*, 507-513.
- Oon, A., Mohd Shafri, H. Z., Lechner, A. M., & Azhar, B. (2019). Discriminating between large-scale oil palm plantations and smallholdings on tropical peatlands using vegetation indices and supervised classification of LANDSAT-8. *International Journal of Remote Sensing*, 40(19), 7312-7328.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Pepe, M., & Costantino, D. (2021). Uav photogrammetry and 3d modelling of complex architecture for maintenance purposes: The case study of the masonry bridge on the sele river, italy. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 65(1), 191-203.
- PEPE, M., COSTANTINO, D., ALFIO, V. S., & ZANNOTTI, N. (2020). 4D GEOMATICS MONITORING OF A QUARRY FOR THE CALCULATION OF EXTRACTED VOLUMES BY TIN AND GRID MODEL: CONTRIBUTE OF UAV PHOTOGRAMMETRY. *Geographia Technica*, 16, 1-14.
- Potter, L. (2011). La industria del aceite de palma en Ecuador:¿ un buen negocio para los pequeños agricultores?. *Eutopía: Revista de Desarrollo Económico Territorial*, (2), 39-54.
- Prasad, K. A., Gnanappazham, L., Selvam, V., Ramasubramanian, R., & Kar, C. S. (2015). Developing a spectral library of mangrove species of Indian east coast using field spectroscopy. *Geocarto International*, 30(5), 580-599.
- Psomas, A., Zimmermann, N. E., Kneubühler, M., Kellenberger, T., & Itten, K. (2005, April). Seasonal variability in spectral reflectance for discriminating grasslands along a dry-mesic gradient in Switzerland. In *Proceedings of the 4th EARSEL Workshop on Imaging Spectroscopy* (pp. 709-722).
- Rango, A., Laliberte, A., Herrick, J. E., Winters, C., Havstad, K., Steele, C., & Browning, D. (2009). Unmanned aerial vehicle-based remote sensing for rangeland assessment, monitoring, and management. *Journal of Applied Remote Sensing*, 3(1), 033542.
- Rao, N. R., Garg, P. K., & Ghosh, S. K. (2007). Development of an agricultural crops spectral library and classification of crops at cultivar level using hyperspectral data. *Precision Agriculture*, 8(4), 173-185.
- Reyes-Santamaría, M. I., Villegas-Monter, Á., Colinas-León, M. T., & Calderón-Zavala, G. (2000). Peso específico, contenido de proteína y de clorofila en hojas de naranjo y tangerino. *Agrociencia*, 34(1), 49-56.

- Schneider, P., Roberts, D. A., & Kyriakidis, P. C. (2008). A VARI-based relative greenness from MODIS data for computing the Fire Potential Index. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 1151-1167.
- Schulze-Brüninghoff, D., Wachendorf, M., & Astor, T. (2021). Remote sensing data fusion as a tool for biomass prediction in extensive grasslands invaded by *L. polyphyllus*. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 7(2), 198-213.
- Selsam, P., Schaeper, W., Brinkmann, K., & Buerkert, A. (2017). Acquisition and automated rectification of high-resolution RGB and near-IR aerial photographs to estimate plant biomass and surface topography in arid agro-ecosystems. *Experimental Agriculture*, 53(1), 144-157.
- Senseman, G. M., Bagley, C. F., & Tweddale, S. A. (1996). Correlation of rangeland cover measures to satellite-imagery-derived vegetation indices. *Geocarto International*, 11(3), 29-38.
- Serrano, J., Fábrega, J., Quirós, E., Sánchez-Galán, J., & Jiménez, J. U. (2018). Análisis prospectivo de la detección hiperespectral de cultivos de arroz (*Oryza sativa* L.). *KnE Engineering*, 69-79.
- Siart, C., Bubbenzer, O., & Eitel, B. (2009). Combining digital elevation data (SRTM/ASTER), high resolution satellite imagery (Quickbird) and GIS for geomorphological mapping: A multi-component case study on Mediterranean karst in Central Crete. *Geomorphology*, 112(1-2), 106-121.
- Stroppiana, D., Migliazzi, M., Chiarabini, V., Crema, A., Musanti, M., Franchino, C., & Villa, P. (2015). Rice yield estimation using multispectral data from UAV: A preliminary experiment in northern Italy. In 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) (pp. 4664-4667). IEEE.
- Swain, K. C., Thomson, S. J., & Jayasuriya, H. P. (2010). Adoption of an unmanned helicopter for low-altitude remote sensing to estimate yield and total biomass of a rice crop. *Transactions of the ASABE*, 53(1), 21-27.
- Sweetingham, M., Clements, J., Buirchell, B., Sipsas, S., Thomas, G., Quealy, J., ... & Smith, C. G. (2006). Preliminary breeding and development of Andean lupino for Australian agriculture. In México, where old and new world lupinos meet. Proceedings of the 11th International Lupino Conference, Guadalajara, Jalisco, Mexico, 4-9 May 2005 (pp. 32-34). International Lupino Association.
- Takahashi Miyoshi, G., Imai, N. N., Garcia Tommaselli, A. M., Antunes de Moraes, M. V., & Honkavaara, E. (2020). Evaluation of hyperspectral multitemporal information to improve tree species identification in the highly diverse atlantic forest. *Remote Sensing*, 12(2), 244.
- Tello, F. T. (1976). Lupinus mutabilis sweet—A potent food source from the Andean region. *The American journal of clinical nutrition*, 29(9), 933-933.

- Tesfamichael, S. G., Newete, S. W., Adam, E., & Dubula, B. (2018). Field spectroradiometer and simulated multispectral bands for discriminating invasive species from morphologically similar cohabitant plants. *GIScience & Remote Sensing*, 55(3), 417-436.
- Tilly, N., Hoffmeister, D., Cao, Q., Huang, S., Lenz-Wiedemann, V., Miao, Y., & Bareth, G. (2014). Multitemporal crop surface models: accurate plant height measurement and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083671.
- Tomita, A. (2019, July). Monitoring the Historical Development of Oil Palm Plantations with Combined Use of Landsat Time Series, Multitemporal Google Earth Images And ALOS-2/PALSAR-2. In *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 5984-5987). IEEE.
- Torres, G. A., Martínez, G., & Sarria, G. A. (2010). Identificación temprana y manejo de la pudrición del cogollo de la palma de aceite (No. L-0819). *Federación Nacional de Cultivadores de Palma de Aceite, Fedepalma [Colombia]*.
- Torres, G. A., Sarria, G. A., Martinez, 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.
- Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., Serrano, N., Arquero, O., & Peña, J. M. (2015). High-throughput 3-D monitoring of agricultural-tree plantations with unmanned aerial vehicle (UAV) technology. *PloS one*, 10(6), e0130479.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, 8(2), 127-150.
- Tugi, A., Suri, M. A., Zainon, O., Yusoff, A. R. M., Rahman, M. Z. A., Sari, N. A., & Darwin, N. (2015). Oil palm tree growth monitoring for smallholders by using unmanned aerial vehicle. *Jurnal Teknologi*, 77(26).
- Turner, W., Spector, S., Gardiner, N., Fladeland, M., Sterling, E., & Steininger, M. (2003). Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in ecology & evolution*, 18(6), 306-314.
- Uttaruk, Y., & Laosuwan, T. (2016). Remote sensing-based vegetation indices for estimating above ground carbon sequestration in orchards. *Poljoprivreda i Sumarstvo*, 62(4), 193.
- van Iersel, W., Straatsma, M., Addink, E., & Middelkoop, H. (2018). Monitoring height and greenness of non-woody floodplain vegetation with UAV time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141, 112-123.
- Vega, C. (2016). Establecimiento de redes de trapeo. Un componente clave para el manejo y captura de *Rhynchophorus palmarum*. Pasos para la elaboración de trampas.
- Viera-Torres, M., Sinde-González, I., Gil-Docampo, M., Bravo-Yandún, V., & Toulkeridis, T. (2020). Generating the baseline in the early detection of bud rot and red ring disease in oil palms by geospatial technologies. *Remote Sensing*, 12(19), 3229.

- Viljanen, N., Honkavaara, E., Näsi, R., Hakala, T., Niemeläinen, O., & Kaivosoja, J. (2018). A novel machine learning method for estimating biomass of grass swards using a photogrammetric canopy height model, images and vegetation indices captured by a drone. *Agriculture*, 8(5), 70.
- Waite, R. B. (1994). The application of visual estimation procedures for monitoring pasture yield and composition in exclosures and. *Tropical Grasslands*, 28, 38-42.
- Wang, C., Chen, J., Tang, Y., Black, T. A., & Zhu, K. (2017). A novel method for removing snow melting-induced fluctuation in GIMMS NDVI3g data for vegetation phenology monitoring: a case study in deciduous forests of North America. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(3), 800-807.
- Westoby, M. J., Brasington, J., Glasser, N. F., Hambrey, M. J., & Reynolds, J. M. (2012). 'Structure-from-Motion' photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology*, 179, 300-314.
- Wijesingha, J., Astor, T., Schulze-Brüninghoff, D., & Wachendorf, M. (2020). Mapping invasive Lupinous polyphyllus Lindl. in semi-natural grasslands using object-based image analysis of UAV-borne images. *PFG—Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 88(5), 391-406.
- Wiratmoko, D., Jatmiko, R. H., Yusuf, M. A., Farrasati, R., & Prasetyo, A. E. (2020, June). Using visible spectral-index as alternative methods for identifying levels of Ganoderma Boninese infection. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 500, No. 1, p. 012067). IOP Publishing.
- Wu, J., Yang, G., Yang, X., Xu, B., Han, L., & Zhu, Y. (2019). Automatic counting of in situ rice seedlings from UAV images based on a deep fully convolutional neural network. *Remote Sensing*, 11(6), 691.
- Xia, M., Li, W., Fu, H., Yu, L., Dong, R., & Zheng, J. (2019, May). Fast and robust detection of oil palm trees using high-resolution remote sensing images. In *Automatic Target Recognition XXIX* (Vol. 10988, p. 109880C). International Society for Optics and Photonics.
- Xie, Q., Dash, J., Huang, W., Peng, D., Qin, Q., Mortimer, H., Casa, R., Pignatti, S., Laneve, G., Pascucci, S., Dong, Y., Ye, H. (2018). Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 11(5), 1482-1493.
- Xie, Q., Huang, W., Liang, D., Chen, P., Wu, C., Yang, G., Zhang, J., Huang, L., Zhang, D. (2014). Leaf area index estimation using vegetation indices derived from airborne hyperspectral images in winter wheat. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(8), 3586-3594.
- Yuan, L., Zhang, J., Shi, Y., Nie, C., Wei, L., & Wang, J. (2014). Damage mapping of powdery mildew in winter wheat with high-resolution satellite image. *Remote sensing*, 6(5), 3611-3623.

- Zhang N, Wang M, Wang N. (2002). Precision agriculture—a worldwide overview. *Comput Electron Agric.* 36(2–3):113–132.
- Zhang, C., & Kovacs, J. M. (2012). The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. *Precision agriculture*, 13(6), 693-712.
- Zheng, J., Fu, H., Li, W., Wu, W., Yu, L., Yuan, S., ... & Kanniah, K. D. (2021). Growing status observation for oil palm trees using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173, 95-121.
- Zhu, W., Sun, Z., Peng, J., Huang, Y., Li, J., Zhang, J., Yang, B., Liao, X. (2019). Estimating maize above-ground biomass using 3D point clouds of multi-source unmanned aerial vehicle data at multi-spatial scales. *Remote Sensing*, 11(22), 2678.



## 7. PUBLICACIONES

### 7.1 Artículo 1

**Título:** Análisis espectral de los estados fenológicos del *Lupinus mutabilis* a través de espectroradiometría e imágenes tomadas desde vehículos aéreos no tripulados con diferentes pretratamientos físicos de desinfección de la semilla.

- Revista: Geocarto International
- ISSN: 1010-6049 / 1752-0762
- Editorial Taylor & Francis
- Año de publicación: 2021
- Coautores:
  1. Izar Sinde González (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España y Grupo de investigación geoespacial, Departamento de ciencias de la Tierra y la Construcción, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, 171103, Av. General Rumiñahui s/n, Sangolquí, Ecuador)
  2. César Falconí Saa (Departamento de Ciencias de la Vida y la Agricultura, Carrera de Ingeniería Agropecuaria IASA I, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolquí, Ecuador)
  3. Pedro Luna Guarnizo (Carrera de ingeniería geográfica y del medio ambiente, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Av. General Rumiñahui, s/n, 171103 Sangolquí, Ecuador)
  4. Luis Godoy Guanín (Carrera de ingeniería geográfica y del medio ambiente, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Av. General Rumiñahui, s/n, 171103 Sangolquí, Ecuador)
  5. Mariluz Gil Docampo (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España)
  6. Javier Maiguashca (Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias, Santa Catalina, Quito, Ecuador)
  7. Ruth Nato (Instituto Nacional de Investigaciones Agropecuarias, Santa Catalina, Quito, Ecuador)
- Factor de impacto (JCR):4.889
- Posición de la revista (JCR): 26/199 (Q1)
- <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1960431>
- La contribución del autor en este trabajo incluyó la conceptualización de la idea, toma de datos en campo, procesamiento de los datos en el software correspondiente, elaboración del estudio del arte, redacción del artículo científico con su discusión, resultados y conclusiones.
- Enlace a la revista: <https://www.tandfonline.com/toc/tgei20/current>



The screenshot shows a Taylor & Francis RightsLink interface. At the top, there are navigation icons for Home, Help, Email Support, Sign in, and Create Account. The main content area displays the title of the paper: "Spectral analysis of the phenological stages of *Lupinus mutabilis* through spectroradiometry and unmanned aerial vehicle imaging with different physical disinfection pretreatments of seeds". Below the title, it lists the author as "Izar Sinde-González, César E. Falconi-Saá, et al", the publisher as "Taylor & Francis", and the date as "Aug 2, 2021". A "Thesis/Dissertation Reuse Request" section is visible, stating that Taylor & Francis is pleased to offer reuses of its content for a thesis or dissertation free of charge contingent on resubmission of permission request if work is published. There are "BACK" and "CLOSE" buttons. At the bottom, there is a copyright notice: "© 2022 Copyright - All Rights Reserved | Copyright Clearance Center, Inc. | Privacy statement | Terms and Conditions".

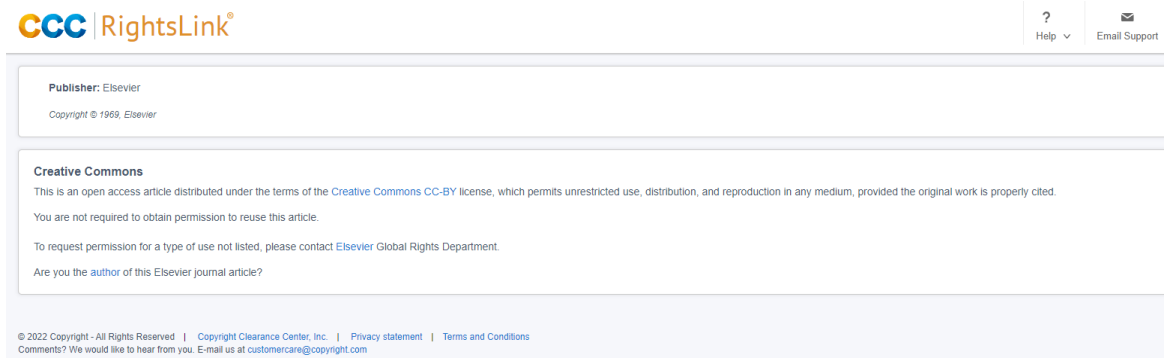
## 7.2 Artículo 2

**Título:** Estimación de biomasa en parcelas de pasto a partir de mediciones fotogramétricas multitemporales tomadas desde UAVs

- Revista: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation
- ISSN: 1569-8432
- Editorial Elsevier
- Año de publicación: 2021
- Coautores:
  1. Izar Sinde González (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España y Grupo de investigación geoespacial, Departamento de ciencias de la Tierra y la Construcción, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, 171103, Av. General Rumiñahui s/n, Sangolquí, Ecuador)
  2. Mariluz Gil Docampo (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España)
  3. Marcos Arza García (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España)
  4. José Grefa Sánchez (Carrera de ingeniería geográfica y del medio ambiente, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Av. General Rumiñahui, s/n, 171103 Sangolquí, Ecuador)
  5. Diana Yáñez Simba (Carrera de ingeniería geográfica y del medio ambiente, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Av. General Rumiñahui, s/n, 171103 Sangolquí, Ecuador)
  6. Patricio Pérez Guerrero (Departamento de Ciencias de la Vida y la Agricultura, Carrera de Ingeniería Agropecuaria IASA I, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolquí, Ecuador)
  7. Víctor Abril Porras (Departamento de Ciencias de la Vida y la Agricultura, Carrera de Ingeniería Agropecuaria IASA I, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolquí, Ecuador)
- Factor de impacto (JCR): 5.933
- Posición de la revista (JCR): 5/32 (Q1)



- <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102355>
- La contribución del autor en este trabajo incluyó la conceptualización de la idea, implementación de los ensayos en campo, apoyo en el replanteo de las parcelas y su siembra, toma de datos en campo con los equipos UAV, procesamiento de los datos en el software correspondiente, elaboración del estudio del arte, redacción del artículo científico con su discusión, resultados y conclusiones.
- Enlace a la revista: <https://www.journals.elsevier.com/international-journal-of-applied-earth-observation-and-geoinformation>



The screenshot shows the RightsLink interface for Elsevier. It includes the following text:

**Publisher:** Elsevier  
Copyright © 1969, Elsevier

**Creative Commons**  
This is an open access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY](#) license, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
You are not required to obtain permission to reuse this article.  
To request permission for a type of use not listed, please contact [Elsevier Global Rights Department](#).  
Are you the [author](#) of this Elsevier journal article?

© 2022 Copyright - All Rights Reserved | [Copyright Clearance Center, Inc.](#) | [Privacy statement](#) | [Terms and Conditions](#)  
Comments? We would like to hear from you. E-mail us at [customer-care@copyright.com](mailto:customer-care@copyright.com)

### 7.3 Artículo 3

**Título:** Generación de la línea base en la detección temprana de la pudrición de cogollo y anillo rojo en palma africana mediante tecnologías geoespaciales.

- Revista: Remote Sensing
- ISSN: 2072-4292
- Editorial MDPI
- Año de publicación: 2020
- Coautores:
  1. Mauricio Viera Torres (Carrera de ingeniería geográfica y del medio ambiente, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Av. General Rumiñahui, s/n, 171103 Sangolquí, Ecuador)
  2. Izar Sinde González (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España y Departamento de ciencias de la Tierra y la Construcción, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, 171103, Av. General Rumiñahui s/n, Sangolquí, Ecuador)
  3. Mariluz Gil Docampo (Departamento de Ingeniería Agroforestal, Universidad de Santiago de Compostela, Escola Politécnica Superior de Lugo, Campus Universitario s/n, 27002, Lugo, España)
  4. Vladimir Bravo Yandún (Asociación Nacional de Palmicultores ANCUPA, 080701, La Concordia, Ecuador)
  5. Theofilos Toulkeridis (Departamento de ciencias de la Tierra y la Construcción, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, 171103, Av. General Rumiñahui s/n, Sangolquí, Ecuador)



- Factor de impacto (JCR): 4.848
- Posición de la revista (JCR): 27/199 (Q1)
- <https://doi.org/10.3390/rs12193229>
- La contribución del autor en este trabajo incluyó la conceptualización de la idea, logística de campo en cuanto a transporte y alimentación, toma de datos en campo con los equipos UAV, procesamiento de los datos en el software fotogramétrico correspondiente, obtención de estadísticas, elaboración del estudio del arte, redacción del artículo científico con su discusión, resultados y conclusiones.
- Enlace a la revista: <https://www.mdpi.com/journal/remotesensing>



All articles published by MDPI are made immediately available worldwide under an open access license. This means: everyone has free and unlimited access to the full-text of all articles published in MDPI journals. open access publication is supported by the authors' institutes or research funding agencies by payment of a comparatively low Article Processing Charge (APC) for accepted articles. everyone is free to re-use the published material if proper accreditation/citation of the original publication is given.

© 2019 by the authors. **No special permission is required to reuse** all or part of article published by MDPI, including figures and tables. For articles published under an open access Creative Common CC BY license, any part of the article may be reused without permission provided that the original article is clearly cited. Reuse of an article does not imply endorsement by the authors or MDPI.



En la presente tesis se pretende implementar las metodologías empleadas actualmente en agricultura de precisión, en el campo de la teledetección mediante sensores aéreos no tripulados (UAV) en cultivos de alta importancia económica. Estas metodologías comprenden temáticas relacionadas con el análisis de crecimiento en cuanto a generación de biomasa en cultivos de Ryegrass y Kikuyo, análisis del estado de salud de plantaciones de lupino mediante su respuesta espectral y la detección de enfermedades en palma africana. Como resultados, se pudo detectar de forma temprana la afectación de Pudrición de Cogollo (PC) en palma africana, determinar que tratamiento de desinfección de semilla paralupino es el más adecuado en el control de la Antracnosis y estimar biomasa en cultivos de pasto con UAV.