



Estimación del índice de área foliar de la variedad híbrida de palma aceitera obtenido a través de imágenes multiespectrales captadas desde un vehículo aéreo no tripulado (UAV)

Avila Chimarro, Luis Adrián

Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura

Carrera Agropecuaria

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

Ing. Sinda González, Izar Ph.D.

26 de agosto del 2022



Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura

Carrera Agropecuaria

Certificación

Certifico que el trabajo de integración curricular: **Estimación del índice de área foliar de la variedad híbrida de palma aceitera obtenido a través de imágenes multiespectrales captadas desde un vehículo aéreo no tripulado (UAV)** fue realizado por: **Avila Chimarro, Luis Adrián**; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además ha sido revisado y analizado en su totalidad por la herramienta para verificación y/o análisis de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 26 de agosto del 2022



Firmado electrónicamente por:
**IZAR SINDE
GONZALEZ**

Ing. Sinde González Izar, Ph.D.

C.C: 1756491278

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

Avila Luis_copyleaks.docx

Scanned on: 15:32 August 26, 2022 UTC



Overall Similarity Score



Results Found



Total Words in Text

Identical Words	88
Words with Minor Changes	24
Paraphrased Words	141
Omitted Words	0



Escaneado electrónicamente por:
IÑAR SINDE
GONZÁLEZ

Ing. Sinde González Izar, Ph.D.
C.C: 1756491278



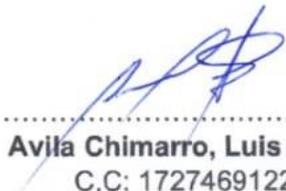
Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura

Carrera Agropecuaria

Responsabilidad de Autoría

Yo, **Avila Chimarro, Luis Adrián**, con cédula de ciudadanía No. 1727469122, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **Estimación del índice de área foliar de la variedad híbrida de palma aceitera obtenido a través de imágenes multiespectrales captadas desde un vehículo aéreo no tripulado (UAV)** es de mi autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 26 de agosto del 2022


.....
Avila Chimarro, Luis Adrián
C.C: 1727469122



Departamento de Ciencias de la Vida y de la Agricultura

Carrera Agropecuaria

Autorización de Publicación

Yo **Avila Chimarro Luis Adrián**, con cédula de ciudadanía No. 1727469122 autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **Estimación del índice de área foliar de la variedad híbrida de palma aceitera obtenido a través de imágenes multiespectrales captadas desde un vehículo aéreo no tripulado (UAV)** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios es de mi responsabilidad.

Sangolquí, 26 de agosto del 2022


.....
Avila Chimarro, Luis Adrián
C.C: 1727469122

Dedicatoria

A Dios, la virgen María, a mi madre por su esfuerzo y amor invaluable, junto con mi padre, quienes a lo largo de mi vida han velado por mi bienestar y educación siendo mi apoyo en todo momento. Ustedes son mi principal motivación.

Este trabajo va especialmente dedicado a la memoria de mi abuelita Paula, quien siempre estuvo conmigo, confió y creyó en mí hasta el final de sus días.

Agradecimiento

Un agradecimiento a mi madre, a mi padre, a mis primos y a toda mi familia quienes desde el inicio me han apoyado de todas las formas posibles en este camino por mi etapa universitaria.

A la Asociación Nacional de Cultivadores de Palma Aceitera - ANCUPA que a través del Ing. Vladimir Bravo quien con su experiencia me brindó asistencia durante las salidas de campo.

A mi tutor Dr. Izar Sinde que me proporcionó los recursos necesarios para el desarrollo de la investigación y gracias a él por su amistad, conocimiento, paciencia para que sea posible la realización de este trabajo.

Un agradecimiento especial a mi primo Carlos, que con sus palabras de apoyo, tiempo y conocimiento científico logré culminar con este proyecto.

Agradezco a mis amigos y compañeros que me han acompañado en todo el transcurso de la universidad, con quienes he pasado buenos y malos momentos.

Índice de contenidos

Carátula.....	1
Certificación	2
Resultados de la herramienta para verificación y/o análisis de similitud de contenido	3
Responsabilidad de Autoría	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria	6
Agradecimiento.....	7
Índice de contenidos.....	8
Índice de Tablas.....	11
Índice de Figuras	12
Resumen.....	13
Abstract.....	14
Capítulo I.....	15
Introducción.....	15
Planteamiento y justificación del problema	15
Objetivos	17
Objetivo General.....	17
Objetivos Específicos	17
Hipótesis	17
Capítulo II.....	18
Marco Teórico.....	18
Teledetección.....	18
Resoluciones de datos obtenidos.....	19
Tipos de sensores.....	19

Espectroscopía	20
Espectro electromagnético	20
Vehículos Aéreos No Tripulados – UAV	21
Sensores utilizados en los vehículos aéreos no tripulados	21
Agricultura de precisión	22
Índices de vegetación	23
Palma de aceite	24
Amazon	25
Taisha.....	25
Índice de área foliar (IAF)	25
Estadística.....	26
Métodos de muestreo	26
Estadística descriptiva	26
Media.....	27
Desviación estándar	27
Correlación de Pearson	27
Regresión lineal	28
RMSE	28
RRMSE	29
Capítulo III.....	30
Metodología	30
Área de estudio.....	30
Tamaño de la muestra.....	31
Equipos y software.....	32
Metodología para la obtención de datos	33
Índice de área foliar (IAF)	33

	10
Captura de imágenes aéreas UAV.....	34
Procesamiento de imágenes digitales.....	36
Aplicación de la herramienta estadística zonal.....	40
Captura y procesamiento de datos espectrales.....	41
Generación de índices de vegetación con el espectrorradiómetro.	43
Análisis estadístico	43
Análisis exploratorio de Datos.....	43
Capítulo IV	45
Resultados y Discusión	45
Generación de Ortomosaicos.....	45
Generación de índices de vegetación	47
Conteo automático de palma aceitera.....	51
Índices de vegetación con espectrorradiómetro y UAV	52
Capítulo V	60
Conclusiones y Recomendaciones	60
Conclusiones.....	60
Recomendaciones	60
Bibliografía	61

Índice de Tablas

Tabla 1 Materiales y equipos	32
Tabla 2 Parámetros del vuelo	35
Tabla 3 Índices de vegetación	38
Tabla 4 Rangos de longitudes de onda	43
Tabla 5 Resultados del conteo automático de plantas por variedad	51
Tabla 6 Resumen estadístico de los índices de vegetación generados por el espectrorradiómetro y UAV	52
Tabla 7 Correlación entre índices de vegetación con espectrorradiómetro y UAV	55
Tabla 8 Generación de modelos para IAF	57

Índice de Figuras

Figura 1 Espectro Electromagnético	20
Figura 2 Metodología del proyecto	30
Figura 3 Ubicación del sitio de muestreo	31
Figura 4 Filotaxia derecha e izquierda de la palma de aceite	33
Figura 5 Diseño de plan de vuelo	35
Figura 6 Imagen de la Tarjeta de Calibración MicaSense capturada previo al vuelo.	37
Figura 7 Ortomosaico DVI con más contraste	39
Figura 8 Conteo automático de plantas con el software ENVI	39
Figura 9 Herramienta estadística zonal generado por el software QGis	40
Figura 10 Espectrorradiómetro PRS-1100 (Spectral evolution, Haverhill, USA).....	42
Figura 11 Datos de reflectancia tomados en campo.....	42
Figura 12 Ortomosaico multiespectral de la variedad Taisha.....	46
Figura 13 Ortomosaico multiespectral de la variedad Amazon	46
Figura 14 NDVI a partir del sensor multiespectral	47
Figura 15 DVI a partir del sensor multiespectral	48
Figura 16 GNDVI a partir del sensor multiespectral.....	48
Figura 17 TNDVI a partir del sensor multiespectral	49
Figura 18 MTVI1 a partir del sensor multiespectral	49
Figura 19 RESAVI a partir del sensor multiespectral.....	50
Figura 20 NDRE a partir del sensor multiespectral.....	50
Figura 21 Resultado del conteo automático de palmas del lote ANCUPA.....	51
Figura 22 Diagrama de cajas de los datos obtenidos en campo de IAF	53
Figura 23 Comparación entre los valores de IAF generado por NDVI del UAV.....	58
Figura 24 Comparación entre los valores de IAF generado por GNDVI del UAV	59
Figura 25 Comparación entre los valores de IAF generado por TNDVI del UAV	59

Resumen

En el Ecuador los estudios mediante el uso de teledetección no están enfocados al índice de área foliar (IAF), pese a que es un parámetro importante en los estudios fisiológicos de palma aceitera. El uso de tecnologías geoespaciales en la agricultura se encarga de cuantificar estos datos optimizando la producción del cultivo, brindando beneficios económicos y reduciendo el uso de insumos y mano de obra. En esta investigación se estimó modelos de IAF para la variedad híbrida de palma aceitera. Los datos se recolectaron en la Asociación Nacional de Cultivadores de Palma Aceitera (ANCUPA), Santo Domingo de los Tsáchilas, en las que se seleccionaron dos variedades: Taisha y Amazon. Para cada variedad se obtuvieron imágenes multiespectrales a través del dron y se muestrearon ocho plantas, para cada planta se midió el área foliar y la radiación espectral. Con los datos de área foliar se calculó el IAF y con los valores obtenidos del espectrorradiómetro y las imágenes multiespectrales del vehículo aéreo no tripulado (UAV) se calcularon los índices de vegetación. Con esta información se realizó una correlación de Pearson entre los datos tomados en campo y los del UAV para siete índices de vegetación. Se registró tres índices con diferencias significativas ($p < 0,05$): NDVI, GNDVI y TNDVI. Para identificar el modelo que mejor se ajusta se realizó una regresión lineal para los tres índices de vegetación y el IAF tomados en campo. El mejor modelo de regresión desarrollado para el cálculo de IAF fue GNDVI, seguido de TNDVI y NDVI con valores R^2 de 0,62; 0,48 y 0,39 respectivamente.

Palabras clave: teledetección, UAV, palma aceitera, índices de vegetación, IAF

Abstract

In Ecuador, studies using remote sensing are not focused on the leaf area index, despite the fact that it is an important parameter in physiological studies of oil palm. The use of geospatial technologies in agriculture is responsible for quantifying this data, optimizing crop production, providing economic benefits and reducing the use of inputs and labor. In this research, LAI models were estimated for the hybrid variety of oil palm. The data was collected in the National Association of Oil Palm Growers (ANCUPA), Santo Domingo de los Tsáchilas, in which two varieties were selected: Taisha and Amazon. For each variety, multispectral images were obtained through the drone and eight plants were sampled, for each plant the leaf area and spectral radiation were measured. With the leaf area data, the LAI was calculated and with the values obtained from the spectroradiometer and the multispectral images of the UAV, the vegetation indices were calculated. With this information, a Pearson correlation was made between the data taken in the field and those of the UAV for eight vegetation indices. Three indices with significant differences ($p < 0.005$) were recorded: NDVI, GNDVI and TNDVI. To identify the model that best fits, a linear regression was performed for the three vegetation indices and the LAI taken in the field. The best regression model developed for calculating LAI was GNDVI, followed by TNDVI and NDVI with R^2 values of 0.62; 0.48 and 0.39 respectively.

Keywords: remote sensing, UAV, oil palm, vegetation indices, LAI

Capítulo I

Introducción

Planteamiento y justificación del problema

En la actualidad, la palma aceitera es el principal cultivo de donde se obtiene el aceite en el mundo, el área cultivada se ubica principalmente en el Asia (74%), seguida de África (20%), América (5%) y Oceanía (1%) (Lesage et al., 2021). Reportes recientes indican que el 57% del cultivo de palma en el Ecuador han sido afectadas por problemas fitosanitarios afectando directamente a la producción de aceite.

En este contexto, según Awal y Wan (2008), la estimación del IAF es uno de los parámetros más importantes medidos en los estudios fisiológicos para el mejoramiento de la palma aceitera, debido que de acuerdo a Romero et al. (2022), este se relaciona con un efecto que impacta directamente en la interceptación de luz, lo cual está relacionado con la actividad fotosintética de las plantas, esto quiere decir que el IAF es la vía para determinar un modelo de crecimiento y rendimiento en el cultivo. Además, deduce las variaciones de crecimiento causadas por manejo, enfermedades, diferencias ambientales, genéticas, daños por plagas y enfermedades (Costa et al., 2019). Otro factor que está relacionado con el IAF es la densidad de siembra, dado que el tamaño de la copa madura tiene un efecto durante el período principal de la producción de racimos, por lo tanto, se necesitan mediciones frecuentes para una estimación confiable del área foliar promedio (Romero et al., 2022).

Los métodos utilizados para determinar el área foliar de un cultivo pueden ser directos o indirectos y destructivos o no destructivos. En la actualidad, en el país se utilizan los métodos destructivos, en consecuencia, la medición del IAF en grandes áreas es problemática (Gobron et al., 1997). Sin embargo, desarrollar modelos de estimación de IAF mediante el uso de cámaras y sensores, abre las posibilidades para nuevas investigaciones en variedades híbridas de palma aceitera a través de vehículos aéreos no tripulados (UAV) (dos Santos et al., 2020).

Por lo tanto, se requieren nuevos métodos para evaluar el estado del cultivo de palma y, la captura y análisis de imágenes puede ser una técnica potencialmente útil para reemplazar los procedimientos que requieren mucho tiempo y proporcionar información útil para un manejo más eficiente de la palma (Diago et al., 2012).

Ante esta situación, de acuerdo a Manzo et al. (2014), las tecnologías agrícolas han ido evolucionando cada día, brindando oportunidades para aumentar la productividad y seguridad de los agricultores. Una de las herramientas que ha empezado a utilizarse en la agricultura, son los vehículos aéreos no tripulados (UAV). Cumplen múltiples funciones en la agricultura, como el mapeo de campos, la vigilancia y monitoreo de los cultivos, plagas y enfermedades, la eficiencia de irrigación, y la aplicación de plaguicidas, entre otros.

En la presente investigación se estimará el índice de área foliar a través de imágenes multiespectrales captadas desde un UAV mediante la correlación de los índices de vegetación tomados en campo y obtenidos por el UAV, consiguiendo así modelos de IAF que se ajusten a la variedad híbrida de palma aceitera.

Objetivos

Objetivo General

Estimar el índice de área foliar de la variedad híbrida de palma aceitera obtenido a través de imágenes multiespectrales captadas desde un vehículo aéreo no tripulado.

Objetivos Específicos

Relacionar los datos obtenidos del UAV en palma híbrida a través de los valores medidos con un espectrorradiómetro.

Ajustar los modelos para estimación de índice de área foliar de palma híbrida a través de imágenes UAV.

Determinar la precisión de los modelos para índice de área foliar por medio de los índices de vegetación captados desde un UAV.

Hipótesis

Las imágenes multiespectrales captadas desde un UAV permiten estimar el índice de área foliar en variedades híbridas de palma aceitera.

Capítulo II

Marco Teórico

Teledetección

La teledetección o más conocida como sensores remotos, se define como la adquisición y medición de información sobre ciertas propiedades de fenómenos, objetos o materiales mediante un dispositivo de registro que no está en contacto físico con las características bajo vigilancia (Shunlin y Jindi, 2020). Estos sistemas utilizan tecnologías de la información y suelen generar datos espectrales dado a las altas resoluciones (Tunca et al., 2018). En este contexto, se debe tener en cuenta la resolución espacial y espectral, la primera define el tamaño del píxel de imágenes satelitales o aéreas que se relacionan con el objeto más pequeño capturado que se puede reconocer en el suelo; por otro lado, la resolución espectral reconoce el ancho y la ubicación de las bandas espectrales en las que el sensor va a captar la radiación reflejada (Leslie, 2017).

De acuerdo con Lee et al. (2020), la teledetección contribuye con los modelos de crecimiento de cultivos que ayudan a predecir el rendimiento, impactos potenciales del cambio climático y aplicaciones como la toma de decisiones agronómicas.

Las longitudes de onda más útiles en la teledetección cubren la luz visible (VIS) y se extienden a través del infrarrojo cercano (NIR) y de onda corta (SWIR), hasta el infrarrojo térmico (TIR) y las bandas de microondas. La teledetección presenta dos tipos de sensores: los pasivos registran la radiación emitida por objetos, por lo contrario, los activos emiten su propia radiación (Leslie, 2017).

Resoluciones de datos obtenidos

La resolución espacial o también llamada tamaño de celda horizontal, es el área geográfica de una medición en el suelo desde donde se origina la radiación ascendente (Leslie, 2017). Esto involucra que sea medido a una altitud particular en donde un observador percibe el suelo de acuerdo con un cono de visibilidad, es decir, el área de superficie que se observa depende fuertemente de la altitud de la plataforma (Ose et al., 2016).

La resolución radiométrica describe el rango dinámico o la cantidad de números de salida diferentes en cada banda de datos, y está determinada por el número de bits en que se divide la radiación registrada; por lo tanto, mientras posea más bits, el resultado obtendrá una mayor precisión radiométrica del sensor (Shunlin y Jindi, 2020).

La resolución espectral hace referencia al ancho, la ubicación y número de las bandas espectrales en un sensor. Además, muchos sistemas de sensores tienen una banda pancromática, que es una sola banda ancha en el espectro visible, y bandas multiespectrales en el espectro visible-cercano-IR o térmico-IR (Shunlin y Jindi, 2020).

La resolución temporal es una medida del ciclo de repetición o frecuencia con la que un sensor vuelve a visitar la misma parte de la superficie de la Tierra. Las características de frecuencia están determinadas por el diseño del sensor del satélite y su patrón de órbita (Shunlin y Jindi, 2020).

Tipos de sensores

En teledetección de acuerdo a Ose et al. (2016), los sensores se pueden clasificar en activos y pasivos. Los sensores pasivos miden la radiación que el objetivo emite o refleja de forma manual. Por ejemplo, los sensores que operan en el rango visible, midiendo la radiación solar reflejada por un objeto en la Tierra: las cámaras de fotos, radiómetros y sistemas de video. Por lo contrario, los sensores activos desempeñan una doble función, dado que emiten y miden la cantidad de energía reflejada por el objetivo. Por ejemplo, el sensor radar (Radio Detection and Ranging) o LiDAR (Light Detection and Ranging) (Ose et al., 2016).

Espectroscopía

La espectroscopía o teledetección espectral estudia la interacción de la radiación electromagnética, esta es capaz de detectar la luz solar reflejada por la superficie terrestre según su longitud de onda; esto significa que los sensores espectrales tienen una banda para cada uno de los diferentes rangos del espectro electromagnético (Yao et al., 2019). Estos diferentes tipos de interacción dependerán principalmente de las características físicas y químicas de la muestra, así como de la intensidad de la radiación utilizada (Ríos Hernández, 2021).

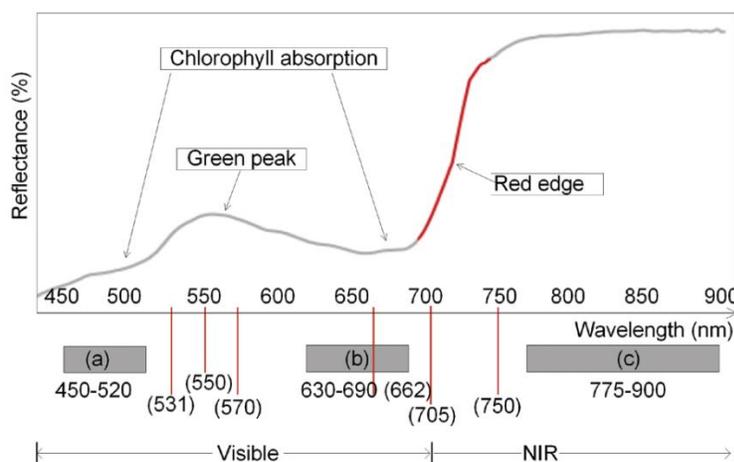
Espectro electromagnético

Según Wade y Ananda (2016), el espectro electromagnético es el rango de longitudes de onda o frecuencias de la radiación electromagnética. En esta se incluye ondas de radio, microondas, luz visible, rayos X y rayos gamma.

Los sistemas de teledetección de uso común registran la radiación en forma de espectro electromagnético, es decir, rango visible (0,4-0,7 micrómetros), infrarrojo cercano (0,7-1000 micrómetros) y microondas (Wade y Ananda, 2016).

Figura 1

Espectro Electromagnético



Nota. Longitudes de onda para el rango visible y NIR. Tomado de (Sha et al., 2018)

Vehículos Aéreos No Tripulados – UAV

Un dron es un vehículo aéreo no tripulado manejado con control remoto a través de aplicaciones para smartphones o tablets, se emplean en la agricultura de precisión con el fin de realizar un seguimiento detallado del cultivo, mejora del consumo del agua, fumigación, entre otros (Ríos Hernández 2021) (Ríos Hernández, 2021). Los UAV, sobrevuelan los cultivos con cámaras multiespectrales que identifican características desapercibidas a simple vista contribuyendo a una mejor precisión y productividad del campo, cuentan con cámaras de alta definición e información geográfica que tienen la capacidad de recorrer más de mil hectáreas en menos de una hora contribuyendo así a la resolución de problemas de los cultivos de gran extensión, como: estrés hídrico, deficiencias nutricionales, plagas, enfermedades (García y Flego, 2013).

Sensores utilizados en los vehículos aéreos no tripulados

Los sensores más utilizados en teledetección, han adoptado versiones pequeñas de bajo costo principalmente como drones con cámaras RGB, entre las aplicaciones en teledetección consta los productos de ortofotos y DSM. De la misma forma las cámaras multiespectrales es uno de los sensores más utilizados puesto que sus beneficios brindan información espectral en el borde rojo e infrarrojo cercano, esto permitirá cuantificar la salud de las plantas y la detección de enfermedades por medio de índices de vegetación (Yao et al., 2019). Otro sensor utilizado en los UAV son las cámaras hiperespectrales, se destacan por su capacidad de captar grandes volúmenes de información, dicho de otra manera, capturan imágenes con cientos de bandas. Por su parte, los sensores infrarrojos térmicos se utilizan ampliamente en diversas mediciones de emisión térmica y temperatura superficial, por ejemplo, incluye la estimación de parámetros biofísicos de cultivos para la agricultura de precisión y el uso de cámaras térmicas basadas en UAV para estimar la evaporación del agua en una escala espacial mucho más fina para la irrigación y la gestión de los recursos hídricos. Finalmente, los

sensores LiDAR se destaca por ser una de las formas más precisas para la adquisición de datos geométricos (Yao et al., 2019).

Agricultura de precisión

Para González et al. (2016), la agricultura de precisión constituye el estudio de un área de cultivo por medio de herramientas tecnológicas que permiten la recolección de información con el fin de que esta sea utilizada para mejorar las prácticas de manejo del cultivo y mejorar la productividad.

El uso de teledetección es necesario en el campo de la investigación agrícola debido a que estos sistemas de producción están altamente expuestos a la variación de suelo, clima y otros cambios físicos-químicos (Shanmugapriya et al., 2019). Estas tecnologías tienen muchas aplicaciones en el campo de la agricultura como la estimación de la superficie cultivada, el seguimiento del crecimiento de los cultivos, la estimación de la humedad del suelo, la evaluación de la fertilidad del suelo, la detección del estrés de los cultivos, detección de enfermedades, estimación del rendimiento y entre otros (Shanmugapriya et al., 2019).

Por otro lado, la fotogrametría es un proceso importante dentro de la agricultura de precisión, debido a que se encarga de derivar la información sobre un objeto a través de mediciones realizadas por medio de la captación de imágenes de un UAV. Se emplea la fotogrametría en agricultura con el objetivo de establecer la relación entre la imagen y el predio agropecuario, y estos datos obtenidos sean clasificados de manera que tenga una interpretación cualitativa con respecto a lo observado a simple vista en campo (Watson et al., 1999).

El proceso de fotogrametría y la obtención de productos geomáticos inicia con la planificación del vuelo que consiste en representar sobre un mapa con una escala adecuada las líneas de vuelo que se deben seguir, los puntos de captura de las imágenes, altura de vuelo, entre otras (Kyratzis et al., 2017). Después es importante tomar fotografías de las dianas de calibración para realizar la corrección radiométrica de las imágenes. Finalmente, la

construcción del mosaico de las imágenes que servirán como insumo para el análisis de las diferentes variables agronómicas.

Índices de vegetación

Los índices son un conjunto de operaciones algebraicas llevadas a cabo sobre los valores numéricos de los píxeles, donde se utilizan dos o más bandas pertenecientes a la misma escena, de tal forma los índices de vegetación se definen como un parámetro calculado a partir de los valores de reflectancia a distintas longitudes de onda sensible a la cobertura vegetal, es decir, consiste en un número generado por la combinación de bandas espectrales y tiene una relación con la cantidad de vegetación presente en un píxel dado (Muñoz, 2013).

El índice de Vegetación Normalizado (NDVI), es el más utilizado debido a la sencillez de cálculo y su rango de variación entre -1 a $+1$, dichos valores están en función de la energía absorbida o reflejada por las plantas en diferentes partes del espectro electromagnético, de modo que la respuesta espectral de la vegetación sana muestra diferencias entre el espectro visible, principalmente la banda roja y el infrarrojo cercano (Díaz, 2015). Se caracteriza por minimizar los efectos topográficos y producir una escala lineal de medición, además, su normalización reduce el efecto de la degradación de calibración del sensor y la influencia de los efectos atmosféricos. Valores bajos de NDVI equivalentes al 0.1, corresponden a áreas rocosas, arenosas o nevadas, mientras que valores de 0.2 a 0.3 representan a áreas pobres, arbustos o pasturas naturales (Muñoz, 2013).

El índice de vegetación de diferencia normalizada en verde (GNDVI), es una variante del NDVI, se caracteriza por utilizar la banda verde en lugar de la roja.

El índice de vegetación de diferencia (DVI), se basa en la distancia, es decir, separa la información entre la vegetación y el suelo basándose en el uso de la línea de suelo y la distancia desde ese punto. Si el índice presenta un valor de 0 indica un suelo desnudo, por su parte aquellos valores menores a 0 corresponden a agua mientras que los mayores de cero representan vegetación (Muñoz, 2013).

El índice de vegetación ajustado al suelo de borde rojo (RESAVI), incorpora una constante de suelo, utilizada de acuerdo con la densidad de la vegetación que puede ser, baja, intermedia o alta. Así también, considera la reflectividad del suelo y puede aislar la información de la vegetación del suelo correspondiente (Muñoz, 2013).

El Índice de Vegetación Triangular Modificado (MTVI1) presenta una menor sensibilidad a la variación de clorofila en la planta y resiste el fenómeno de saturación para valores altos de IAF (Santafé, 2017).

El índice de vegetación de diferencia normalizada transformada (TNDVI), de acuerdo a Cutillas et al. (2006), cuantifica los valores de producción de clorofila a través de la emisión espectral que se presentan en los elementos vegetales capturados. Además, este índice ejerce una mejor respuesta que un índice de vegetación normalizado en áreas de poca vegetación.

El índice de vegetación normalizado diferencial de borde rojo (NDRE), se define como una relación de la diferencia entre la banda NIR y banda red edge y se calcula con el fin de indicar el contenido de clorofila (Boiarskii y Hasegawa, 2019).

Palma de aceite

La palma de aceite *Elaeis guineensis* Jacq., pertenece a la Familia Arecaceae es una monocotiledónea perenne con tallo erecto y de entrenudos cortos, sus hojas de característica pinnada miden entre 5 a 7m, con folíolos dispuestos a ambos lados del raquis, lo que le brinda una apariencia desordenada (Tuiran, 2020). Se distribuye en Centroamérica y el norte de Suramérica, en Ecuador las primeras plantaciones de palma aceitera empezaron en Santo Domingo, La Concordia, Quinindé y Quevedo, para luego extenderse a zonas como el valle del Guayas y Guayaquil, además de las provincias de Napo, Orellana y Sucumbíos (Potter, 2011).

Por otra parte, la palma aceitera es uno de los cultivos permanentes de mayor relevancia en el Ecuador, pues en 2019 el cultivo de palma registró una superficie plantada de 246 mil hectáreas con una producción entre 2,5 y 3 millones de toneladas de fruta de palma y más de 450 mil toneladas de aceite, es así que el país se sitúa en el séptimo puesto a nivel

mundial, cabe recalcar que dicha producción está condicionada por factores climáticos y controles fitosanitarios (Ministerio de Agricultura y Ganadería, 2020).

Amazon

Es un híbrido OxG, proveniente de un grupo de cruces entre palmas madres oleífera nativas de Manaus en Brasil, cruzadas con Pisíferas compactas, dentro de sus características destacan sus hojas cortas semejantes a *E. guineensis*, menor cobertura de las inflorescencias femeninas y autocompatibilidad pues se poliniza con su propio polen lo que produce el desarrollo de frutos fértiles (Alvarado et al., 2013).

Taisha

La palma híbrida Taisha, conocida como *Elaeis oleifera* Taisha, debido a su presencia en Taisha, Morona Santiago, Ecuador, es una planta que tiene tolerancia a la pudrición de cogollo, dentro de sus características destacan: caracteres externos de crecimiento lento, pedúnculo largo, pocas espatas en el racimo lo que facilita la polinización y por ende mejora la fertilidad, dichos caracteres hacen que esta palma sea útil para los programas de mejoramiento y obtención de híbridos (Navarro, 2021).

Índice de área foliar (IAF)

De acuerdo a (Fairhurst y Härdter, 2003), “el índice de área foliar es la proporción del área foliar del terreno y no tiene dimensiones ya que es una proporción”.

Por otro lado, para la obtención de esta medida se han discutido varias metodologías que se han basado en métodos directos e indirectos, sin embargo, la adquisición de estos datos de manera directa se ha dificultado para grandes extensiones, por lo que la capacidad de adquirir con precisión y rapidez el índice de área foliar se ha convertido en un componente indispensable en el campo agrícola (Zheng y Moskal, 2009).

Estadística

Métodos de muestreo

En investigaciones cualitativas reportadas a través de la proporción del fenómeno de estudio en la población de referencia, una de las fórmulas para calcular la muestra es la de población finita, empleada siempre y cuando se conozca el total de unidades de observación que la integran (Aguilar, 2005). En el caso del presente estudio la variable cualitativa es el IAF de dos variedades de palma, para lo que se emplea la siguiente fórmula:

$$n = \frac{NZ^2pq}{d^2(N - 1) + Z^2pq} \quad (1)$$

Donde:

p: proporción aproximada del fenómeno en estudio en la población de referencia

q: proporción de la población de referencia que no presenta el fenómeno en estudio (1-p), donde la suma de la p y la q siempre debe dar 1.

Z: valor de Z crítico o nivel de confianza

N: Tamaño de la población

d: Nivel de precisión absoluta, es decir la amplitud del intervalo de confianza deseado en la determinación del valor promedio de la variable en estudio.

Estadística descriptiva

Consiste en la aplicación de varias técnicas y procedimientos con el fin de tener resúmenes elaborados a partir de la información recopilada en el estudio, es la etapa inicial del análisis estadístico, consta de las siguientes fases: Ordenar los datos, clasificar observaciones, obtener recuentos de valores y sintetizar sea de forma numérica o gráfica las series (Granero Pérez, 2020).

Media

De acuerdo a Granero Pérez (2020), es una medida de tendencia central, que se obtiene a sumar todos los valores de una muestra y dividiendo entre el número de valores sumados, como lo indica la siguiente fórmula:

$$\bar{x} = \frac{\sum_i^n x_i}{n} \quad (2)$$

Desviación estándar

Es un índice de dispersión que se interpreta como una medida del grado de heterogeneidad en las observaciones (Granero Pérez, 2020). Es decir, permite conocer el número de valores cercanos a la media asumiendo una distribución normal (Granero Pérez, 2020). Razón por la que se emplea la fórmula:

$$\text{Desviación estándar} = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (3)$$

Correlación de Pearson

Se trata de un indicador que describe de forma cuantitativa la fuerza y dirección de la relación entre dos variables cuantitativas cuya distribución es normal, además ayuda a determinar la covarianza, es decir la tendencia de dos variables a ir juntas (Roy García et al., 2019). Para calcular el coeficiente de correlación de Pearson, se emplea la siguiente fórmula:

$$r_s = \frac{n \sum XY - (\sum x)(\sum Y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2] [n \sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (4)$$

En el numerador se encuentra la covarianza representada por la suma de productos xy , mientras que en el denominador está la raíz del producto de las sumas de cuadrados de ambas variables. El coeficiente de correlación puede tomar valores entre -1 a +1, donde un valor de 0 significa que no hay correlación, de modo que el comportamiento de una variable no se relaciona con el comportamiento de la otra, mientras que cuando el coeficiente de correlación es más cercano a 1, la fuerza de asociación es mayor (Roy García et al., 2019).

Regresión lineal

Es un método estadístico que permite predecir el comportamiento de la variable dependiente a partir de una independiente, es así como se dice que existe regresión de los valores de una variable con respecto a la otra, cuando la línea de regresión se ajusta a los valores observados (Dagnino, 2014). Para determinar dicha relación se establece un procedimiento de 4 etapas: En la primera etapa la aproximación se realiza a través de un dibujo de los puntos en un plano cartesiano que muestre la relación entre las 2 variables, posteriormente se determina la ecuación de la línea que describa mejor los puntos, luego, se procede a calcular la variabilidad de la muestra con respecto a la línea de regresión y para finalizar se realizan inferencias (Dagnino, 2014).

RMSE

El Error cuadrático medio RMSE denominado también desviación cuadrática media, es una medida de la diferencia entre los valores pronosticados por un modelo y los valores observados (Velez y Nieto, 2016). Su fórmula es:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (5)$$

Es así como el RMSE se define como la raíz cuadrada de la media de los errores al cuadrado, donde: n representa el número de muestras, y_t son los valores observados de y y \hat{y}_t se modela en valores de tiempo t o lugar (Velez y Nieto, 2016).

RRMSE

El error cuadrático medio relativo, se utiliza para evaluar la exactitud y precisión de un estimador, si los valores de cada medida en términos absolutos son menores, significa que el estimador será mejor (Brzezinski, 2016). Además, el RRMSE se caracteriza por tomar en cuenta tanto el sesgo como la dispersión de un estimador y está definido como:

$$RRMSE = \frac{100}{\alpha} \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha)^2} \quad (6)$$

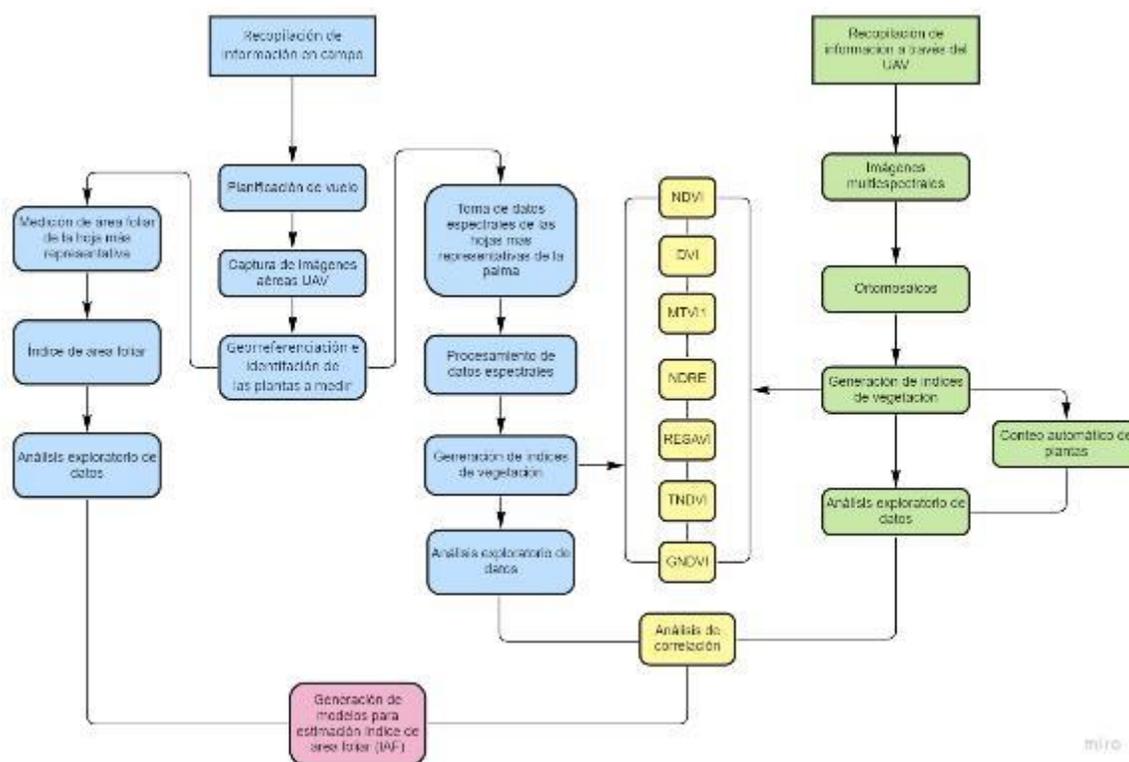
Capítulo III

Metodología

La metodología usada para el diseño del presente proyecto se basó principalmente en dos aspectos, primero, en la recopilación de datos en campo y segundo, la recopilación de datos obtenidos por el UAV. En la Figura 2 se indica el flujograma general de la investigación.

Figura 2

Metodología del proyecto



Nota. Flujograma de la metodología seguida en la investigación

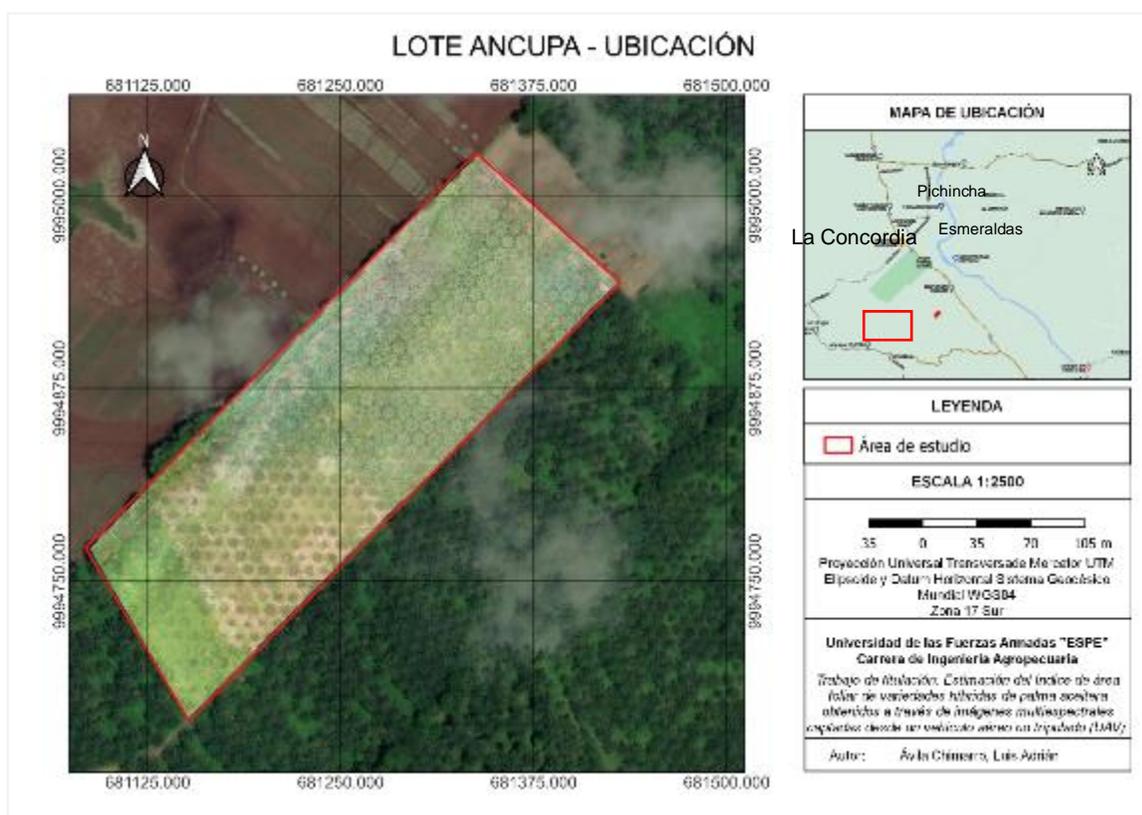
Área de estudio

Esta investigación se llevó a cabo en la Asociación Nacional de Cultivadores de Palma Aceitera (ANCUPA), ubicada en el kilómetro 37 vía Santo Domingo-Quinindé, cantón La Concordia, Santo Domingo, Ecuador. El lugar de investigación tiene una altitud de 300 m.s.n.m. y está ubicado en las coordenadas 0°02'28.96" N, 79°24'54.00 W. De acuerdo a Anchundia Ponce (2021), en el sector predominan condiciones de bosque húmedo tropical, con

temperatura media de 24,7 °C. La humedad relativa promedio anual es del 87% y la precipitación promedio anual es de 2704,3 milímetros. La investigación se realizó en un campo con un área de 52 hectáreas. Esta área de estudio estuvo compuesta por dos variedades híbridas de palma: Taisha y Amazon.

Figura 3

Ubicación del sitio de muestreo



Nota. Mapa geográfico de la localización del sitio de investigación.

Tamaño de la muestra

El tamaño de la muestra se estableció de acuerdo a Morellato et al. (2010), quien demostró que para aplicaciones en bosques de árboles tropicales se debe tomar una muestra mínima de 15 árboles. En el caso de esta investigación se han tomado 8 muestras de cada variedad ($n=16$), puesto que se intenta generar un modelo general para las variedades híbridas de palma aceitera. En este sentido, se reafirma con lo mencionado por Tarricone et al. (2015),

al realizar una investigación del biomonitoreo con árboles basada en la estandarización de la recolección y conservación de muestras de hojas, expresa que el 70% de las publicaciones especificaron un tamaño de muestra y evaluaron no más de 5 árboles por sitio de muestreo y especie; apenas el 3% de los estudios revisados presentaron un tamaño de muestra mayor a 15 árboles.

Equipos y software

Se utilizaron los siguientes materiales y equipos para el levantamiento de la información y su posterior procesamiento, en el ensayo:

Tabla 1

Materiales y equipos

No.	Equipo	Descripción
Levantamiento de la información		
1	UAV	DJI Phantom IV
2	Cámara Multiespectral	Marca Parrot Sequoia
3	Espectrorradiómetro	Spectral evolution PRS-1100
4	Tarjeta de calibración	MicaSense Calibrated Reflectance Panel
5	GPS Navegador	Garmin Ventura
6	Celular	Xiaomi Redmi Note 8 Pro
7	Computador	Laptop Lenovo
Procesamiento de información		
8	DJI Pilot	Software para planificación del vuelo y toma de imágenes
9	Pix4D Mapper	Software para el procesamiento fotogramétrico
11	QGIS	Software SIG libre y de código abierto
12	ENVI	Software para análisis y visualización de datos científicos e imágenes
13	RStudio	Software para el análisis estadístico

Nota. Herramientas que se utilizaron en el levantamiento y procesamiento de la información.

Metodología para la obtención de datos

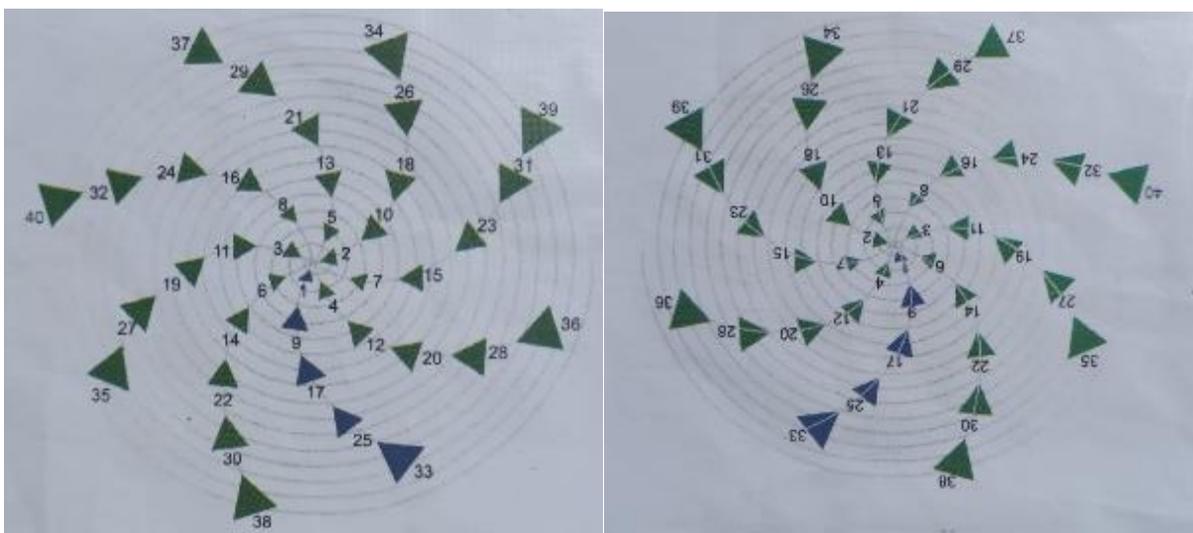
Índice de área foliar (IAF)

La medición del área foliar de palma en campo, se determinó de acuerdo a la metodología de (Olsson et al., 2021), en donde menciona que la hoja 17 es la más representativa de la copa. Asimismo, de estas se obtuvo el número de folíolos. Posteriormente para medir las dimensiones de los folíolos se seleccionó y se desprendieron seis folíolos de la mitad de la hoja, del cual se tomó el largo (cm) y ancho (mm). Finalmente, para encontrar el número de hojas se observó la forma de la espiral que posee la palma y con la ayuda de una guía donde se indicaba la filotaxia derecha e izquierda Figura 4, se determinó la cantidad de hojas de la planta. El área foliar total de cada planta se calculó sumando el área unitaria de todas las hojas de una planta con la ecuación (8).

De esta forma, las mediciones del índice de área foliar se calcularon luego con la ayuda de la ecuación (9).

Figura 4

Filotaxia derecha e izquierda de la palma de aceite



Nota. Disposición y numeración de las hojas de palma aceitera.

En primer lugar, se detallará el procedimiento para encontrar el área foliar:

$$AF = b(n \times lw) \quad (7)$$

En donde:

AF : área de la hoja en cm^2

b : factor de corrección igual a 0,55

n : número de foliolos

lw : promedio de la longitud por el ancho medio en una muestra de foliolos

Luego:

$$AFT = AF \times B \quad (8)$$

En donde:

AFT : área foliar de la palma en cm^2

B : número de hojas en la palma

Finalmente, para encontrar el índice de área foliar según Tunca et al. (2018), se debe calcular mediante la siguiente fórmula:

$$IAF: \frac{\text{Área foliar}}{\text{Distancia entre hileras} \times \text{distancia entre plantas}} \quad (9)$$

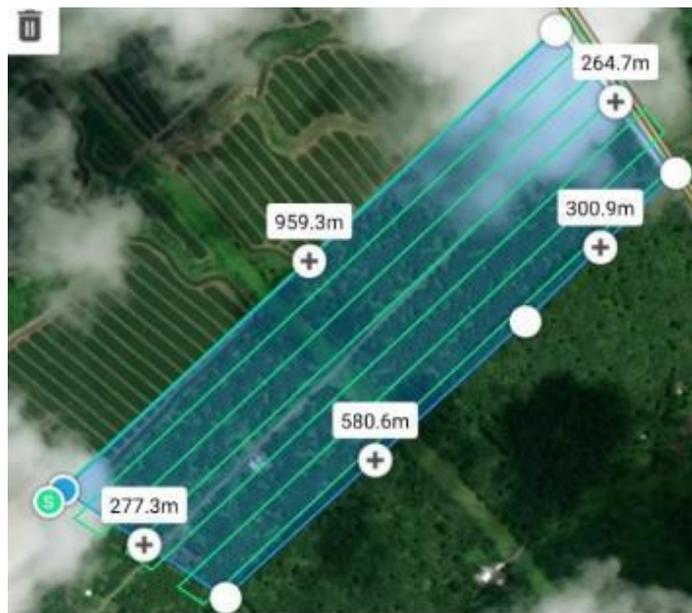
Captura de imágenes aéreas UAV

Planificación de vuelo. El vuelo fue realizado el 3 de junio de 2022, con el UAV DJI Phantom IV y una cámara parrot sequoia, tomando imágenes multiespectrales. Por lo tanto, para asegurar la calidad de los modelos digitales se efectuaron traslapos grandes. (Ver Tabla 2)

entre imágenes, de modo que el software encuentre menos dificultades al momento encontrar puntos en común entre imágenes Figura 5.

Figura 5

Diseño de plan de vuelo



Nota. Vista del lugar donde se realizó el plan de vuelo a través del software DJI Ground Station Pro.

Ejecución del vuelo. Para la ejecución del vuelo se utilizó el software DJI Ground Station Pro, en donde se ingresaron los parámetros de vuelo Tabla 2. Ahora bien, los datos como el área del terreno, cantidad de líneas de vuelo, tiempo de vuelo y velocidad fueron calculados automáticamente por el programa.

Tabla 2

Parámetros del vuelo

Parámetros	Unidad
Área del terreno	4 ha.
Altura de vuelo	80 m

Parámetros	Unidad
Traslado transversal	70%
Traslado longitudinal	80%
Velocidad	8.1 m/s

Nota. Descripción de los parámetros para la planificación de vuelo.

Procesamiento de imágenes digitales

Para el procesamiento de las fotografías multiespectrales se utilizó el software Pix4Dmapper. Para la generación de los dos ortomosaicos fueron aplicados los mismos pasos, que serán explicados posteriormente.

Generación de ortomosaicos multiespectrales. En el software Pix4Dmapper se ingresaron las imágenes multiespectrales y las fotos de las dianas de calibración para que el programa realice la calibración radiométrica. Luego, para comenzar a analizar la información captada por el UAV se dividió el proceso en tres partes: en primera instancia se ejecutó el procesamiento inicial donde se realiza la orientación interna y externa de las imágenes a través de las coordenadas de los centros de cada imagen, generando puntos de enlace automáticamente. Posteriormente se ejecutó la nube de puntos y malla, en este proceso se realizó la calibración geométrica, marcándose los puntos de control generando la nube de puntos y las mallas. Finalmente, el programa generó automáticamente un modelo del terreno, un modelo digital de elevaciones y los ortomosaicos.

Corrección radiométrica. Según Olsson et al. (2021), en la calibración de ortomosaicos se debe realizar la corrección radiométrica para crear mapas de reflectancia y calcular índices de vegetación para permitir comparaciones entre datos recopilados en diferentes épocas y ubicaciones, por lo cual se utilizó la MicaSense Calibrated Reflectance

Panel, su función es convertir los valores de radiancia a reflectancia; para su funcionamiento se procedió a tomar cinco fotografías representativas del clima en el vuelo con el UAV Figura 6.

Figura 6

Imagen de la Tarjeta de Calibración MicaSense capturada previo al vuelo.



Nota. Diana de calibración usada para la corrección radiométrica de las imágenes obtenidas del UAV.

Cálculo de índices de vegetación y extracción de datos a partir de los ortomosaicos multiespectrales. Para la generación de índices de vegetación se tomaron en cuenta las ecuaciones de la Tabla 3. Para la obtención de los índices se utilizó los valores de los ortomosaicos multiespectrales, con las que se calculó en el software QGIS. En primera instancia los valores de índices de vegetación se utilizaron para obtener un contraste del cultivo respecto a demás componentes de la imagen, tal es el caso del suelo, pasto, agua, entre otros elementos. Este proceso se generó con la finalidad de correlacionar las imágenes de UAV con las mediciones del espectrorradiómetro; y los que obtengan diferencias significativas para los datos de índice de área foliar tomados en campo, de esta manera estimar los valores de IAF a partir de las imágenes obtenidas de un UAV.

Tabla 3*Índices de vegetación*

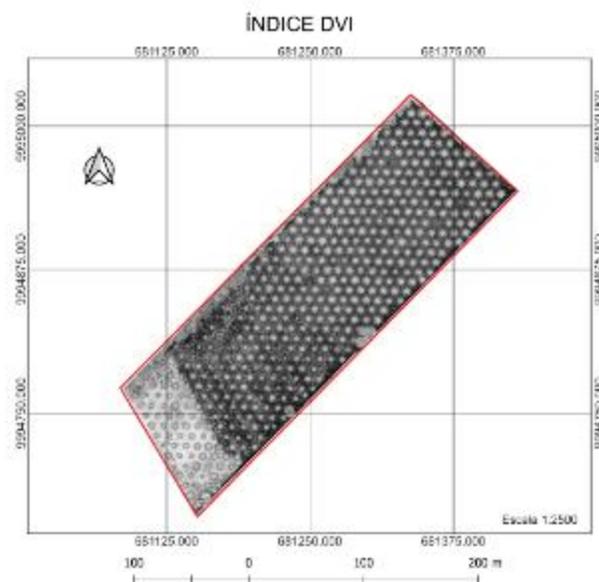
Índice	Nombre	Fórmula	Referencia
NDVI	Índice normalizado de vegetación	$\frac{NIR-RED}{NIR+RED}$ (5)	(Rouse et al., 1973)
DVI	Índice de vegetación de diferencia	$NIR - RED$ (7)	(Tucker, 1979)
TNDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada transformada	$\left[\left(\frac{NIR-RED}{NIR+RED}\right) 0,5\right]^{\frac{1}{2}}$ (6)	(Tucker, 1979)
GNDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada en verde	$\frac{NIR-GREEN}{NIR+GREEN}$ (4)	(Louhaichi et al., 2001)
RESAVI	Índice de vegetación ajustado al suelo de borde rojo	$1,5 \frac{NIR-Re}{NIR+Re+0,5}$ (3)	(Sripada et al., 2006)
MTVI1	Índice de vegetación triangular mejorado	$1,2[1,2(NIR - GREEN) - 2,5(RED - GREEN)]$ (2)	(Haboudane et al., 2004)
NDRE	Índice Normalizado Diferencial de Borde Rojo	$\frac{NIR-REDGE}{NIR+REDGE}$ (3)	(Tucker, 1979)

Nota. Ecuaciones de los índices de vegetación utilizados en la investigación.

Conteo de palmas por lote. En primer lugar, para realizar el conteo de palmas se seleccionó el ráster con mayor contraste en las variedades Amazon y Taisha, siendo el índice de vegetación diferenciada (DVI) Figura 7. Una vez identificado el índice con mayor contraste, se aplicó un conteo automático con la herramienta *Count Crops* en el módulo *Crop science* de ENVI con la finalidad de extraer los polígonos e información de los píxeles de interés de la plantación (L3Harris Geospatial, 1977).

Figura 7

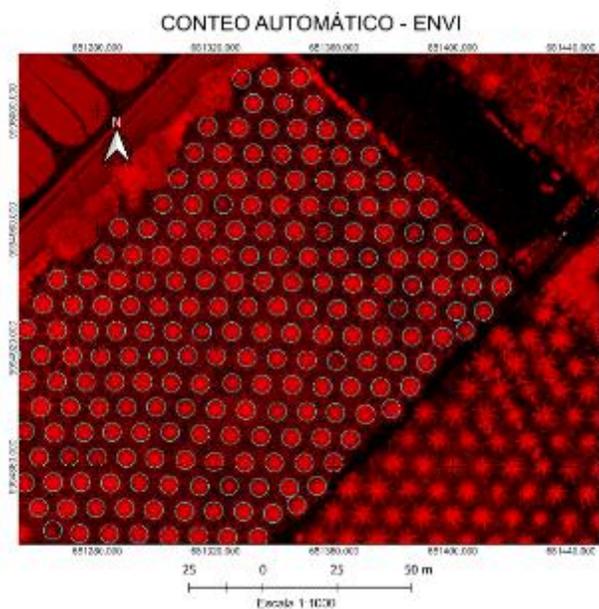
Ortomosaico DVI con más contraste



Nota. Imagen obtenida al realizar el cálculo del DVI a la ortofoto del sitio de investigación.

Figura 8

Conteo automático de plantas con el software ENVI



Nota. En la imagen se identifica cada una de las plantas que existen en el lote de estudio.

Aplicación de la herramienta estadística zonal.

La herramienta estadística zonal de QGis permitió calcular los valores estadísticos en una capa shape, de los que se obtuvo la media y la desviación estándar de cada palma para los siete índices de vegetación generados anteriormente Figura 9.

Figura 9

Herramienta estadística zonal generado por el software QGis

Q Taisha_stadistic3— Objetos Totales: 231, Filtrados: 231, Seleccionados: 0

	Planta	_count	_sum	_mean	_median	_stdev	_min	_max	_variance	
1		1	2377.00000000...	2066.25896501...	0.86927175642...	0.87399059534...	0.03313038134...	0.74807155132...	0.92946541309...	0.00109762216...
2		1	2225.00000000...	1942.24687409...	0.87291994341...	0.87772923707...	0.02968146033...	0.75845400592...	0.91989380121...	0.00088098908...
3		1	2225.00000000...	1868.23194026...	0.83965480461...	0.86021965742...	0.05887951425...	0.62653148174...	0.91624885797...	0.00346679719...
4		1	2225.00000000...	1898.30506592...	0.85317081614...	0.86262661218...	0.04232034114...	0.71920812129...	0.91667813062...	0.00179101127...
5		1	2225.00000000...	1925.14405024...	0.86523328100...	0.86796164512...	0.03318627049...	0.72744148969...	0.92448759078...	0.00110132854...
6		1	2225.00000000...	1907.52364015...	0.85731399557...	0.86505460739...	0.03758460553...	0.69673091173...	0.91074651479...	0.00141260257...
7		1	2225.00000000...	1885.74977791...	0.8475279900733	0.85028785467...	0.03459928819...	0.72533524036...	0.91363871097...	0.00119711074...
8		1	2225.00000000...	1923.41843622...	0.86445772414...	0.86530178785...	0.03064272968...	0.76880604028...	0.92358022928...	0.00093897688...
9		1	2225.00000000...	1867.47514462...	0.83931467174...	0.84612327814...	0.03978975819...	0.71663868427...	0.90352362394...	0.00158322485...
10		1	2225.00000000...	1889.51325052...	0.84921943844...	0.85283625125...	0.02526162795...	0.75714176893...	0.89276611804...	0.00063814984...
11		1	2225.00000000...	1896.45369160...	0.85233873779...	0.85677683353...	0.03459293568...	0.72775876522...	0.90751707553...	0.00119667119...
12		1	2225.00000000...	1869.85910689...	0.84038611545...	0.84766954183...	0.04059476905...	0.64960668464...	0.90073233842...	0.00164793527...
13		1	2225.00000000...	1894.22672623...	0.85133785448...	0.85923135280...	0.03766209535...	0.75404179096...	0.91082882881...	0.00141843342...
14		1	2225.00000000...	1902.28536802...	0.85495971596...	0.85491865873...	0.02931435001...	0.76659774780...	0.91673702001...	0.00085933111...
15		1	2225.00000000...	1876.15690970...	0.84321658863...	0.84857684373...	0.03700906245...	0.71638780832...	0.90860331058...	0.00136967070...
16		1	2225.00000000...	1870.92424553...	0.84086482945...	0.83911806344...	0.03704766278...	0.72812598943...	0.90517455339...	0.00137252931...
17		1	2225.00000000...	1919.26977127...	0.86259315563...	0.86420595645...	0.02502276384...	0.77407437562...	0.90815556049...	0.00062613871...
18		1	2225.00000000...	1896.86137181...	0.85252196486...	0.85809385776...	0.02694686420...	0.74914526939...	0.90000057220...	0.00072613349...
19		1	2225.00000000...	1863.45750653...	0.83750899170...	0.84130674600...	0.04327371099...	0.68019384145...	0.91488963365...	0.00187261406...
20		1	2225.00000000...	1892.92111402...	0.85075106248...	0.85456037521...	0.03781271287...	0.74319744110...	0.9179767370224	0.00142980125...
21		1	2225.00000000...	1927.31057757...	0.86620700115...	0.86836874485...	0.02426261799...	0.78675305843...	0.91198468208...	0.00058867463...
22		1	2225.00000000...	1922.57024490...	0.86407651456...	0.86892294883...	0.03095742829...	0.76900315284...	0.91290754079...	0.00095836236...
23		1	2225.00000000...	1923.49310111...	0.86449128140...	0.86725813150...	0.03369120892...	0.75756949186...	0.92656213045...	0.00113509755...
24		1	2225.00000000...	1909.59444737...	0.85824469544...	0.86186909675...	0.02390570002...	0.77503079175...	0.90485763549...	0.00057148249...
25		1	2225.00000000...	1863.92946350...	0.83772110719...	0.84056842327...	0.03109292638...	0.72399520874...	0.89293229579...	0.00096677007...

Nota. Valores de los índices de vegetación de cada una de las plantas obtenidos al aplicar la herramienta estadística zonal.

Captura y procesamiento de datos espectrales

La captura de datos espectrales fue realizada en campo, mediante el uso de un espectrorradiómetro PRS-1100 (Spectral evolution, Haverhill, USA), que registra información espectral en un rango de 320-1100 nm.

Para realizar los análisis de datos de firmas espectrales se calibró el espectrorradiómetro, ajustando las mediciones para blanco en donde se reflejaron todas las longitudes de onda y para negro, en la cual absorbe todas las longitudes de onda.

Una vez calibrado el equipo, se seleccionaron plantas de palma aceitera aleatoriamente, y de igual forma que para la medición del IAF, de cada una se escogió la hoja 17 y 25, ya que (Romero et al., 2022), en el estudio de la intercepción de luz, rendimiento fotosintético en palmas híbridas determinó que el nivel de la hoja en que se realizó la medición influyó en la fotosíntesis, es decir los valores más altos en los parámetros de fotosíntesis se observaron en la hoja 17 y 25 respectivamente. Luego, de cada una se escogieron 3 folíolos ubicados en el tercio superior de la hoja. En estas se puso en contacto directo la fuente de luz de la pistola del espectrorradiómetro con la superficie de la hoja, realizando tres repeticiones. Esto se realizó para las dos variedades muestreadas en la plantación.

En cuanto al procesamiento de los datos tomados por el espectrorradiómetro, el equipo generó archivos con extensión .sed que contienen la información general del trabajo (nombre, fecha, hora, modelo del equipo, coordenadas GPS, etc.), los valores de la longitud de onda y el porcentaje de reflectancia en la primera y última columna respectivamente. Este archivo es compatible con el software Excel donde se descargaron los datos para posteriormente calcular los índices de vegetación Figura 11.

Figura 10

Espectrorradiómetro PRS-1100 (Spectral evolution, Haverhill, USA)



Nota. Espectrorradiómetro de mano utilizado para medir la reflectancia en el cultivo de palma aceitera.

Figura 11

Datos de reflectancia tomados en campo

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Wvl	Reflect % 1	Reflect % 2	Reflect % 3	Reflect % 4	Reflect % 5	Reflect % 6	Reflect % 7	Reflect % 8	Reflect % 9	Reflect % 10	Prom. Reflect. %
2	312	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
3	313	18.129	17.545	16.991	17.379	16.125	17.971	19.950	19.932	18.533	18.137	0.181
4	314	18.098	17.441	17.223	17.609	16.390	18.431	19.230	19.886	19.235	18.467	0.182
5	315	17.395	17.790	16.901	16.548	16.409	19.218	19.191	20.498	19.204	18.688	0.182
6	316	17.347	17.516	16.973	16.605	16.586	18.197	19.122	20.123	18.528	18.706	0.180
7	317	17.644	17.097	17.156	16.876	16.354	17.676	19.169	19.311	18.340	18.373	0.178
8	318	18.023	16.853	17.126	17.014	15.838	17.986	19.309	18.617	18.732	17.952	0.177
9	319	18.004	17.356	16.057	16.781	15.932	17.777	19.419	19.232	18.813	18.405	0.178
10	320	17.549	17.008	16.224	16.559	16.232	18.113	19.215	19.313	18.565	18.263	0.177
11	321	17.300	16.782	16.696	16.366	16.618	18.533	19.023	19.285	18.405	18.025	0.177
12	322	17.800	17.618	16.441	16.203	16.927	18.496	19.119	19.641	18.718	18.216	0.179
13	323	17.516	17.384	16.112	16.123	16.003	17.687	18.285	19.633	18.967	17.782	0.175
14	324	17.018	17.376	16.114	16.414	15.735	17.421	18.192	19.629	18.916	17.810	0.175
15	325	16.675	17.658	16.359	16.842	16.257	17.747	18.825	19.681	18.567	18.232	0.177
16	326	17.103	17.166	16.111	16.388	16.046	17.347	18.401	19.617	18.149	17.707	0.174
17	327	17.218	17.222	16.132	16.386	16.144	18.011	18.975	19.646	18.244	18.030	0.176
18	328	17.039	17.383	16.027	16.492	16.076	18.624	19.585	19.290	18.272	18.407	0.177
19	329	16.823	16.626	14.960	15.839	14.846	16.925	18.183	17.682	17.093	17.107	0.166
20	330	16.921	16.644	15.852	15.997	15.355	16.662	18.397	18.256	17.354	17.555	0.169
21	331	16.640	16.442	16.344	15.963	15.483	16.898	18.313	18.573	17.506	17.716	0.170
22	332	15.828	15.657	15.430	15.354	14.389	17.033	17.235	17.578	16.883	16.784	0.162
23	333	16.025	15.446	15.450	15.436	14.505	16.718	17.670	17.554	16.974	17.110	0.163
24	334	16.069	16.252	15.733	15.238	14.820	16.903	18.305	18.069	17.115	17.255	0.166
25	335	16.127	17.224	15.850	15.055	15.095	17.253	18.597	18.559	17.186	17.173	0.168
26	336	16.866	16.845	15.225	15.665	15.195	16.948	18.001	18.181	17.166	17.178	0.167
27	337	15.905	15.957	14.846	15.549	15.007	16.618	17.465	17.732	16.790	16.730	0.163
28	338	15.000	15.237	14.791	14.911	14.699	16.349	16.887	17.232	16.610	16.262	0.158
29	339	15.826	15.309	15.027	14.101	14.454	16.177	16.205	16.711	17.055	16.188	0.157

Nota. Recopilación de los datos tomados en campo por el espectrorradiómetro de mano.

Generación de índices de vegetación con el espectrorradiómetro.

Para la generación de índices de vegetación se utilizaron las ecuaciones expuestas en la Tabla 3 y según el rango de longitudes de onda de la Tabla 4, las tres mediciones del porcentaje de reflectancia y el promedio se generó una base de datos en el software Excel para cada palma; luego se calcularon los índices NDVI, DVI, GNDVI, MTVI1, TNDVI, RESAVI, y NDRE.

Tabla 4

Rangos de longitudes de onda

Banda	Rango	Fuente
Azul (B)	[400 – 500)	(Chuvieco y Huete, 2009)
Verde (G)	[500 – 600)	(Chuvieco y Huete, 2009)
Rojo (R)	[600 – 680)	(Chuvieco y Huete, 2009)
Borde Rojo (Red Edge)	[680 – 750)	(Blackburn, 1998)
Infrarrojo Cercano (NIR)	[750 – 1100)	(Chuvieco y Huete, 2009)

Nota. Longitudes de onda utilizadas para calcular los índices de vegetación con los datos obtenidos del espectrorradiómetro.

Análisis estadístico

Análisis exploratorio de Datos.

Con los valores recolectados de la herramienta estadística zonal de QGis se procedió a realizar un análisis exploratorio de datos para los índices de vegetación escogidos en la investigación de las mismas plantas que fueron seleccionadas para medir el área foliar y la radiación espectral. Entonces, por cada capa de los siete índices de vegetación calculados a través de los ráster obtenidos anteriormente en el software ENVI, se calculó la media y su desviación estándar para cada una de las variedades y en conjunto.

De la misma manera para los datos recolectados en campo (IAF y radiación espectral), la información se evaluó mediante estadística descriptiva (media, desviación estándar, error estándar).

Se realizaron análisis de correlación de Pearson para encontrar el grado de asociación lineal entre los índices de vegetación, que permita escoger los que presenten diferencias significativas entre las dos metodologías aplicadas (UAV y espectrorradiómetro).

Se aplicó análisis de regresión lineal para encontrar un modelo matemático que permita relacionar el índice de área foliar de palma aceitera híbrida y los índices de vegetación. Todos los análisis se realizaron con el software estadístico RStudio (Allaire, 2011).

Capítulo IV

Resultados y Discusión

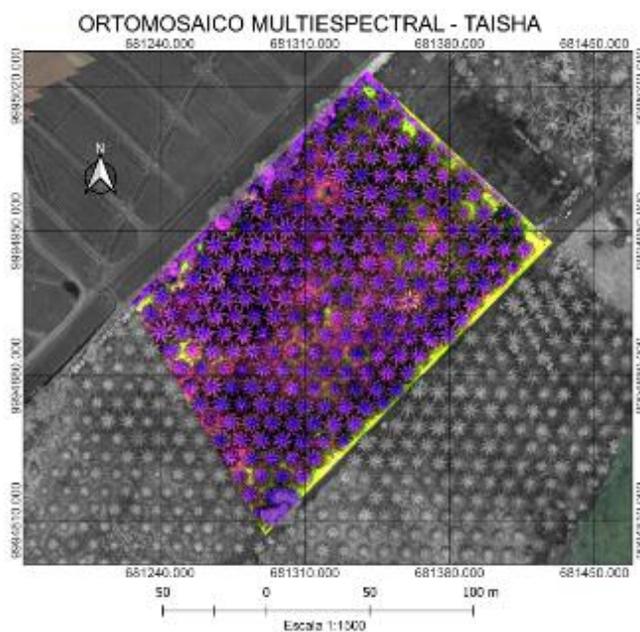
En este capítulo se presentan los resultados desarrollados durante la realización del proyecto de investigación. De forma general se obtuvo el ortomosaico generado por medio de la cámara multiespectral captadas desde un UAV en el lote de ANCUPA. Este a través de sus cuatro bandas (Green, Red, Red Edge y NIR), permitieron la generación de índices de vegetación (DVI, NDVI, GNDVI, TNDVI, MTVI1, RESAVI y NDRE). Además, con los datos recolectados en campo con el espectrorradiómetro y el índice de área foliar, mediante correlaciones con los índices antes mencionados se demostró la factibilidad de la aplicación de UAV para la determinación de área foliar en palma aceitera.

Generación de Ortomosaicos

Se generó un ortomosaico dividido en dos zonas. Las zonas abarcaron las variedades de palma aceitera Taisha y Amazon respectivamente en cada lote, con la finalidad de generar índices de vegetación y analizar a partir de la metodología propuesta.

Figura 12

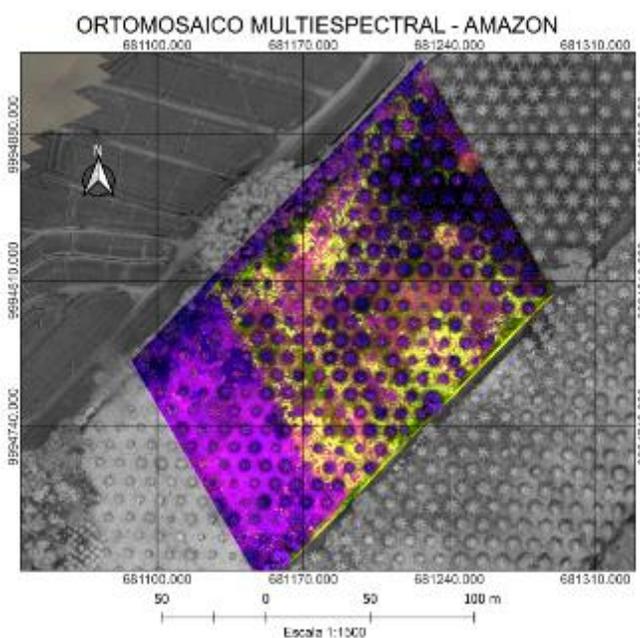
Ortomosaico multiespectral de la variedad Taisha



Nota. Ortomosaico de la unión de bandas green, red, red Edge y NIR en la variedad Taisha.

Figura 13

Ortomosaico multiespectral de la variedad Amazon



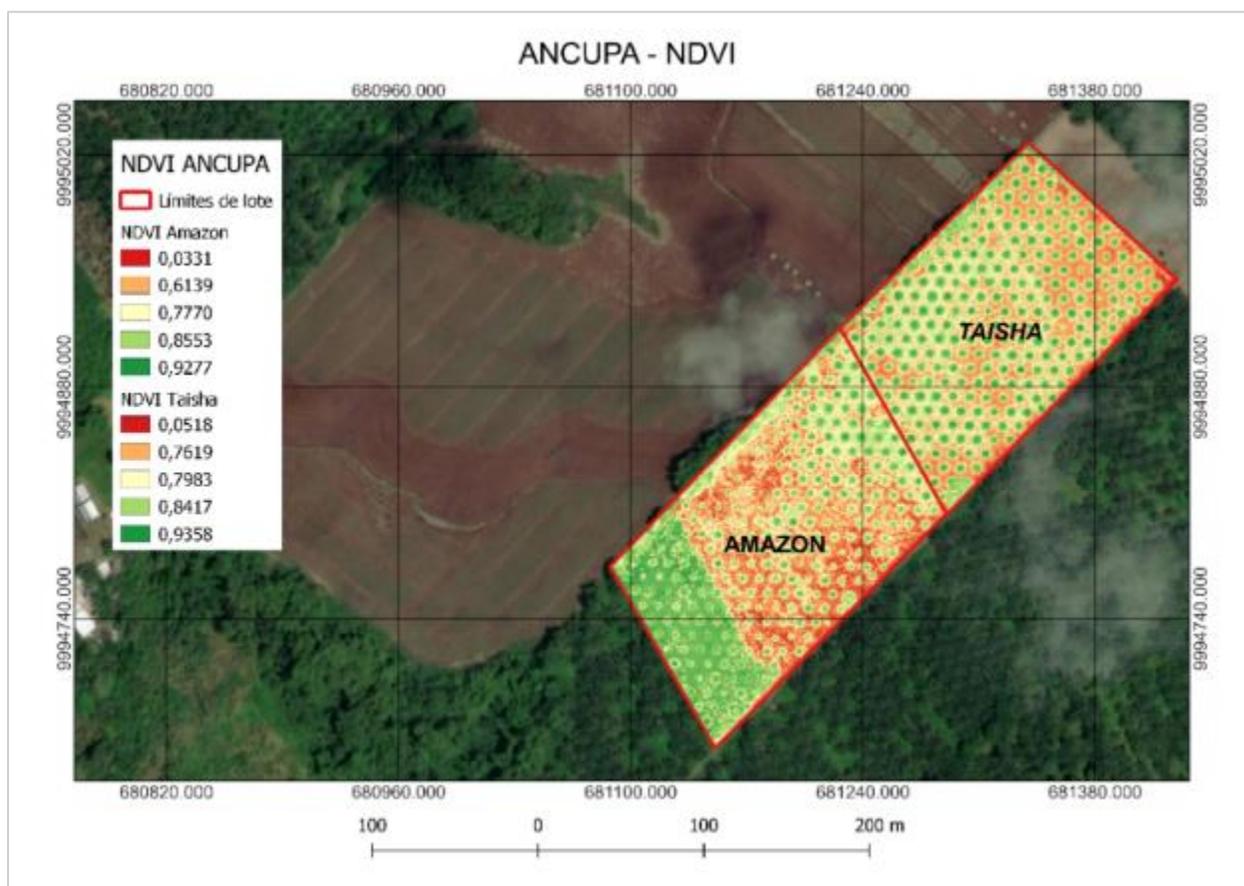
Nota. Ortomosaico de la unión de bandas green, red, red Edge y NIR en la variedad Amazon.

Generación de índices de vegetación

Para el cálculo de los índices de vegetación se determinaron mediante las ecuaciones presentadas en la Tabla 3, de modo que se obtuvo para las dos variedades de palma evaluada.

Figura 14

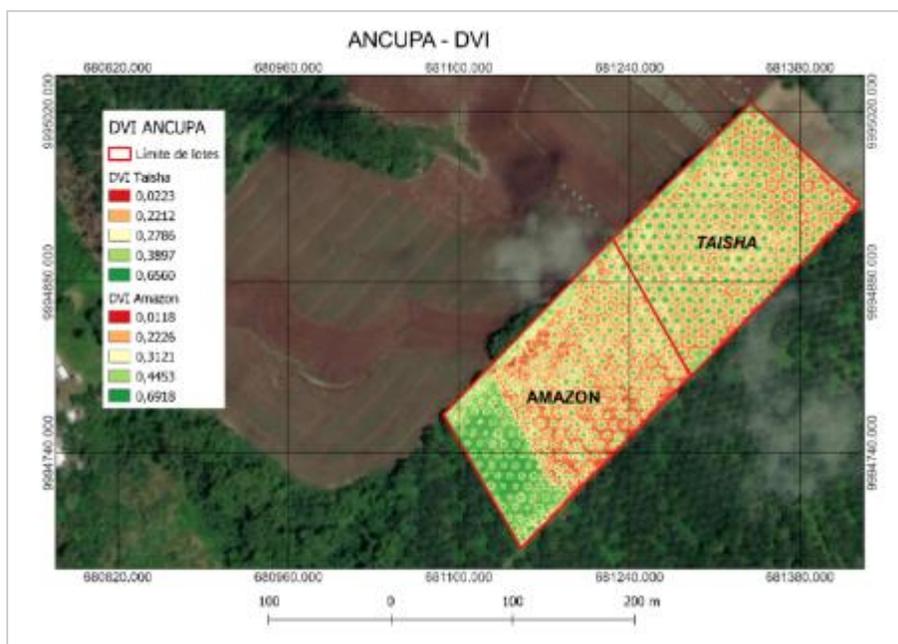
NDVI a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice NDVI para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 15

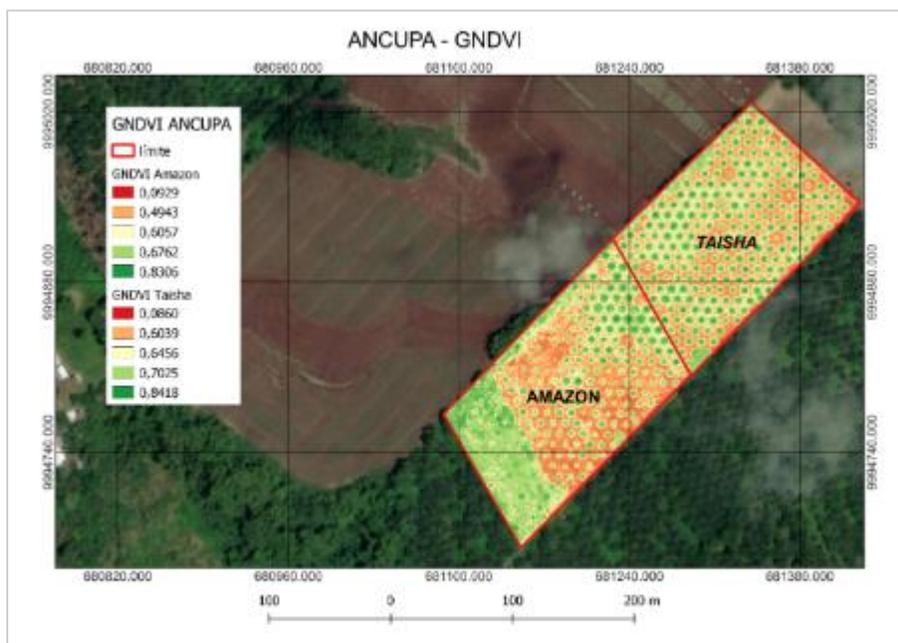
DVI a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice DVI para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 16

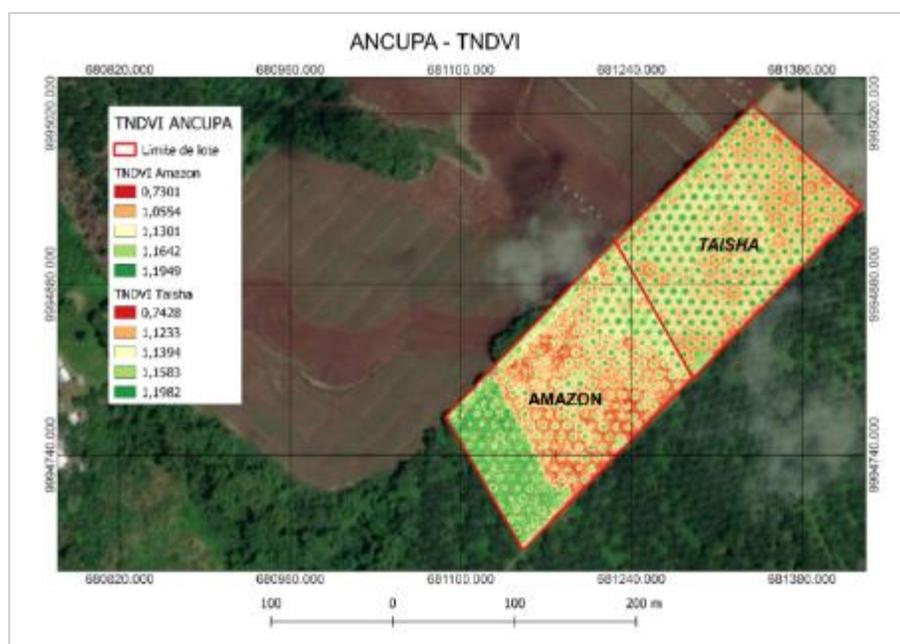
GNDVI a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice GNDVI para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 17

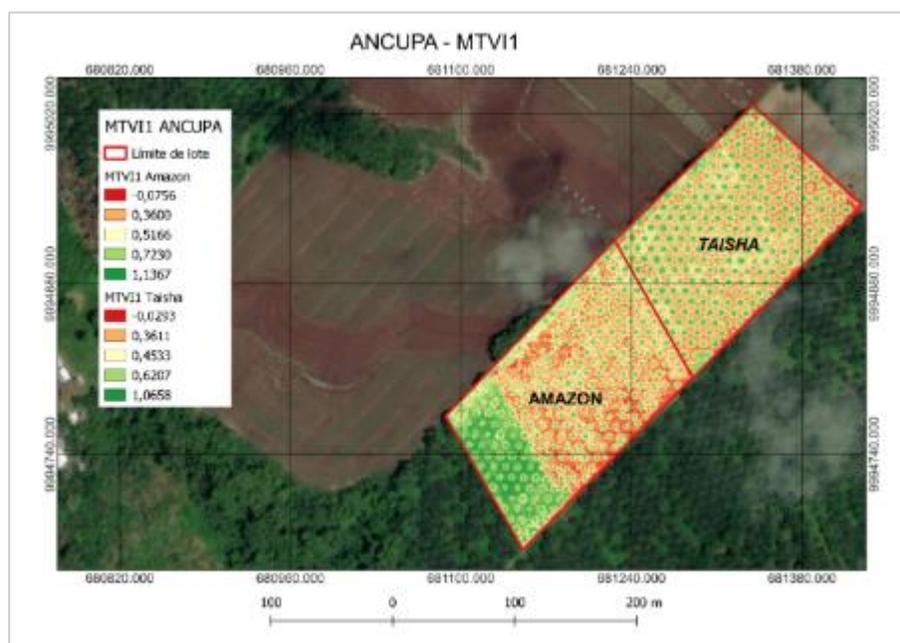
TNDVI a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice TNDVI para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 18

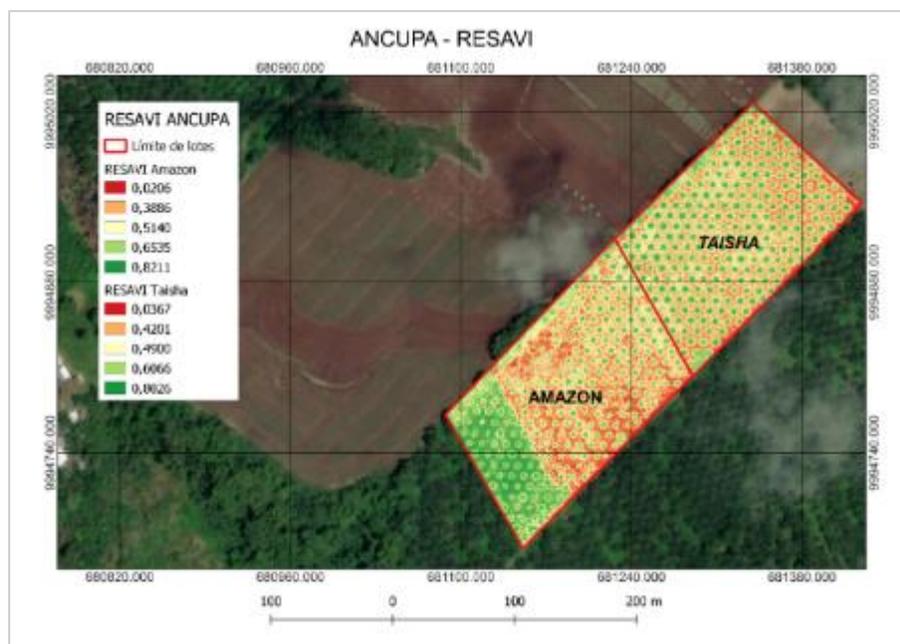
MTVI1 a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice MTVI1 para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 19

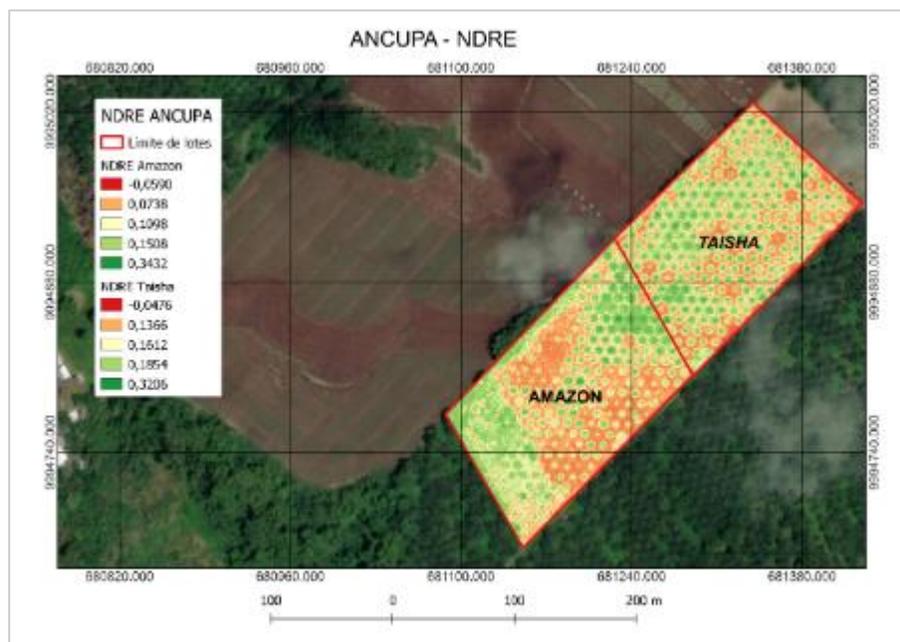
RESAVI a partir del sensor multiespectral



Nota. La figura indica el índice RESAVI para la variedad Taisha y Amazon.

Figura 20

NDRE a partir del sensor multiespectral



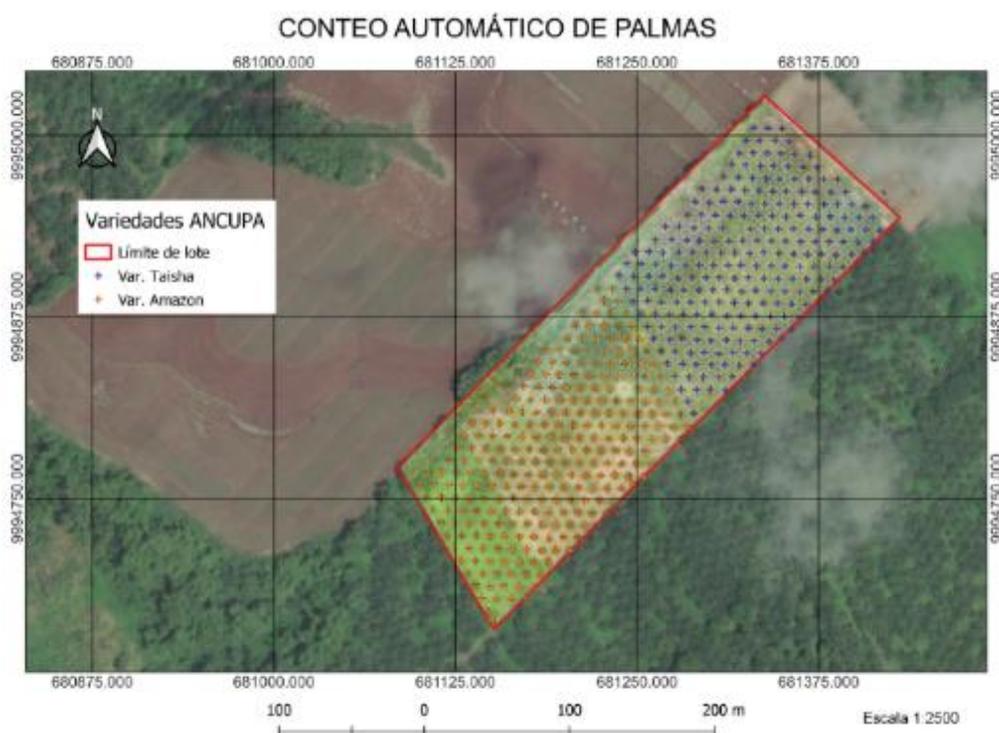
Nota. La figura indica el índice NDRE para la variedad Taisha y Amazon.

Conteo automático de palma aceitera

Se realizó el conteo automático de palmas para cada variedad, de manera que se distinguió los polígonos de cada planta con los píxeles que contienen la información de la reflectancia asociados para cada planta con el objetivo de generar las estadísticas zonales. Se observó que el índice de vegetación DVI fue el que permitió tener más contraste para identificar las plantas de las dos variedades analizadas.

Figura 21

Resultado del conteo automático de palmas del lote ANCUPA



Nota. Resultado de la identificación de plantas para cada variedad.

Tabla 5

Resultados del conteo automático de plantas por variedad

Variedad	Número de plantas
Taisha	231
Amazon	254

Nota. Resultado del conteo automático de plantas para las dos variedades de palma.

Índices de vegetación con espectrorradiómetro y UAV

Para esta investigación se correlacionaron siete índices de vegetación que se obtienen a partir de las bandas roja y NIR, dado que en estudios anteriores demostraron que era posible estimar el LAI a través de la reflectancia de la región de las bandas mencionadas anteriormente, que se emplean comúnmente para analizar los parámetros relacionados con el crecimiento vegetal (Duan et al., 2019). Además, para esta investigación se escogió el GNDVI, para comprobar si tiene algún efecto la saturación del IAF con la banda del verde en su generación al correlacionar con el IAF.

A continuación, se presentan los valores promedios \pm error estándar de las variedades Amazon y Taisha para los siete índices de vegetación generados con espectrorradiómetro y UAV Tabla 5.

Tabla 6

Resumen estadístico de los índices de vegetación generados por el espectrorradiómetro y UAV

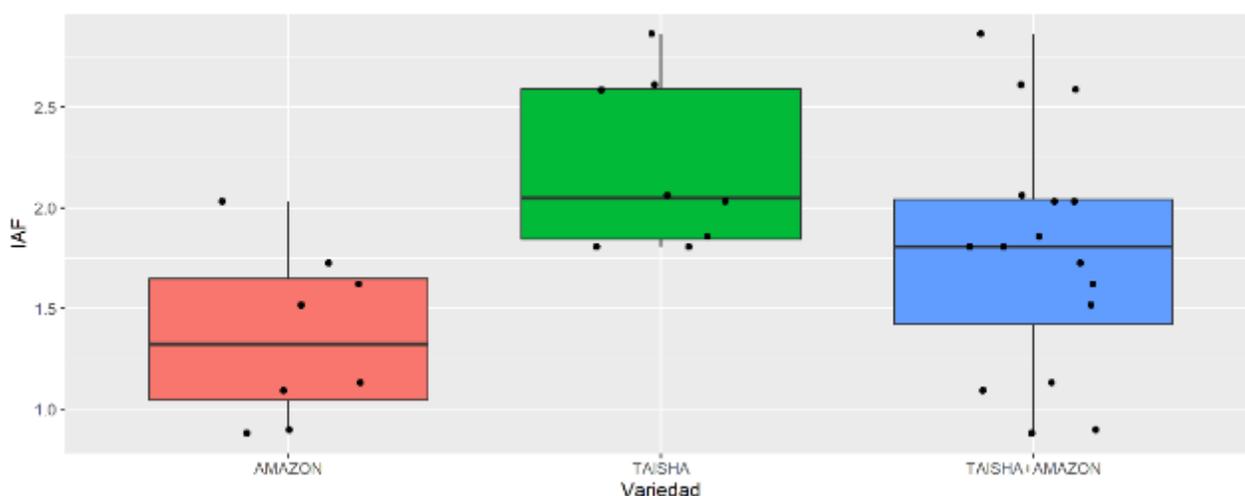
Índice de vegetación	Taisha	Amazon	Datos agrupados
NDVI _{spec}	0,8182 \pm 0,037	0,8298 \pm 0,019	0,8233 \pm 0,0304
NDVI _{uav}	0,8600 \pm 0,011	0,8488 \pm 0,015	0,8551 \pm 0,0136
GNDVI _{spec}	0,7571 \pm 0,040	0,7686 \pm 0,025	0,7621 \pm 0,0337
GNDVI _{uav}	0,7288 \pm 0,021	0,6984 \pm 0,036	0,7155 \pm 0,0316
DVI _{spec}	0,3898 \pm 0,033	0,4019 \pm 0,026	0,3951 \pm 0,0297
DVI _{uav}	0,4274 \pm 0,030	0,4354 \pm 0,040	0,4309 \pm 0,0338
MTVI1 _{spec}	0,5872 \pm 0,047	0,6047 \pm 0,036	0,5949 \pm 0,0421
MTVI1 _{uav}	0,6740 \pm 0,045	0,6959 \pm 0,067	0,6836 \pm 0,0549
TNDVI _{spec}	1,1479 \pm 0,016	1,1531 \pm 0,008	1,1502 \pm 0,0132
TNDVI _{uav}	1,1662 \pm 0,005	1,1584 \pm 0,008	1,1628 \pm 0,0074
RESAVI _{spec}	0,5985 \pm 0,038	0,6121 \pm 0,026	0,6045 \pm 0,0327
RESAVI _{uav}	0,6385 \pm 0,026	0,6382 \pm 0,036	0,6384 \pm 0,0296
NDRE _{spec}	0,3993 \pm 0,012	0,4023 \pm 0,016	0,4006 \pm 0,0133
NDRE _{uav}	0,1975 \pm 0,024	0,1662 \pm 0,035	0,1838 \pm 0,0322

Nota. En esta tabla se indican los valores de la media y desviación estándar.

Para el cálculo de las medias de las palmas se trabajó con un $n=8$ para cada variedad Figura 22. En este trabajo las palmas se encontraban a una densidad de siembra de 100 palmas por hectárea para todas las variedades. Los valores de las medias de IAF para Taisha fue de $2,30 \pm 0,38$, para la variedad Amazon de $1,41 \pm 0,44$, y para el conjunto de datos entre Amazon y Taisha presentó una media de $1,94 \pm 0,59$. De las cuales guardan relación con los resultados medidos por (Romero et al., 2022) en palmas híbridas de seis años, demostrando que a densidades más altas los valores de IAF son más altos, es así que a una densidad de 115 palmas por hectárea obtuvo una media de $3,0 \pm 0,21$. Sin embargo, Amazon presentó un IAF bajo con respecto a los valores de Taisha y los presentados por (Romero et al., 2022), esto puede haber sido causa de que las hojas de Amazon son más cortas que las de otras variedades híbridas de palma aceitera de la misma edad (Alvarado et al., 2013).

Figura 22

Diagrama de cajas de los datos obtenidos en campo de IAF



Nota. Diagrama de cajas del índice de área foliar para Taisha, Amazon y el conjunto de datos.

De acuerdo al análisis de correlación de Pearson entre los índices de vegetación medidos con el espectrorradiómetro y UAV, para los siete casos solamente tres alcanzaron un nivel significativo ($p < 0,05$) Tabla 7.

La correlación presentada para los índices mencionados fue moderada para NDVI ($R=0,63$) y GNDVI ($R=0,56$), mientras que para TNDVI ($R=0,48$) fue débil. La correlación significativa entre $NDVI_{uav}$ y $NDVI_{spec}$ es similar a los resultados de (Bhandari et al., 2018) en la ciudad de Pomona, Estados Unidos en cítricos ($R=0,6$), lo que demuestra la existencia de una correlación significativa entre las dos medidas de vegetación antes mencionadas. Sin embargo, difieren de otros estudios realizados en pastos en varios estados fenológicos por (Cao et al., 2019) y a nivel de laboratorio (Caturegli et al., 2016). Es probable que el número de muestras y la época de vuelo podrían haber influido en el grado de asociación entre los índices mencionados. Así, sería recomendable aumentar el número de palmas muestreadas y también realizarlo en varias épocas del año.

De la misma manera para TNDVI, la diferencia significativa ($p < 0,05$) se atribuye a que es un ajustado del NDVI, es así que Onojeghuo y Blackburn (2016), al realizar las correlaciones de Pearson para estimaciones de IAF en cañaverales para los índices espectrales NDVI y TNDVI, determinó que pueden usarse para estimar el índice de área foliar.

Asimismo, el GNDVI expresó diferencias significativas ($p < 0,05$), esto puede ser debido a que la sensibilidad del rojo es al menos tres veces menor que el verde cuando la vegetación es superior al 60%, siendo probable que los índices de vegetación que utilizan la longitud de onda verde funcionen mejor (Gitelson et al., 2002). En este contexto se entiende su buena respuesta a la correlación debido a que en la localidad que se realizó la investigación se determinó que la vegetación superaba el 50% en algunas secciones.

Por otro lado, para los índices que no presentaron diferencias significativas se presume que fue porque estos tienen una diferencia de sensibilidad respecto a los demás índices a la alta densidad de vegetación y vitalidad del cultivo. En este aspecto Xue et al. (2004), al investigar la relación entre índices espectrales de vegetación e IAF en arroz menciona que ante la variación de vigor vegetal algunos de los índices de vegetación pueden no tener la suficiente sensibilidad para identificar el área vegetal del cultivo, sino más bien de caracterizar el estado de desarrollo de un cultivo. De esta manera García Cárdenas et al. (2019), para identificar el valor del índice de área foliar del cultivo de arroz en el distrito de San José Cúcuta, Colombia donde la densidad de vegetación fue muy alta en diferentes secciones del cultivo, se enfocó en correlacionar los índices de vegetación en donde se vea involucrada la banda del verde en su cálculo, debido a que está relacionado con la proporción de radiación absorbida fotosintéticamente y es más próximo a detectar secciones específicas de las hojas del cultivo, como se ha demostrado en esta investigación al correlacionar el GNDVI que posee la banda del verde en su cálculo.

Tabla 7

Correlación entre índices de vegetación con espectrorradiómetro y UAV

Espectrorradiómetro	UAV	n	R	p
NDVI	NDVI	16	0,63	0,0089
GNDVI	GNDVI	16	0,56	0,0229
DVI	DVI	16	0,06	0,8286
MTVI1	MTVI1	16	0,05	0,8465
TNDVI	TNDVI	16	0,48	0,0423
RESAVI	RESAVI	16	0,14	0,5924
NDRE	NDRE	16	0,13	0,6162

Nota. En la tabla se indica los índices de vegetación que muestran diferencias significativas al correlacionar los datos del espectrorradiómetro con los del UAV.

En función de los resultados anteriores se procedió a desarrollar los modelos para el NDVI, GNDVI y TNDVI, derivados de información del UAV. El GNDVI fue el modelo que estuvo más relacionado con el IAF en palma aceitera al presentar un R^2 de 0,62, seguidos por los modelos TNDVI con un R^2 de 0,48 y NDVI con un R^2 de 0,39 proporcionaron una precisión de predicción más baja Tabla 8. Los resultados para la dinámica de los índices NDVI y GNDVI expuestos por (García Cárdenas et al., 2019) concuerdan con los demostrados en esta investigación, que el GNDVI evidencia zonas de estrés en donde los mosaicos de NDVI registran zonas saludables (Figura 6 y 7), esto indica la razón por la que está linealmente correlacionado con el índice de área foliar, debido a que es más sensible que el NDVI por estar relacionado con la concentración de clorofila al usar la banda verde en lugar de la banda roja.

El TNDVI fue el segundo mejor modelo de predicción con un R^2 de 0,48. Exponiendo que este índice es un buen predictor del IAF para palmas de seis años. Las afirmaciones anteriores son respaldadas por (Watson et al., 1999), en donde realizó un estudio en árboles con densa vegetación y demostró que el TNDVI muestra ser un buen predictor para índice de área foliar para árboles menores a ocho años.

Por último, el NDVI con un R^2 de 0,39 proporcionó una precisión de predicción más baja respecto a los demás modelos generados. El aumento del valor del NDVI y por lo tanto en el IAF coincide con el estudio realizado por Cao et al. (2017), en el cual se utilizó para monitorear el crecimiento del cultivo de trigo, y se comprobó que está limitado por la saturación que ocurre en condiciones de copas densas ($IAF > 2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$). Por lo tanto, fue por esta razón que se prevé que el NDVI tuvo un desempeño menor al TNDVI y GNDVI en este trabajo.

Es por esta razón, se presume que los índices basados en borde de rojo no son precisos para predecir el IAF, esto estuvo de acuerdo con lo investigado por (Gong et al., 2021), en la estimación de área foliar en arroz donde NDVI, NDRE, OSAVI y EVI mostraron saturación en la etapa de mayor vegetación, mientras que CI verde indicó estar más relacionado linealmente con IAF.

Tabla 8

Generación de modelos para IAF

Modelo	Ecuación	R²	p
NDVI _{uav}	IAF=25,577NDVI – 21,605	0,39	0,0134
GNDVI _{uav}	IAF=14,942GNDVI – 8,7109	0,62	<0,01
TNDVI _{uav}	IAF=56,383TNDVI – 63,586	0,48	<0,01

Nota. En la tabla se indica la precisión de los modelos para estimar el IAF.

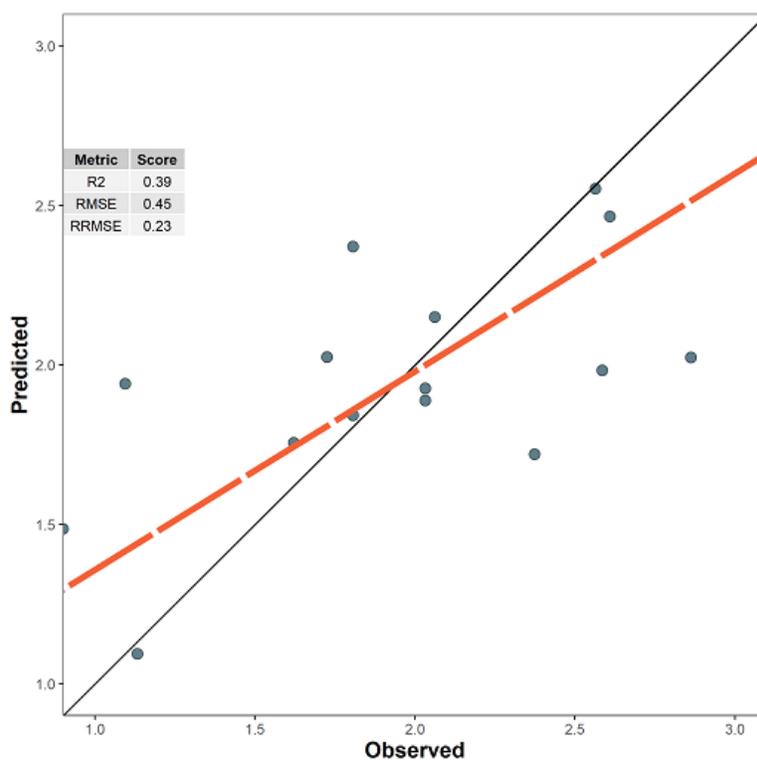
El análisis de precisión para los valores de IAF predichos por los modelos generados a partir del NDVI, GNDVI y TNDVI reflejó que el modelo con menor RMSE y RRMSE fue el GNDVI Figura 24. Así, el modelo derivado del GNDVI falla 0,35 por cada unidad de IAF medido en campo con un 18% de error cuadrático medio relativo de la raíz, por lo tanto, según (Li et al., 2013), la precisión del modelo para GNDVI se considera buena al presentar un RRMSE menor al 20%, mientras tanto que para los índices NDVI y TNDVI al presentar un RRMSE menor al 30% la precisión del modelo se considera regular.

En general, entre los tres índices de vegetación obtenidos por medio del UAV al realizar una comparación con el índice de área foliar medido en campo, el modelo para GNDVI tiene una mejor precisión con un coeficiente de determinación más alto (R² de 0,62), ratificando una precisión de predicción más alta respecto a los índices de vegetación NDVI con un R² de 0,39 y

TDNVI con un R^2 de 0,48. En este sentido, la investigación no se basó particularmente en solucionar el problema de saturación, pero se evaluó cada uno de los índices para determinar el que mejor se ajustaba al correlacionar con el IAF, y el resultado mostró tener similitud con los obtenidos por (Kross et al., 2015), en la estimación del IAF en cultivos de maíz y soja en Ontario, Canadá donde se demostró que el GNDVI tiene una mayor eficacia para saturaciones altas de IAF en relación a los otros índices. Lo que implicaría que para futuras investigaciones se utilice este índice cuando presente altas saturaciones de vegetación en el cultivo.

Figura 23

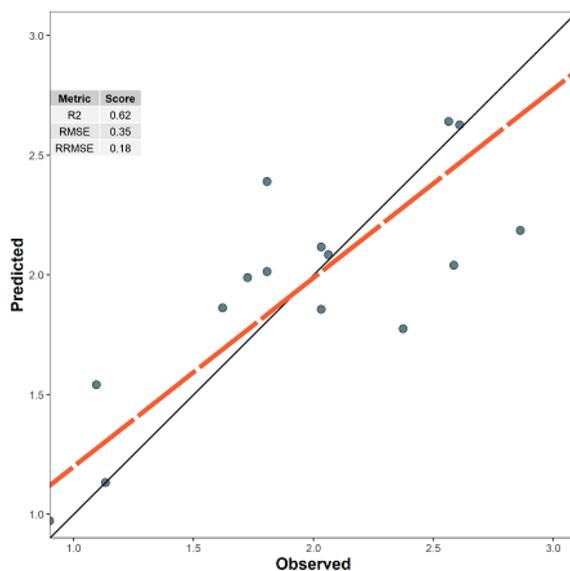
Comparación entre los valores de IAF generado por NDVI del UAV



Nota. En la figura se indica la precisión del modelo NDVI para estimación del índice de área foliar a través del UAV.

Figura 24

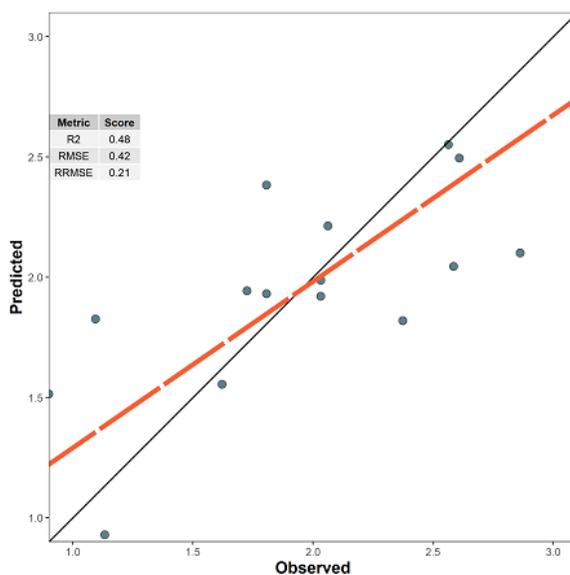
Comparación entre los valores de IAF generado por GNDVI del UAV



Nota. En la figura se indica la precisión del modelo GNDVI para estimación del índice de área foliar a través del UAV.

Figura 25

Comparación entre los valores de IAF generado por TNDVI del UAV



Nota. En la figura se indica la precisión del modelo TNDVI para estimación del índice de área foliar a través del UAV.

Capítulo V

Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones

- Al relacionar los índices de vegetación obtenidos con el UAV y espectrorradiómetro se encontró que no todos los índices están aptos para relacionarlos en condiciones de alta vegetación.
- Se generaron tres modelos para estimar el IAF a través de imágenes multiespectrales obtenidas por el UAV, sin embargo, se encontró que el índice que presenta la banda verde (GNDVI), es el más apto para estimar el IAF en estas condiciones.
- Se determinó que el mejor modelo para estimar el índice de área foliar en variedades híbridas de palma aceitera fue mediante el GNDVI ($R^2=0,62$), seguido del TNDVI ($R^2=0,48$) y NDVI ($R^2=0,39$) respectivamente.

Recomendaciones

- Efectuar investigaciones donde se puedan relacionar los datos del espectrorradiómetro y el UAV con índices de vegetación que posean la banda del verde en su cálculo.
- Realizar un análisis de los modelos de precisión para IAF en diferentes épocas fenológicas del cultivo.
- Se recomienda realizar el vuelo fotogramétrico a una altura menor a la que se realizó esta investigación, a fin de que el software pueda obtener los polígonos de cada planta con más precisión, esto podría mejorar la relación entre los datos tomados en campo y por el UAV y por ende mejorar la estimación del índice de área foliar.

Bibliografía

- Aguilar, S. (2005). Fórmulas para el cálculo de la muestra en investigaciones de salud. *Revista Salud En Tabasco*, 11(2), 333–338. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=48711206>
- Allaire, J. (2011). *RStudio Open source & professional software for data science teams - RStudio*. https://www.rstudio.com/?_ga=2.47931047.1653147341.1660677158-343525164.1660677158
- Alvarado, A. y Escobar, R. y J, H. (2013). El híbrido OxG Amazon: una alternativa para regiones afectadas por Pudrición del cogollo en palma de aceite. *Revista Palmas*, 34, 305–314. <https://publicaciones.fedepalma.org/index.php/palmas/article/view/10689>
- Anchundia Ponce, L. F. (2021). *Determinación del tiempo de antesis femenina en los híbridos interespecíficos de palma *Elaeis oleífera* x *Elaeis guineensis* en la Estación Experimental Santo Domingo del INIAP* [Universidad de Guayaqui]. <http://repositorio.ug.edu.ec/handle/redug/53236>
- Awal, M. y Wan, W. (2008). Measurement of Oil Palm LAI by Manual and LAI-2000 Method. *Asian Journal of Scientific Research*, 1, 49–56. <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/20083305215>
- Bhandari, S. y Raheja, A. y Mohammad, R. y Chaichi, R. y Dat, D. y Pham, M. y Wolf, J. y Sherman, T. y Espinas, A. (2018). Lessons Learned from UAV-Based Remote Sensing for Precision Agriculture. *International Conference on Unmanned Aircraft Systems*, 458–467.
- Blackburn, G. A. (1998). Quantifying Chlorophylls and Carotenoids at Leaf and Canopy Scales: An Evaluation of Some Hyperspectral Approaches. *Remote Sensing of Environment*, 66(3), 273–285. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00059-5)
- Boiarskii, B. y Hasegawa, H. (2019). Comparison of NDVI and NDRE Indices to Detect Differences in Vegetation and Chlorophyll Content. *International Conference on Applied Science, Technology and Engineering*, 20–29. <https://doi.org/10.26782/jmcms.spl.4/2019.11.00003>

- Brzezinski, M. (2016). Robust estimation of the Pareto tail index: a Monte Carlo analysis. *Empirical Economics*, 51(1), 1–30. <https://doi.org/10.1007/s00181-015-0989-9>
- Cao, S. y Danielson, B. y Clare, S. y Koenig, S. y Campos, C. y Sanchez, A. (2019). Radiometric calibration assessments for UAS-borne multispectral cameras: Laboratory and field protocols. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 149, 132–145. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.016>
- Cao, Z. y Cheng, T. y Ma, X. y Tian, Y. y Zhu, Y. y Yao, X. y Chen, Q. y Liu, S. y Guo, Z. y Zhen, Q. y Li, X. (2017). A new three-band spectral index for mitigating the saturation in the estimation of leaf area index in wheat. *International Journal of Remote Sensing*, 38(13), 3865–3885. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1306141>
- Caturegli, L. y Corniglia, M. y Gaetani, M. y Grossi, N. y Magni, S. y Migliazzi, M. y Angelini, L. y Mazzoncini, M. y Silvestri, N. y Fontanelli, M. y Raffaelli, M. y Peruzzi, A. y Volterrani, M. (2016). Unmanned aerial vehicle to estimate nitrogen status of turfgrasses. *PLOS ONE*, 11(6). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158268>
- Chuvieco, E. y Huete, A. (2009). Fundamentals of satellite remote sensing. *Fundamentals of Satellite Remote Sensing*, 1–419. <https://doi.org/10.1201/B18954/FUNDAMENTALS-SATELLITE-REMOTE-SENSING-EMILIO-CHUVIECO-ALFREDO-HUETE>
- Costa, J. de O. y Coelho, R. D. y Barros, T. H. da S. y Fraga Junior, E. F. y Fernandes, A. L. T. (2019). Leaf area index and radiation extinction coefficient of a coffee canopy under variable drip irrigation levels. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 41(1). <https://doi.org/10.4025/ACTASCIAGRON.V41I1.42703>
- Cutillas, P. P. y Albaladejo, M. V. y Prats, F. J. y Núñez, I. R. (2006). Metodología aplicada para la estimación del número de pies de *Periploca angustifolia* mediante técnicas de teledetección. *Papeles de Geografía*, 43(43), 93–104. <https://revistas.um.es/geografia/article/view/43601>

Dagnino, J. (2014). Regresión lineal. *Revista Chile Anestesiología*, 43, 143–149.

<https://doi.org/10.25237/revchilanestv43n02.14>

Diago, M. P. y Correa, C. y Millán, B. y Barreiro, P. y Valero, C. y Tardaguila, J. (2012).

Grapevine Yield and Leaf Area Estimation Using Supervised Classification Methodology on RGB Images Taken under Field Conditions. *Sensors*, 12(12), 16988–17006.

<https://doi.org/10.3390/S121216988>

Díaz, J. (2015). *Estudio de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión.*

<https://eprints.ucm.es/id/eprint/31423/>

dos Santos, L. M. y Ferraz, G. A. E. S. y Barbosa, B. D. D. S. y Diotto, A. V. y Andrade, M. T. y

Conti, L. y Rossi, G. (2020). Determining the Leaf Area Index and Percentage of Area Covered by Coffee Crops Using UAV RGB Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 6401–6409.

<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3034193>

Duan, B. y Liu, Y. y Gong, Y. y Peng, Y. y Wu, X. y Zhu, R. y Fang, S. (2019). Remote

estimation of rice LAI based on Fourier spectrum texture from UAV image. *Plant Methods*, 15(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0507-8>

Fairhurst, T. y Härdter, R. (2003). Oil palm: management for large and sustainable yields. En T. Fairhurst & R. Härdter (Eds.), *Oil palm: management for large and sustainable yields*. (First Edition). Potash & Phosphate Institute.

<https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/20043148306>

García Cárdenas, D. A. y Ramón Valencia, J. A. y Alzate Velásquez, D. F. y Palacios Gonzalez, J. R. (2019). Dynamics of the Indices NDVI and GNDVI in a Rice Growing in Its

Reproduction Phase from Multi-spectral Aerial Images Taken by Drones. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 893, 106–119. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-](https://doi.org/10.1007/978-3-030-04447-3_7)

[04447-3_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-04447-3_7)

- García, E. y Flego, F. (2013). *Agricultura de Precisión*.
<https://www.palermo.edu/ingenieria/downloads/pdfwebc&T8/8CyT12.pdf>
- Gitelson, A. A. y Kaufman, Y. J. y Stark, R. y Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 76–87.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00289-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9)
- Gobron, N. y Pinty, B. y Verstraete, M. M. y Govaerts, Y. (1997). A semidiscrete model for the scattering of light by vegetation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 102(D8), 9431–9446. <https://doi.org/10.1029/96JD04013>
- Gong, Y. y Yang, K. y Lin, Z. y Fang, S. y Wu, X. y Zhu, R. y Peng, Y. (2021). Remote estimation of leaf area index (LAI) with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging for different rice cultivars throughout the entire growing season. *Plant Methods*, 17(1), 1–16.
<https://doi.org/10.1186/S13007-021-00789-4/FIGURES/9>
- González, A. y Amarillo, G. y Amarillo, M. y Sarmiento, F. (2016). Drones aplicados a la agricultura de precisión. *Revista Especializada En Ingeniería*, 10, 23–37.
<https://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/publicaciones-e-investigacion/article/view/1585>
- Granero Pérez, R. (2020). *Metodología de Investigación en Psicología Estadística descriptiva e inferencial*. https://cdn-cms.f-static.com/uploads/2236286/normal_5cef018589ced.pdf
- Haboudane, D. y Miller, J. R. y Pattey, E. y Zarco-Tejada, P. J. y Strachan, I. B. (2004). Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90(3), 337–352. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2003.12.013>
- Kross, A. y McNairn, H. y Lapen, D. y Sunohara, M. y Champagne, C. (2015). Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34(1), 235–248. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.08.002>

- Kyratzis, A. C. y Skarlatos, D. P. y Menexes, G. C. y Vamvakousis, V. F. y Katsiotis, A. (2017). Assessment of vegetation indices derived by UAV imagery for durum wheat phenotyping under a water limited and heat stressed Mediterranean environment. *Frontiers in Plant Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.01114>
- L3Harris Geospatial. (1977). *ENVI software avanzado en análisis geoespacial*. <https://www.l3harrisgeospatial.com/>
- Lee, D. H. y Shin, H. S. y Park, J. H. (2020). Developing a p-ndvi map for highland kimchi cabbage using spectral information from uavs and a field spectral radiometer. *Agronomy*, 10(11). <https://doi.org/10.3390/agronomy10111798>
- Lesage, C. y Cifuentes-Espinosa, J. y Feintrenie, L. (2021). Oil palm cultivation in the Americas: Review of the social, economic and environmental conditions of its expansion. En *Cahiers Agricultures* (Vol. 30). EDP Sciences. <https://doi.org/10.1051/cagri/2021015>
- Leslie, R. v. (2017). Microwave sensors. En *Comprehensive Remote Sensing* (Vols. 1–9, pp. 435–474). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.10328-8>
- Li, M. F. y Tang, X. P. y Wu, W. y Liu, H. bin. (2013). General models for estimating daily global solar radiation for different solar radiation zones in mainland China. *Energy Conversion and Management*, 70, 139–148. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.03.004>
- Louhaichi, M. y Borman, M. M. y Johnson, D. E. (2001). Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. *Undefined*, 16(1), 65–70. <https://doi.org/10.1080/10106040108542184>
- Manzo, G. y Orozco, M. y Martínez, L. y Garrido, E. y Canto, B. (2014). Enfermedades de importancia cuarentenaria y económica del cultivo de banano (*Musa sp.*) en México. *Revista Mexicana de Fitopatología*, 32(2). https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-33092014000200089
- Ministerio de Agricultura y Ganadería. (2020, noviembre 23). *Ecuador fortalece la producción sostenible de palma aceitera en la Amazonía – Ministerio de Agricultura y Ganadería*.

<https://www.agricultura.gob.ec/ecuador-fortalece-la-produccion-sostenible-de-palma-aceitera-en-la-amazonia/>

- Morellato, L. P. C. y Camargo, M. G. G. y D'Eça Neves, F. F. y Luize, B. G. y Mantovani, A. y Hudson, I. L. (2010). The influence of sampling method, sample size, and frequency of observations on plant phenological patterns and interpretation in tropical forest trees. En *Phenological Research: Methods for Environmental and Climate Change Analysis* (pp. 99–121). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-90-481-3335-2_5
- Muñoz, P. (2013). *Apuntes de Teledetección: Índices de vegetación*. <https://www.researchgate.net/publication/327558326>
- Navarro, J. (2021). *Mejoramiento de la tasa de extracción de aceite rojo en la extractora "Atahualpa" EXTRACATA S.A.* <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/83/browse?type=subject&order=ASC&rpp=25&value=P%C3%89RDIDAS+DE+ACEITE>
- Olsson, P. O. y Vivekar, A. y Adler, K. y Garcia Millan, V. E. y Koc, A. y Alamrani, M. y Eklundh, L. (2021). Radiometric correction of multispectral uas images: Evaluating the accuracy of the parrot sequoia camera and sunshine sensor. *Remote Sensing*, 13(4), 1–26. <https://doi.org/10.3390/rs13040577>
- Onojeghuo, A. O. y Blackburn, G. A. (2016). Understanding the multi-seasonal spectral and biophysical characteristics of reedbed habitats in the UK. *Geo-Spatial Information Science*, 19(4), 233–244. <https://doi.org/10.1080/10095020.2016.1256034>
- Ose, K. y Corpetti, T. y Demagistri, L. (2016). Multispectral Satellite Image Processing. En *Optical Remote Sensing of Land Surface: Techniques and Methods* (pp. 58–124). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-102-4.50002-8>
- Potter, L. (2011). La industria del aceite de palma en Ecuador: ¿un buen negocio para los pequeños agricultores? *Revista de Desarrollo Económico Territorial*, 39–54. <https://doi.org/10.17141/eutopia.2.2010.1028>

- Ríos Hernández, R. (2021). Uso de los Drones o Vehículos Aéreos no Tripulados en la Agricultura. *Revista Ingeniería Agrícola*, 11(4), 75–84.
<https://www.researchgate.net/publication/361994225>
- Romero, H. M. y Guataquira, S. y Forero, D. C. (2022). Light Interception, Photosynthetic Performance, and Yield of Oil Palm Interspecific OxG Hybrid (*Elaeis oleifera* (Kunth) Cortés x *Elaeis guineensis* Jacq.) under Three Planting Densities. *Plants*, 11(9), 1–14.
<https://doi.org/10.3390/plants11091166>
- Rouse, R. W. H. y Haas, J. A. W. y Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with erts. *NASA*, 309–317. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>
- Roy García, I. y Rivas Ruiz, R. y Pérez Rodríguez, M. y Palacios Cruz, L. (2019). Correlation: Not all correlation entails causality. *Revista Alergia Mexico*, 66(3), 354–360.
<https://doi.org/10.29262/ram.v66i3.651>
- Santafé, F. (2017). *Comprobación de requisitos alimentarios en campo mediante análisis de imágenes*. <https://academica-e.unavarra.es/xmlui/bitstream/handle/2454/30736/TFM%20Fco%20Santafe%202017.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Sha, Z. y Wang, Y. y Bai, Y. y Zhao, Y. y Jin, H. y Na, Y. y Meng, X. (2018). Comparison of leaf area index inversion for grassland vegetation through remotely sensed spectra by unmanned aerial vehicle and field-based spectroradiometer. *Journal of Plant Ecology*, 12(3), 395–408. <https://doi.org/10.1093/jpe/rty036>
- Shanmugapriya, P. y Rathika, S. y Ramesh, T. y Janaki, P. (2019). Applications of Remote Sensing in Agriculture - A Review. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 8(01), 2270–2283. <https://doi.org/10.20546/ijcmas.2019.801.238>
- Shunlin, L. y Jindi, W. (2020). A systematic view of remote sensing. En *Advanced Remote Sensing* (pp. 1–57). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-815826-5.00001-5>

- Sripada, R. P. y Heiniger, R. W. y White, J. G. y Meijer, A. D. (2006). Aerial Color Infrared Photography for Determining Early In-Season Nitrogen Requirements in Corn. *Agronomy Journal*, 98(4), 968–977. <https://doi.org/10.2134/AGRONJ2005.0200>
- Tarricone, K. y Wagner, G. y Klein, R. (2015). Toward standardization of sample collection and preservation for the quality of results in biomonitoring with trees – A critical review. *Ecological Indicators*, 57, 341–359. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2015.05.012>
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Tuiran, J. (2020). *Seguimiento y caracterización fenológica de inflorescencias femeninas en tres cultivares del híbrido interespecífico OxG bajo condiciones climáticas de la zona central de Colombia*. <https://repositorio.unicordoba.edu.co/handle/ucordoba/3539>
- Tunca, E. y Köksal, E. S. y Çetin, S. y Ekiz, N. M. y Balde, H. (2018). Yield and leaf area index estimations for sunflower plants using unmanned aerial vehicle images. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190(11). <https://doi.org/10.1007/s10661-018-7064-x>
- Velez, J. y Nieto, P. (2016). *Validación de medidas de evaluación para el pronóstico de la tasa de cambio en Colombia*. <https://repository.cesa.edu.co/handle/10726/1577>
- Wade, C. y Ananda, G. (2016). Remote Sensing in Agriculture. *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology (IJEAB)*, 1(3), 2456–1878. www.ijeab.com
- Watson, F. G. R. y Vertessy, R. A. y Grayson, R. B. (1999). Large-scale modelling of forest hydrological processes and their long-term effect on water yield. *Hydrological Processes*, 13(5), 689–700. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1099-1085\(19990415\)13:5<689::aid-hyp773>3.0.co;2-d](https://doi.org/10.1002/(sici)1099-1085(19990415)13:5<689::aid-hyp773>3.0.co;2-d)
- Xue, L. H. y Cao, W. X. y Luo, W. H. y Wang, S. H. (2004). Relationship between spectral vegetation indices and LAI in rice. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 28(1), 47–52. <https://doi.org/10.17521/cjpe.2004.0007>

Yao, H. y Qin, R. y Chen, X. (2019). Unmanned aerial vehicle for remote sensing applications - A review. En *Remote Sensing* (Vol. 11, Issue 12). MDPI AG.

<https://doi.org/10.3390/rs11121443>

Zheng, G. y Moskal, L. M. (2009). Retrieving Leaf Area Index (LAI) Using Remote Sensing:

Theories, Methods and Sensors. *Sensors 2009, Vol. 9, Pages 2719-2745, 9(4), 2719–*

2745. <https://doi.org/10.3390/S90402719>

Carpeta Drive: <https://drive.google.com/drive/folders/1E7747cNnIF9tzGfc-FWK1T-rRFRU5xoq?usp=sharing>