



Universidad de Cuenca

Facultad de Ciencias Agropecuarias

Carrera de Ingeniería Agronómica

**Comparación de índices de vegetación en base a imágenes multiespectrales
en el cultivo de maíz con tres densidades de siembra**

Trabajo de titulación previo a la
obtención del título de Ingeniera
Agrónoma

Autor:

Enith Cristina Guanuchi Armijos

Director:

Rosa Lucía Lupercio Novillo

ORCID:  0000-0002-4798-6108

Cuenca, Ecuador

2023-10-26

Resumen

El cultivo de maíz tiene importancia a nivel mundial, nacional y regional, forma parte de la seguridad alimentaria. El manejo del cultivo a nivel sitio específico requiere labores complicadas, disponibilidad de recursos económicos y mano de obra. Actualmente, se están adoptando tecnologías para monitorear cultivos más rápido y optimizando recursos, como el uso de teledetección ambiental, específicamente utilizando imágenes multiespectrales e índices de vegetación. Dada la importancia del cultivo y la factibilidad de uso de índices de vegetación, el proyecto tuvo como objetivo comparar cuatro índices de vegetación: (NDVI, GRRi, GRVI, ARVI) sobre imágenes multiespectrales de cultivo de maíz con tres densidades de siembra para evaluar su comportamiento. Se utilizaron imágenes de alta resolución espacial obtenidas mediante RPAS en dos vuelos, con resolución espacial entre 6 y 7 cm/píxel y altura de vuelo de 80 m. Los ortofotomosaicos fueron obtenidos mediante el postprocesamiento en el software PIX4D, los índices usando el software QGIS y los datos fueron procesados en R-Studio. Se realizaron correlaciones, regresiones lineales, validación de los modelos y comparación del RMSE. Como resultado se obtuvieron 2 ortofotos multiespectrales y 2 RGB. Se realizaron 4 índices de vegetación NDVI, GRRi, GRVI, ARVI para los 2 vuelos a los 81 y 133 dds. El índice de vegetación con mayor precisión según la comparación del RMSE es el NDVI (D1= 3.65 y 3.14), (D3=3.41 y 2.85) en los dos vuelos respectivamente. Se concluye que el NDVI es el índice con mayor precisión y se puede utilizar para monitorear el maíz con distancias de siembra de 25x80 cm y 75x 80 cm, a los 81 y 133 dds.

Palabras clave: vegetación, teledetección, maíz, cultivos, seguridad alimentaria



El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Cuenca ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por la propiedad intelectual y los derechos de autor.

Repositorio Institucional: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Abstract

The cultivation of corn is important at a global, national and regional level, it is part of food security. Crop management at a specific site level requires complicated tasks, availability of economic resources and labor. Currently, technologies are being adopted to monitor crops faster and optimize resources, such as the use of environmental remote sensing, specifically using multispectral images and vegetation indices. Given the importance of the crop and the feasibility of using vegetation indices, the project aimed to compare four vegetation indices: (NDVI, GRRI, GRVI, ARVI) on multispectral images of corn cultivation with three planting densities to evaluate their behavior. High spatial resolution images obtained by RPAS in two flights were used, with spatial resolution between 6 and 7 cm/pixel and flight height of 80 m. The orthophotomosaics were obtained by post-processing in the PIX4D software, the indices using the QGIS software and the data were processed in R-Studio. Correlations, linear regressions, validation of the models and comparison of the RMSE were carried out. As a result, 2 multispectral and 2 RGB orthophotos were obtained. 4 vegetation indices NDVI, GRRI, GRVI, ARVI were carried out for the 2 flights at 81 and 133 dds. The vegetation index with the highest precision according to the RMSE comparison is the NDVI (D1= 3.65 and 3.14), (D3=3.41 and 2.85) in the two flights respectively. It is concluded that the NDVI is the index with the greatest precision and can be used to monitor corn with planting distances of 25x80 cm and 75x 80 cm, at 81 and 133 dds.

Keywords: vegetation, remote sensing, corn, crops, food security



El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Cuenca ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por la propiedad intelectual y los derechos de autor.

Repositorio Institucional: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Índice de contenido

Introducción	11
Objetivos.....	13
2.1 Objetivo general	13
2.2 Objetivos específicos	13
Hipótesis	13
Revisión bibliográfica	14
4.1 Generalidades del cultivo	14
4.1.1 Origen..	14
4.1.2 Descripción botánica.....	14
4.1.3 Requerimientos agroclimáticos	14
4.1.4 Densidades de siembra.....	14
4.1.5 Distancias recomendadas	15
4.2 Sistemas de información geográfica.....	16
4.3 Teledetección ambiental	16
4.3.1 Cuadro resumen de los usos y aplicaciones de la teledetección	16
4.4 Conceptos básicos usados en teledetección	17
4.4.1 Espectro electromagnético	17
4.4.2 Radiometría	18
4.4.3 Características de la vegetación en el espectro óptico	18
4.4.4 Imágenes multiespectrales.....	18
4.4.5 Sensores.....	18
4.4.6 Tipos de sensores.....	19
4.5 UAS/RPAS.....	19
4.5.1 Tipos de RPAS.....	19
4.5.2 Sensor Parrot sequoia.....	20
4.5.3 DJI mavic pro	21
4.5.4 Planificación del vuelo.....	25
4.5.5 Alturas de vuelo	25
4.6 Índices de vegetación	25

4.6.1 NDVI (Índice de vegetación de diferencia normalizada)	26
4.6.2 GRRRI (green-red ratio index)	27
4.6.3 GRVI (Índice de vegetación rojo verde)	27
4.6.4 ARVI (Índice de Vegetación Resistente a la Atmósfera)	27
Materiales y métodos	29
5.1 Descripción y ubicación de la zona de estudio	29
5.2 Equipos	30
5.3 Materiales	30
5.4 Metodología	30
5.4.1 Manejo agronómico del cultivo de maíz	30
5.4.2 Diseño experimental	30
5.4.3 Descripción de variables	31
5.4.4 Población, muestra y forma de muestreo	31
5.4.5 Descripción de los vuelos	32
5.5 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 1	32
5.6 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 2.	35
5.7 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 3	36
Análisis estadístico	37
Resultados	38
7.1 Objetivo específico 1	38
7.2 Objetivo específico 2	42
7.3 Objetivo específico 3	50
Discusión	56
Conclusiones	59
Recomendaciones	60
Referencias	61
Anexos	71

Índice de figuras

Figura 1. Espectro electromagnético.....	17
Figura 2. Mapa de ubicación de la parcela.....	29
Figura 3. Distribución del diseño experimental.	31
Figura 4. Diagrama de procesos de postprocesamiento de imágenes multiespectrales y RGB.....	34
Figura 5. Ortofotomosaico RGB, vuelo 2.....	38
Figura 6. Ortofotomosaico multiespectral, vuelo 2.....	39
Figura 7. Ortofotomosaico RGB, vuelo 3.....	40
Figura 8. Ortofotomosaico multiespectral, vuelo 3.....	41
Figura 9. NDVI correspondiente al vuelo 2.....	42
Figura 10. NDVI correspondiente al vuelo 3.....	43
Figura 11. GRRi correspondiente al vuelo 2.	44
Figura 12. GRRi correspondiente al vuelo 3	45
Figura 13. GRVI correspondiente al vuelo 2.....	46
Figura 14. GRVI correspondiente al vuelo 3.....	47
Figura 15. ARVI correspondiente al vuelo 2.....	48
Figura 16. ARVI correspondiente al vuelo 3.....	49
Figura 17. GRVI vuelo 2, distancia 1.....	51
Figura 18. NDVI vuelo 2, distancia 1.....	51
Figura 19. NDVI vuelo 2, distancia 3.....	52
Figura 20. GRVI vuelo 2, distancia 3.....	52
Figura 21. GRVI vuelo 3, distancia 1.....	53
Figura 22. NDVI vuelo 3, distancia 1.....	53
Figura 23. ARVI vuelo 3, distancia 1	53
Figura 24. GRRi vuelo 3, distancia 1.....	53
Figura 25. GRVI vuelo 3, distancia 3.....	54
Figura 26. NDVI vuelo 3, distancia 3.....	54
Figura 27. GRRi vuelo 3, distancia 3.....	54
Figura 28. ARVI vuelo 3, distancia 3	54

Índice de tablas

Tabla 1. Usos y aplicaciones de la teledetección	16
Tabla 2. Características técnicas	20
Tabla 3. Cuadro de especificaciones técnicas	21
Tabla 4. Descripción de vuelos en la parcela experimental.....	32
Tabla 5. Contiene los resultados de las correlaciones de Pearson realizadas	50
Tabla 6. Coeficiente de correlación y RMSE.....	55
Tabla 7. Precisión de índices de vegetación usando RMSE.....	55

Abreviaturas y simbología

RPAS: Sistemas aéreos pilotados remotamente

NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada

GRVI: Índice de vegetación rojo verde

GRRI: Índice de relación verde rojo

ARVI: Índice de vegetación resistente a la atmosfera

RMSE: Error medio cuadrático

DDS: Días después de la siembra

Agradecimientos

A la Dra. Lucia Lupercio quien asumió el gran reto de ser directora de mi proyecto de tesis y estuvo siempre pendiente apoyando en todo el desarrollo del proyecto, al Ing. Alberto Macancela, Ing. Mateo López y Dr. Jaime Loja, quienes me brindaron su apoyo y colaboración durante el desarrollo de mi investigación en campo.

Dedicatoria

A mi familia que me apoyó siempre desde el día que inicié mi carrera universitaria, a mi hijo quien ha sido mi mayor inspiración para lograrlo, a mis amigas que con sus consejos no dejaron que me rindiera.

Introducción

Según lo expuesto por la FAO, (2022), actualmente, el maíz es la segunda especie de cereales más cultivado en el mundo después del trigo. En el Ecuador el maíz es considerado uno de los cultivos más importantes, es un gran aporte en la agroindustria y la alimentación humana (Caviedes Cepeda, 2019). La superficie cultivada en el Ecuador es de aproximadamente 341.3 ha según datos obtenidos de (ESPAC, 2020), la mayor parte se ubica en la región costa y en pequeñas cantidades en la región sierra. En el Azuay existen 7.805 ha de maíz blanco, destinado principalmente al consumo diario y comercialización (ESPAC, 2022).

En Ecuador, el cultivo de maíz es considerado uno de los más importantes, debido a que es un cultivo que tiene impactos socioeconómicos en la población (Analuisa Aroca et al., 2022). Los impactos más comunes que afectan negativamente a la población son: poca disponibilidad de riego, falta de apoyo de entidades gubernamentales, y el inestable precio que se mantiene en los mercados (C. E. Zambrano & Andrade Arias, 2021); asimismo, de manera positiva se garantiza la seguridad y soberanía alimentaria, puesto que una gran parte de su producción es destinada como alimento para consumo diario (Zambrano et al., 2019). Dada la importancia del cultivo tanto a nivel mundial, nacional y regional es importante estudiar ciertos aspectos acerca del cultivo como el caso de las distancias de siembra, para comprender su comportamiento. Las distancias de siembra son muy variadas, en la sierra sur ecuatoriana es muy común encontrar plantaciones con distancias de siembra de 80 cm entre surcos y 40 cm entre plantas (J. L. Zambrano et al., 2021). Generalmente el maíz se encuentra sembrado en asociación con otros cultivos como el fréjol, habas, sambo, zapallo, entre otros, (López Gálvez, 2016), ha esta asociación de especies se la conoce comúnmente por parte de los agricultores como “Milpa” o “Chacra” (Ebel et al., 2017).

Con el objetivo de ir mejorando e innovando en la agricultura se ha adaptado diferentes tipos de tecnologías que nos ayudan a facilitar el trabajo de campo (Akash Barela et al., 2023), tal es el caso del uso de herramientas de teledetección ambiental y el uso de sistemas aéreos pilotados remotamente (RPAS), desarrollando múltiples estudios investigativos en beneficio de los agricultores (Kumar et al., 2021).

La teledetección con RPAS se ha convertido en el punto inflexivo de la agricultura sobre todo en mira hacia la agricultura del futuro o agricultura de precisión (Gómez et al., 2016). Esta tecnología ofrece una resolución espectral, espacial y temporal sin precedente alguno (Millán et al., 2019). Lo cual genera que estos hechos novedosos causen curiosidad e interés tanto en productores como en investigadores (Maes & Steppe, 2018).

Además, una de las herramientas de teledetección que en la actualidad se usan son los índices de vegetación (IV). Estos son considerados como parámetros de gran importancia

para el desarrollo de los cultivos (Giovos et al., 2021). Los índices ofrecen numerosas ventajas ya que parten de una imagen que posee mayor resolución espacial y también un grado de precisión mayor (Zhao et al., 2022), debido a que se pueden equipar los RPAS con sensores que permiten complementar la información que se extrae mediante las imágenes del cultivo, resolviendo así las múltiples limitaciones que poseen los cultivos (Jiménez-Jiménez et al., 2022). Bongiorno et al., (2022), manifiestan que mediante el uso de los índices se pueden realizar varias actividades de monitoreo de los cultivos como: evaluar el estado sanitario del cultivo, predicción de rendimiento, monitoreo de enfermedades, aplicaciones fitosanitarias sectorizadas, etc. El resultado de estos estudios permite al agricultor tomar decisiones sobre su cultivo de manera más eficiente y el momento más adecuado (Hatfield et al., 2019).

Objetivos

2.1 Objetivo general

- Comparar cuatro índices de vegetación: NDVI, GRRI, GRVI, ARVI, en base a imágenes multiespectrales de cultivo de maíz con diferentes densidades de siembra para evaluar su comportamiento.

2.2 Objetivos específicos

- Realizar el postprocesamiento de las imágenes multiespectrales de alta resolución espacial obtenidas con el RPAS.
- Calcular los índices de vegetación: NDVI, GRRI, GRVI, ARVI, a partir de las imágenes multiespectrales.
- Evaluar la precisión de los cuatro índices de vegetación en las diferentes densidades de siembra.

Hipótesis

Diferentes índices de vegetación con diferentes densidades de siembra tienen un comportamiento diferente.

Revisión bibliográfica

4.1 Generalidades del cultivo

4.1.1 Origen

Según lo manifiesta García Montoya, (2021), los primeros indicios de consumo del maíz (*Zea mays*), se remontan a 7000 años atrás por habitantes de lo que hoy es México y de regiones de América Central. Además, es un cultivo muy bondadoso que puede adaptarse a varias condiciones climáticas y edafológicas típicas de la región (Gordón-Mendoza, 2020).

4.1.2 Descripción botánica

Familia: Gramíneas (Poaceae)

Género: *Zea*

Especie: *mays*

Nombre Científico: *Zea mays* L.

La planta de maíz es anual, su desarrollo vegetativo es robusto y alcanza una altura de 2 a 2,5 m, posee raíces fasciculadas, tallo particular que crece de manera vertical con nudos y entrenudos. Las hojas tienen la característica típica de las gramíneas poseen vaina, cuello y lámina. El maíz al ser una planta monoica posee inflorescencia, es decir, tiene flores masculinas y flores femeninas separadas, la flor masculina es la panícula y la femenina es la espiga. La mazorca de este cultivo difiere del resto de las gramíneas, debido a que es una espiga compacta que se encuentra cubriendo por completo al grano con sus hojas modificadas. El número de granos que contiene la mazorca va a depender del número de filas y el tamaño de la mazorca, así como también de la variedad y el vigor de la planta (Ortega Sánchez, 2014).

4.1.3 Requerimientos agroclimáticos

El maíz suele tener cierta inclinación por los suelos bien drenados, aireados, con buenas propiedades físicas y biológicas, con una textura intermedia tipo franco arcillosa, pH entre 5,5 a 7,0 fuera de este rango suelen ocurrir problemas de toxicidad por el desbalance de ciertos elementos. El maíz requiere la temperatura entre 20 a 30 °C, requerimiento hídrico de 500 a 700 mm de precipitación que debe ser bien distribuida durante el ciclo del cultivo (INIAP, 2014)

4.1.4 Densidades de siembra

La densidad de siembra se basa en calcular la cantidad de semilla en un área de terreno determinada, tomando en cuenta que el objetivo principal de manejar correctamente las densidades de siembra es aumentar el rendimiento por unidad de área. La correcta distribución del cultivo permite que las plantas tengan mejor desarrollo vegetativo y en consecuencia mayor rendimiento (Chura et al., 2019).

4.1.5 Distancias recomendadas

Maulidi, (2022), recomienda el manejo de dos distancias de siembra, la primera de 75 cm entre surcos y 25 cm entre plantas, la segunda es de 80 cm entre surcos y 20 cm entre plantas, debido a que tuvo excelentes resultados en rendimiento.

Según Alberto et al., (2022), la correcta distribución de las semillas permite que el cultivo aproveche mejor el espacio, aumentan la captura y aprovechan mejor los recursos. Manejar bajas densidades de siembra; es decir, menor distancia entre surcos hace que el cultivo sea favorecido al momento de producir mayor cobertura de floración (Solís Lucas & Castaño, 2022).

Martínez Uribe et al., (2017), en su trabajo experimental evaluaron el comportamiento de dos distancias de plantación: 45 cm y 90 cm, y tres densidades poblacionales 50, 75 y 100 mil plantas ha, se obtuvieron los mejores resultados usando el espaciamiento de 45 cm.

En la actualidad, dependiendo del objetivo a alcanzar se pueden manejar las diferentes densidades de siembra, es por ello que Graffitti et al., (2021), en su investigación usó distancias de siembra de (25cm, 50cm y 1.00m) con densidades de siembra de 4, 7 y 10000 plantas por ha, buscando obtener mejores rendimientos en híbridos de maíz, mismos que obtuvieron con la densidad de siembra de 25cm.

Iqbal et al., (2021), en su ensayo probaron diferentes arreglos espaciales (15, 30 y 45 cm) y dosis de siembra (80, 100 y 120 kg ha), con el objetivo de probar el arreglo más adecuado para obtener mejor rendimiento. Los resultados que mejor rendimiento obtuvieron fue el arreglo de 30 cm, por lo que concluyeron que esa distancia es la más adecuada si se trata de tener mayor rendimiento por unidad de área productiva.

Guamán Guamán et al., (2020), manifiestan que se pueden usar distanciamientos de siembra de 80 cm (entre hileras) y 20 cm (entre plantas) con una densidad de 62.500 plantas por hectárea, cuando se trata de implementar una siembra mecanizada.

Como se evidencia existe una amplia discusión respecto a las diferentes densidades de siembra, por ser uno de los factores que influyen en la producción. Sin embargo, existe poca información acerca de los arreglos con densidades de siembra con la variedad de maíz (Zhima blanco) de la zona. Tampoco se ha encontrado bibliografía específica de índices de vegetación, calculados sobre imágenes de alta resolución espacial de estudios realizados en la misma zona de este proyecto.

4.2 Sistemas de información geográfica

Un SIG es un sistema de información que se compone de un software, hardware y una serie de procedimientos ordenados que permiten capturar, manejar, manipular, analizar, modelizar y representar datos espacialmente referenciados o georreferenciados. Los cuales son operados por personal capacitado y calificado para el desarrollo de cada uno de temas, permitiendo obtener una mejor planificación y ejecución de proyectos (Mayorga Arias, 2020).

4.3 Teledetección ambiental

Navarrete & Laubacher, (2017) , definen la teledetección como la recopilación y levantamiento de información de objetos o fenómenos, mediante el uso de equipos que no necesariamente están en contacto directo con dicho objeto. Para ello se obtiene información mediante la toma de imágenes multiespectrales usando aviones tripulados o no tripulados y mediante el uso de las imágenes satelitales disponibles en varias plataformas digitales, siendo estos métodos los más utilizados en la actualidad.

4.3.1 Cuadro resumen de los usos y aplicaciones de la teledetección

Tabla 1. Usos y aplicaciones de la teledetección

Campos de Acción	Estudios que se realizan
Medio ambiente y recursos naturales	Estudios y actuaciones forestales, cambios en los usos del suelo, estudios de impacto ambiental, etc.
Catastro de bienes rústicos y urbanos	Información espacial (localización, superficies, límites) y temática (uso del suelo).
Transporte y articulación regional	Planificación de redes de transporte lineal, impacto ambiental de las infraestructuras, identificación de zonas de influencia.
Red de infraestructura básica	Redes de servicios básicos, estudios sociales y económicos, estudios de impacto ambiental, etc.
Protección civil	Determinación de zonas de riesgos por catástrofes y ejecución de planes de contingencia ante dichas catástrofes.
Análisis de mercados	Geomarketing o geodemografía, ubicación estratégica de centros comerciales, determinación de áreas de influencia.
Planificación urbana	Control del cumplimiento de la normativa urbanística, gestión de impuestos municipales, control de obras en ejecución, etc.

Estudios de patrimonio	Estudios antropológicos, arqueológicos, localizaciones e impactos
Aplicaciones varias en la sanidad	Determinación de zonas en riesgo epidemiológico, ubicación de centros hospitalarios, estudios de zonas vulnerables, etc.
Estudios de seguridad	Actividades de logística (Policía y Militares)
Aplicaciones en la ingeniería	control de piezas y sistemas
Actividades pedagógicas	Investigación científica y docencia

Fuente: (Inés Botana & Edith Fernández, 2019)

Elaborado por: Enith Guanuchi

4.4 Conceptos básicos usados en teledetección

4.4.1 Espectro electromagnético

Se define espectro electromagnético a la organización de bandas, longitudes de onda o frecuencias. Poseen características similares de radiación electromagnética, que van desde las longitudes de onda más cortas hasta las kilométricas. Desde el punto de vista de la teledetección se destacan las bandas RGB e infrarrojo (NIR), son las más usadas en la actualidad para diferentes trabajos investigativos y sus características de medida varían según los autores (Andreu et al., 2018).

La teledetección para sus diferentes actividades a realizar utiliza comúnmente los fragmentos del espectro visible, infrarrojo y radar.

En la figura 1 se aprecia que el fragmento del espectro visible comprende la longitud de onda entre los 400 nm hasta los 700 nm, mientras que el fragmento que corresponde al infrarrojo aborda las longitudes de onda entre los 700 nm hasta 1mm (Navarrete & Laubacher, 2017).

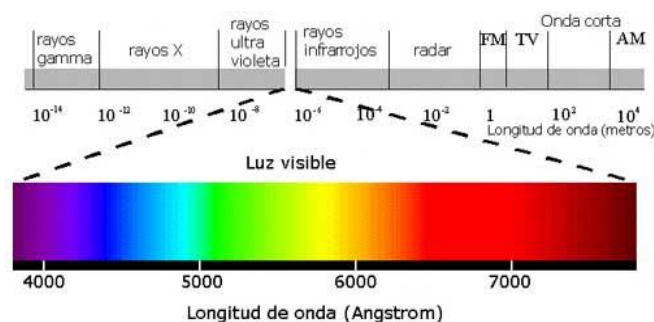


Figura 1. Espectro electromagnético

Fuente: (Andreu et al., 2018)

4.4.2 Radiometría

Soria & Matar de Saauis, (2016), consideran a la radiometría como una parte de la física que se encarga de medir las intensidades de radiación que emiten los cuerpos sobre los cuales actúa la radiación en la superficie terrestre. Desde el punto de vista agronómico la radiometría tiene una gran importancia pues está involucrada en los procesos biológicos de la planta en los cuales interviene la radiación (Durand et al., 2021).

4.4.3 Características de la vegetación en el espectro óptico

Martínez-Barbáchamo & Solís-Miranda, (2018), manifiestan que existen múltiples factores que inciden en la medición de la radiación final por parte del sensor. Tal es el caso de la radiación propia que emite la hoja de la planta en diferentes estados fenológicos, forma, contenido de humedad, características morfológicas propias de la especie, y la situación geográfica del cultivo (pendiente, orientación, distribución espacio temporal de la plantación, etc.). La característica típica de la vegetación vigorosa muestra disminución de reflectividad en el espectro visible y mayor reflectividad en las bandas del infrarrojo especialmente el infrarrojo cercano, esto está relacionado con la actividad fotosintética de la planta (Burud et al., 2017).

4.4.4 Imágenes multiespectrales

La imagen es capturada por el satélite o sensor, mediante una serie de detectores fotoeléctricos que transforman los niveles de radiación que emite la cubierta vegetal en valores numéricos que se denomina nivel digital (Kalra et al., 2023). El nivel digital es proporcional a la intensidad de la radiancia del objeto o cubierta de la cual procede. El proceso de cambio se realiza con dispositivos análogos-digitales, este proceso de cambio se realiza para cada banda obteniendo como resultado una matriz tridimensional. El valor del nivel digital de cada píxel corresponde a una fila, columna y una banda (Berrío Meneses et al., 2015).

4.4.5 Sensores

Los sensores son herramientas básicas para el desarrollo de la teledetección (Marquina & Mogollón, 2016). Los sensores convierten la energía electromagnética que les llega de la atmósfera y de la tierra y la convierten en una magnitud física que pueda ser medida, tratada, y grabada. La señal electromagnética es convertida en formatos analógicos (fotografía) o en formato digital (imagen) para posteriormente ser procesados por el software. Los sensores generalmente toman los datos a bordo de una plataforma de apoyo como pueden ser aviones, globos, cohetes, satélites, etc. (Fernando Jiménez-López et al., 2015).

Los diferentes canales se pueden caracterizar en función de variables:

- Amplitud espectral (región del espectro para la cual capta datos)
- Resolución radiométrica (número de intervalos de intensidad que puede captar)
- Resolución espacial (tamaño de píxel)
- Resolución temporal (tiempo que tarda el satélite en pasar dos veces por el mismo sitio)

4.4.6 Tipos de sensores

De acuerdo al tipo de señal que reciben y acorde a las técnicas de teledetección que usan los sensores pueden ser: los sensores pasivos registran la radiación que emite el sistema observado o la radiación solar reflejada (cámaras fotográficas, los radiómetros y los sistemas de vídeo). Los sensores activos producen una doble función que es emitir una señal (onda electromagnética), de características conocidas y que después registrará cuando interactúe con el sistema observado. El resultado es la combinación de la señal obtenida con la reflejada, los sensores activos son Lidar y el radar (Rejas Ayuga & Burillo Mozota, 2016).

Por otra parte, si tomamos en cuenta el fragmento del espectro electromagnético que usan, se tiene sensores que trabajan con el espectro infrarrojo cercano, infrarrojo térmico y el microondas. Los sensores pasivos trabajan con todo el rango espectral, mientras que los activos trabajan con el microondas (Jafarbiglu & Pourreza, 2022).

La consideración final es dependiendo de la forma de registro de información los sensores se clasifican en dos: los sensores de barrido que captan la información de manera instantánea y los sensores que registran la información de la escena de manera secuencial y la escena es construida dato a dato (Scaramuzza & Villarroel, 2016).

4.5 UAS/RPAS

En la actualidad, aún existen muchos lugares en donde el manejo agronómico se realiza a nivel de toda la parcela. Esto puede traer inconvenientes debido a que no siempre existe uniformidad física o biológica del cultivo y la zona (Khanal et al., 2020). El uso de los RPAS puede ser una alternativa para el manejo y monitoreo del cultivo a nivel sitio-específico de la parcela según lo manifestado por Portero et al., (2017). Por su parte Ojeda-Bustamante et al., (2017), manifiestan que con la adopción de esta tecnología se trata de abordar la problemática que se relaciona con la escasa dotación de alternativas tecnológicas y de planificación de la mayoría de las actividades agrícolas que permiten optimizar el desarrollo de los sistemas productivos mediante la predicción y toma de buenas decisiones.

4.5.1 Tipos de RPAS

Existen tres principales tipos de RPAS: tipo avión, tipo helicóptero y multirrotor.

El tipo avión posee el principio de ala fija, puede poseer turbina o no, eso dependerá del modelo. El tipo avión es bastante usado en la agricultura para abarcar grandes áreas de terreno y optimizar el tiempo, gracias a que tiene buena velocidad de vuelo; sin embargo,

como todo aparato electrónico tiene sus desventajas y una de las más importantes es no poder mantener la capacidad de vuelo estático, lo que dificulta ciertas maniobras por parte del operador (Oñate de Mora, 2015).

El tipo helicóptero como su nombre lo indica es similar a un helicóptero posee el mismo tipo de hélices, tiene menor uso dentro de la agricultura. Este PRAS tiene total libertad de movimiento y soporta el vuelo estacionario, su desventaja es que pierde autonomía y el mantenimiento es muy costoso (Vergara Merino et al., 2016).

Los RPAS que más se utilizan en la agricultura son multirrotores, estos poseen cuatro rotores para poder lograr la estabilidad de vuelo necesaria, posee gran estabilidad de vuelo y facilidad de realizar maniobras en el aire. El mantenimiento es menos costoso en comparación a los anteriores. Es menos autónomo que el ala fija o tipo avión y depende de un operador y base en tierra (Carrillo Villalobos et al., 2018).

4.5.2 Sensor Parrot sequoia

Es un sensor que recolecta información tipo multiespectral con las bandas verde, rojo, borde rojo e infrarrojo cercano. Las bandas se encuentran en los fragmentos del espectro visible e infrarrojo en las siguientes longitudes de onda: verde entre 550 nm y 40 nm, rojo entre 660 nm y 40 nm, borde rojo entre 735 nm y 10 nm, infrarrojo cercano entre 790 nm y 40 nm (ver tabla 2) (Elkhrachy, 2021). Además, tiene la cámara que capta las imágenes RGB. El sensor es adicionado a la plataforma RPAS antes de realizar el vuelo. Facilita la colecta de información de coberturas de vegetación debido a que las bandas permiten que la cobertura vegetal sobresalga con facilidad por los niveles de absorbancia y reflectancia (Franzini et al., 2019).

Tabla 2. Características técnicas

Sensor	Multispectral sensor + RGB camera
Multispectral sensor	4-band
Resolución RGB	16 MP, 4,608 x 3,456 px
Resolución monobanda	1.2 MP, 1,280 x 960 px
Bandas multiespectrales	Green (550nm $\pm$ 40nm) Red (660nm $\pm$ 40nm) Red edge (735nm $\pm$ 10nm) Near infrared (790nm $\pm$ 40nm)

Obturador monobanda	Global
Obturador RGB	Rolling
RGB FOV	HFOV: 64° VFOV: 50° DFOV: 74°
FOV monobanda	HFOV: 62° VFOV: 49° DFOV: 74°
Calibración	Calibración radiométrica automática
Compatible RTK/PPK	Sí

Fuente: (Elkhachy, 2021).

Elaborado por: Enith Guanuchi

4.5.3 DJI mavic pro

Existen innumerables modelos de RPAS de tipo multirrotor que se emplean en la agricultura, en este proyecto se utilizó un DJI Mavic Pro 2. Es un multirrotor cuya batería tiene una autonomía de 30 minutos, la duración de la misma va a depender de la velocidad del viento y de la velocidad a la que se realizando el vuelo. Este RPAS no está diseñado para transportar cargas demasiado pesadas ya que limitan su tiempo de funcionamiento (Elkhachy, 2021).

Tabla 3. Cuadro de especificaciones técnicas

Aeronave	
Doblada	83 mm de alto x 83 mm de ancho x 198 mm de largo
Tamaño diagonal (hélices excluidas)	335mm
Peso (batería y hélices incluidas)	734 g (1,62 lb) (sin incluir la cubierta del cardán) 743 g (1,64 lb) (incluye la cubierta del cardán)
Velocidad máxima de ascenso	16,4 pies/s (5 m/s) en modo deportivo
Velocidad máxima de descenso	9,8 pies/s (3 m/s)
Máxima velocidad	40 mph (65 kph) en modo Sport sin viento

Altitud máxima de despegue	16404 pies (5000 m)
Tiempo máximo de vuelo	30 minutos (sin viento a una velocidad constante de 15,5 mph (25 kph))
Tiempo máximo de vuelo estacionario	27 minutos (sin viento) no
Distancia total máxima de viaje (una batería completa, sin viento)	9,3 millas (15 km, sin viento)
Rango de temperatura de funcionamiento	32° a 104° F (0° a 40° C)
Sistemas de posicionamiento satelital	GPS/GLONASS
	Vertical: +/- 0,1 m (cuando Vision Positioning está activo) o +/-0,5 m
Rango de precisión de desplazamiento	Horizontal: +/- 0,3 m (cuando Vision Positioning está activo) o +/-1,5 m

Control remoto

Rango de temperatura de funcionamiento	32° a 104° F (0° a 40° C)
Batería	2970 mAh
	Grosor admitido: 6,5-8,5 mm
	Longitud máxima: 160 mm
Tamaño de dispositivo móvil admitido	Tipos de puertos USB admitidos: Lightning, Micro USB (Tipo B), USB (Tipo C) TM

Cardán

	Inclinación: -90° a +30°
Rango controlable	Balanceo: 0° o 90° (Horizontal y verticalmente)
Estabilización	3 ejes (cabeceo, balanceo, guiñada)

Sistema de visión

Sistema de visión	Sistema de visión hacia adelante Sistema de visión hacia abajo
-------------------	---

Rango sensorial de obstáculos	Rango de medición de precisión: 2 pies (0,7 m) a 49 pies (15 m) Rango detectable: 49 pies (15 m) a 98 pies (30 m)
Entorno operativo	Superficie con patrón claro e iluminación adecuada (lux > 15)
Rango de velocidad	≤22,4 mph (36 kph) a 6,6 pies (2 m) sobre el suelo
Rango de altitud	1 - 43 pies (0,3 - 13 m)
Rango de operación	1 - 43 pies (0,3 - 13 m)

Aplicación / Vista en vivo

Aplicación móvil	DJI GO 4
Latencia	160-170 ms (según las condiciones y el dispositivo móvil)

Cámara

Sensor	1/2,3" (CMOS), píxeles efectivos: 12,35 M (píxeles totales: 12,71 M)
Lente	FOV 78,8° 26 mm (equivalente a formato de 35 mm) f/2,2 Distorsión < 1,5 % Enfoque de 0,5 m a ∞
Rango ISO	vídeo: 100-3200 foto: 100-1600
Velocidad de obturación electrónica	8 s - 1/8000 s
Tamaño de la imagen	4000×3000
Modos de fotografía fija	Disparo único Disparo en ráfaga: 3/5/7 fotogramas Horquillado de exposición automática (AEB): 3/5 fotogramas entre corchetes a un intervalo de polarización de 0,7 EV
Modos de grabación de video	C4K: 4096×2160 24p 4K: 3840×2160 24/25/30p 2,7K: 2720×1530 24/25/30p FHD: 1920×1080 24/25/30/48/50/60/96p HD: 1280×720 24/ 25/30/48/50/60/120p
Tasa de bits de vídeo máxima	60Mbps

Sistemas de archivos

compatibles	FAT32 (≤ 32 GB); exFAT (> 32 GB)
-------------	---

Foto	JPEG, DNG
------	-----------

Video	MP4, MOV (MPEG-4 AVC/H.264)
-------	-----------------------------

	Micro SD™
--	-----------

	Capacidad máxima: 128 GB. Se requiere clasificación Clase
--	---

Tarjetas SD compatibles	10 o UHS-1
-------------------------	------------

Wifi

Frecuencia de operación	2.4G/5G
-------------------------	---------

Distancia máxima de transmisión	80 m (Distancia), 50 m (Altura) (Sin obstrucciones, sin interferencias)
---------------------------------	---

Máxima velocidad	14 km/h (9 mph)
------------------	-----------------

Velocidad máxima de ascenso	6,6 pies/s (2 m/s)
-----------------------------	--------------------

Velocidad máxima de descenso	3,3 pies/s (1 m/s)
------------------------------	--------------------

Cargador

Voltaje	13,05 V
---------	---------

Potencia nominal	50W
------------------	-----

Batería de vuelo inteligente

Capacidad	3830 mAh
-----------	----------

Voltaje	11,4 voltios
---------	--------------

Tipo de Batería	lipo 3s
-----------------	---------

Energía	43,6 Wh
---------	---------

Peso neto	Aproximadamente 0,5 libras (240 g)
-----------	------------------------------------

Rango de temperatura de carga	41° a 104° F (5° a 40° C)
-------------------------------	---------------------------

Fuente: (Franzini et al., 2019).

Elaborado por: Enith Guanuchi

4.5.4 Planificación del vuelo

Realizar una correcta planificación requiere de mucha concentración y sobre todo del conocimiento de la zona de estudio, todos los aspectos por más pequeños que parezcan deben ser considerados. Lo primero que se debe hacer es reconocer la zona en la cual se va a llevar a cabo el vuelo (Tu et al., 2020). Observar todos los detalles que permitan ir definiendo la altura de vuelo mínima según la cantidad y ubicación de obstáculos presentes en el área. El recorrido óptimo que me permita cubrir la totalidad del área de vuelo, los puntos probables desde los cuales puedo despegar y aterrizar el RPAS, tratando de que la afectación por el viento sea lo menor posible. Una vez observada la zona ya se puede definir la altura de vuelo, la velocidad de elevación del RPAS, y la velocidad de desplazamiento cuando la operación de vuelo comience, la inclinación de la cámara, número de fotografías a recopilar en cada punto y sobre todo establecer la precisión del sistema de posicionamiento para la calibración posterior de las imágenes (Cureño-Ramírez et al., 2022).

El segundo paso es la planificación del vuelo en el software, se debe trazar un polígono sobre el área a realizar el vuelo, posteriormente esta información se guarda en el controlador del RPAS para que este pueda seguirlo de manera automática el momento de empezar su misión (Berrio et al., 2018).

4.5.5 Alturas de vuelo

Definir la altura de vuelo debe ser preciso al momento de realizar la planificación de ello depende la calidad de la información que se pretende obtener mediante las imágenes multiespectrales. Escalante Torrado et al., (2016), mencionan que la altura de vuelo se encuentra relacionada con la distancia de muestreo del suelo GSD que generalmente se expresa en cm/píxel. Cuando mayor altura de vuelo se generan GSD de gran tamaño con menor resolución espacial lo que puede llegar a limitar la calidad de la imagen y la información que se desea extraer de la misma. Una altura de vuelo menor nos va a generar GSD pequeños, pero con mayor resolución espacial y esto permite extraer información a detalle. Además, este aspecto debe ser complementado con un buen porcentaje de traslape de las imágenes (Fernández-Lozano & Gutiérrez-Alonso, 2016).

4.6 Índices de vegetación

Piedad Rubio et al., (2020), indican que el índice de vegetación puede ser denominado como un parámetro que se calcula a partir de los valores de la reflectancia que posee la imagen con diferentes longitudes de onda y que generalmente es sensible a la cubierta vegetal lo que nos permite discriminar la cubierta vegetal del suelo.

Por su parte Gao et al., (2020), definen a los índices de vegetación como imágenes calculadas a partir de operaciones algebraicas en diferentes bandas espectrales. Resultado de estas operaciones se obtiene una nueva imagen que posee destacados píxeles que corresponden a la respuesta espectral de las diferentes coberturas vegetales, a partir de las cuales se pueden realizar estudios de densidad, índice de área foliar y actividad clorofílica.

Ihuoma & Madramootoo, (2019), desarrollaron su trabajo investigativo utilizando imágenes espectrales para mapear el estrés hídrico del pimiento bajo invernadero, mediante los índices de vegetación principalmente utilizando el modelo del NDVI.

Revelo Luna et al., (2021), usaron imágenes tomadas por RPAS para el análisis de los índices de vegetación para caracterizar el cultivo de café, realizaron la correlación de los siguientes índices NDVI, GNDVI y NDRE. Se obtuvo mayor correlación entre los índices NDVI y GNDVI, mientras que el índice NDRE presentó una mayor sensibilidad ante la variación de vigor vegetal.

En la investigación “Monitoring of Wheat Growth Status and Mapping of Wheat Yield’s within-Field Spatial Variations Using Color Images Acquired from UAV-camera System”, desarrollado por Mengmeng & Noguchi, (2017). Se utilizaron imágenes capturadas por un RPAS para monitorear el crecimiento del cultivo de trigo en tiempo real, estimar el rendimiento del cultivo usando los índices de vegetación. Dada la importancia que tiene el problema del acame en el cultivo de trigo, usaron estas imágenes para crear nueva información que permite al agricultor identificar las zonas de acame del cultivo, y posteriormente poder realizar la labor de cosecha sectorizada evitando así la pérdida de sus cosechas.

En un estudio realizado en Cuba en los cultivos de caña, se usaron imágenes espectrales para la elaboración de mapas de índices de vegetación y monitoreo del cultivo. Las imágenes permitieron discriminar los cultivos usando la densidad del cultivo y la edad de los mismos; sin embargo, con los resultados obtenidos de los índices de vegetación no se pudo discriminar los cultivos sembrados en diferentes fechas según lo manifiestan los investigadores (Kharuf Gutierrez et al., 2018).

4.6.1 NDVI (Índice de vegetación de diferencia normalizada)

El NDVI es el índice más usado según lo manifestado por Candiago, Remondino, De Giglio, Dubbini, & Gattelli, (2015), los autores mencionan que su uso se debe a que es muy práctico y sencillo de calcular y su rango se encuentra normalizado entre -1 y +1. Este índice estudia el comportamiento radiométrico de la cubierta vegetal que está estrechamente relacionada con la actividad fotosintética, estructura foliar, permitiendo determinar el vigor de la planta.

Los valores del NDVI están en función de la energía reflejada o absorbida por las plantas en distintas secciones del espectro electromagnético (Meneses-Tovar, 2011). La vegetación sana tiene un ligero contraste entre el espectro visible y el infrarrojo especialmente con el uso de la banda roja y la el infrarrojo cercano (NIR), el cálculo se desarrolla a partir de la siguiente fórmula:

$$\text{NDVI} = \text{NIR} - \text{RED} / \text{NIR} + \text{RED} \text{ (Rouse et al., 1973)}$$

NIR= correspondiente a la banda del infrarrojo cercano

RED= Banda roja del espectro visible

4.6.2 GRI (green-red ratio index)

Este índice refleja la relación de las bandas rojo y verde para la vegetación, permite estimar la producción de follaje, diferenciar cuando existe floración en el dosel de la planta. Este índice tiene una particularidad en diferencia al resto de índices, el rango de valores está entre 1 y 8. Pero el rango en el cual se encuentra la vegetación verde corresponde únicamente a los valores entre 0.7 y 3. (Gamon & Surfus, 1999).

Este índice se calcula usando la siguiente fórmula:

$$\text{GRI} = \text{RED} / \text{GREEN} \text{ (Gamon \& Surfus, 1999)}$$

RED= Banda roja del espectro visible

GREEN= Banda verde del espectro visible

4.6.3 GRVI (Índice de vegetación rojo verde)

Es índice es considerado por Chen et al., (2019), como un indicador de la fenología de las plantas, debido a que este índice es sensible al cambio del color de las hojas. Permite diferenciar la cobertura vegetal de otras coberturas como suelo, nieve y agua, tiene el rango de valores de 0 a -1 asignados a estos, y los valores por encima de 0 a +1 a la vegetación según su grado de vigorosidad. Este índice utiliza la relación de las bandas rojo y verde y se encuentra representado por la siguiente ecuación:

$$\text{GRVI} = \text{GREEN} - \text{RED} / \text{GREEN} + \text{RED} \text{ (Sripada et al., 2006)}$$

GREEN= Corresponde a la banda verde del espectro visible

RED= Banda roja del espectro visible

4.6.4 ARVI (Índice de Vegetación Resistente a la Atmósfera)

Es un índice modificado a partir del NDVI las correcciones se aplicaron de tal modo que este índice es insensible ante los factores atmosféricos. El ARVI es menos sensible a los efectos del relieve y es por ello que se usa para estudios en zonas montañosas. Carvacho Bart & Sánchez Martínez, (2010), indican en su publicación que este índice se emplea en zonas con efecto de aerosoles, lluvia, niebla, polvo y contaminación atmosférica. El ARVI duplica las

mediciones del espectro rojo y añade longitudes de onda azul, se calcula a partir de la siguiente fórmula:

$$ARVI = (NIR - (2 * RED) + BLUE) / (NIR + (2 * RED) + BLUE) \text{ (Kaufman \& Tanre, 1992)}$$

NIR= Banda del infrarrojo

RED= Banda roja del espectro visible

BLUE= Banda azul del espectro visible

Materiales y métodos

5.1 Descripción y ubicación de la zona de estudio

El presente proyecto se llevó a cabo en la parcela experimental de la granja de Nero de la Universidad de Cuenca, ubicada en el sector de Nero perteneciente a la parroquia Baños, cantón Cuenca, provincia del Azuay (Ecuador), coordenadas UTM Zona 17 S, X (710826), Y (9672425) y altitud de 3130 m s.n.m. (ver figura 3). Esta cuenta con una superficie de 3528m², su topografía es irregular al poseer una pendiente pronunciada, además de distintos tipos de suelo. De acuerdo al análisis de suelo su textura es franco arcillo arenoso, en donde predomina la arena con un 59% de su contenido, un 24% corresponde a arcilla y el 17% a limo, con pH de 5.6, conductividad eléctrica de 0.11 dS/m, su densidad aparente es de 1.5, materia orgánica en un contenido de 25%. La estación meteorológica ubicado en la parcela, registró temperatura promedio mensual de 10.83 C°, humedad relativa promedio de 85.95 % y la pluviometría promedio de 8.48 mm mensual.

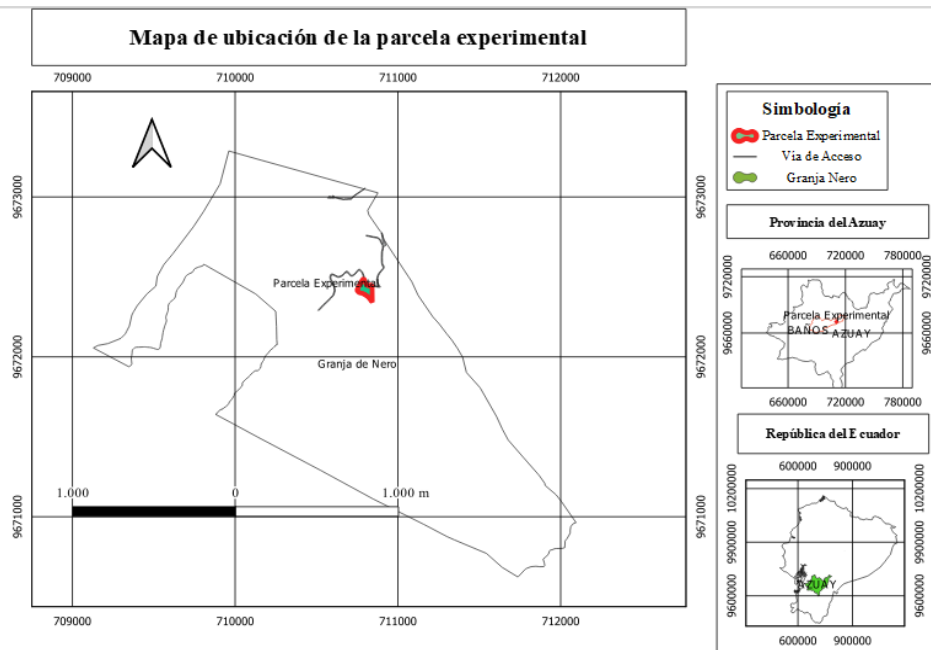


Figura 2. Mapa de ubicación de la parcela

Elaborado por: Enith Guanuchi

5.2 Equipos

- Computadora
- Drone modelo DJI Mavic Pro Platinum
- Sensor Parrot sequoia (Cámara multiespectral)

5.3 Materiales

Material de oficina

Cinta métrica

5.4 Metodología

5.4.1 Manejo agronómico del cultivo de maíz

Las labores agrícolas que se consideraron antes de la siembra fue el arado, limpieza, seguido se marcó el sentido de la pendiente para formar surcos a distancia de 80cm en favor de esta. El maíz elegido a sembrar en la parcela experimental fue la variedad Zhima. La variedad se consiguió de agricultores de la parte baja de Nero. La siembra fue realizada el día 27 y 28 de enero de 2022.

La distancia de siembra considerada para el proyecto fue de 25cm, 50cm y 75cm entre planta y planta y 80 cm entre surco. Se aplicó fósforo 38.37kg en el área de la parcela, debido a que este elemento presentó bajos niveles en el suelo, de acuerdo al análisis de suelo realizado. Asimismo, para N se aplicó tres dosis, la primera baja de 40 kg/ha, la media fue de 80 kg/ha y la dosificación alta de 120 kg/ha, además se cumplieron las labores culturales previstas para deshierbe de malezas.

5.4.2 Diseño experimental

El proyecto se realizó en la parcela experimental de maíz, la cual perteneció al proyecto “Agricultura inteligente para el monitoreo y manejo del cultivo de maíz (*Zea mays*)”. El diseño experimental planteado en el proyecto es un diseño de bloques completamente al azar (DBCA), con tres distancias de siembra.

Tratamiento 1: 25 cm distancia entre plantas

Tratamiento 2: 50 cm distancia entre plantas

Tratamiento 3: 75cm distancia entre plantas

Distancia entre surcos de 80 cm

El diseño consta de 3 bloques (10 unidades experimentales por bloque), total 30 unidades experimentales incluido el testigo, cada tratamiento tiene 3 repeticiones por bloque (ver figura 4).

En este proyecto a lo largo del desarrollo de la metodología se referirá indistintamente como densidad, a las diferentes distancias de siembra utilizadas en el diseño experimental.

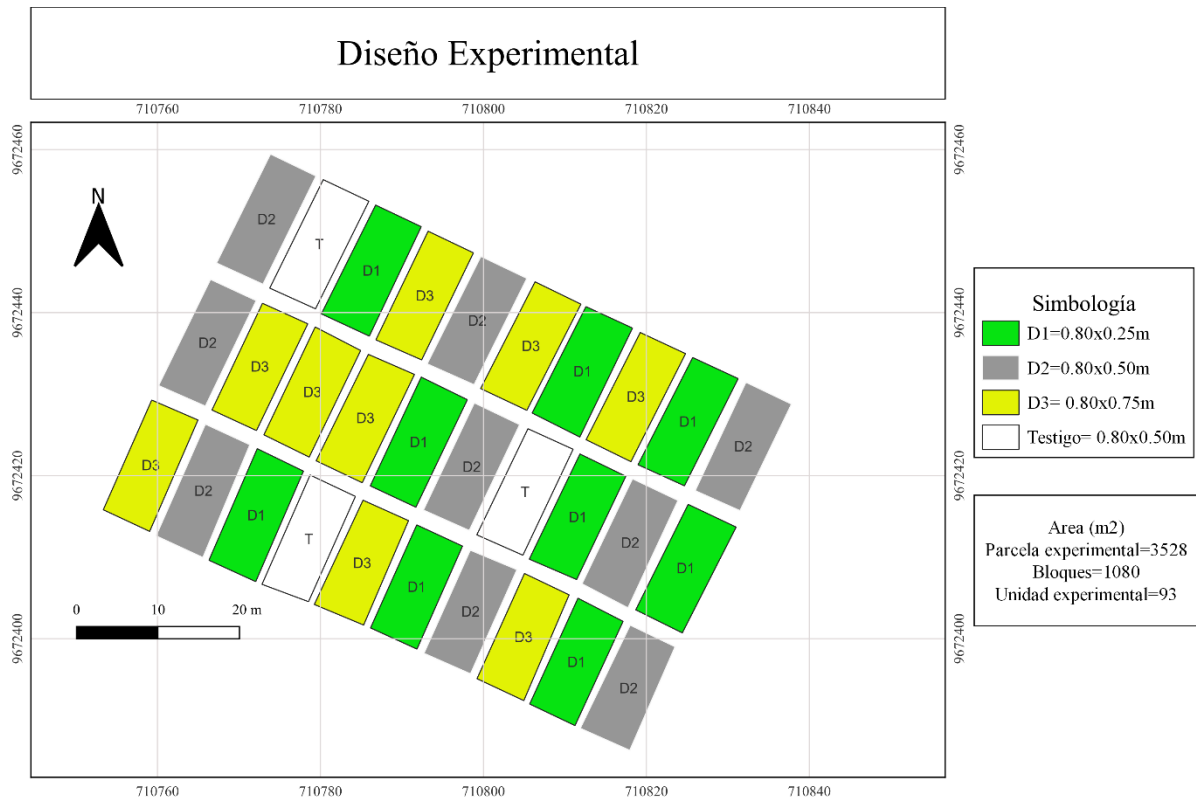


Figura 3. Distribución del diseño experimental.

Elaborado por: Enith Guanuchi

5.4.3 Descripción de variables

- Densidad de siembra: para el desarrollo del proyecto investigativo se usaron tres diferentes distancias de siembra según lo recomendado por los varios autores como se detallan a continuación:

D1= 25 x 80 cm

D2= 50 x 80 cm

D3= 75 x 80 cm

-La densidad de siembra es un variable de tipo cuantitativa continua

- Índices de vegetación: Estos se realizaron con imágenes multiespectrales de la parcela experimental, para los dos vuelos realizados en diferentes fechas.

NDVI, GRRI, GRVI, ARVI

-Los índices de vegetación son variables de tipo cuantitativa discreta

- El Nitrógeno es una variable dependiente, que se utilizó para construir y validar el modelo de regresión del proyecto.

5.4.4 Población, muestra y forma de muestreo

La población está compuesta de 27 unidades experimentales distribuidas en tres bloques y 9 unidades por cada bloque. Para este proyecto de investigación no se tomó en cuenta el

testigo, se obtuvo un tamaño de muestra de 270 plantas de maíz, de las cuales se utilizó información de muestras vegetales para medición del contenido de nitrógeno en laboratorio. El muestreo se realizó al azar tomando 10 plantas por cada unidad experimental, debido a que únicamente se contó con 10 datos de nitrógeno para cada unidad experimental.

5.4.5 Descripción de los vuelos

Los vuelos se realizaron a 80 metros de altura, la cual fue adecuada tomando en cuenta los objetivos y la finalidad del uso de las imágenes que se obtienen.

La calibración radiométrica de la cámara multispectral se realizó usando el tablero que vine adjunto al manual del sensor, dicho tablero se colocó sobre una superficie plana evitando que tenga sombra. El sensor debe conectarse al Wifi con el apoyo de un teléfono inteligente o tableta, luego la cámara automáticamente va a reconocer la referencia con la cual debe capturar las imágenes. El traslape debe ser adecuado para obtener un ortofotomosaico de buena calidad, para este proyecto se utilizó el traslape de 70% para las imágenes obtenidas del RPAS y para las imágenes obtenidas del sensor un traslape de 80%.

Los vuelos se realizaron en 2 fechas diferentes a los 81 y 133 dds (ver tabla 4).

Tabla 4. Descripción de vuelos en la parcela experimental

No. de vuelo	Días después de la siembra	Fecha	Hora	Altura (m)	Velocidad (m/s)	Área (m ²)	Tamaño de píxel
2	81	19/04/2022	13:30 pm	80	5	3528	7 cm/píxel
3	133	10/06/2022	13:30 pm	80	5	3528	7 cm/píxel

Elaborado por: Enith Guanuchi

5.5 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 1

Fotogrametría (Mosaico-Ráster): El proceso se realizó mediante técnicas y herramientas de fotogrametría, utilizando el software de fotogrametría PIX4D versión 7.2, tanto las imágenes RGB como las multispectrales siguen el mismo flujo de trabajo.

1. Alinear las imágenes obtenidas del RPAS para ubicarlas en el lugar que corresponden, para mayor seguridad se realizó el proceso de georreferenciación de las imágenes, utilizando los puntos de control levantados en campo y posteriormente digitalizados en la imagen. Se procede a optimizar el proceso de alineado y orientación de las imágenes.
2. Nube de puntos densa, una vez realizado el proceso de alineación de las imágenes se procede a verificar y generar la nube de puntos densa de manera automática. En este paso se aprecia la previsualización del objeto a representar en el ortofotomosaico mediante la

generación de más de 60 mil puntos para cada imagen. En esta etapa si estamos de acuerdo con la previsualización podemos avanzar con el proceso o también se puede decidir abandonar el proceso y volver a crear el proyecto desde cero, para ello nos guiamos en la visualización 3D.

3. Crear la malla y texturas, se obtiene el ortofotomosaico. Se generó la malla con la triangulación de las imágenes mediante los cálculos que genera el mismo software, simulando la superficie y dando paso a la creación de las texturas. Las texturas consisten en la proyección de las imágenes alineadas en cada cara del objeto, otorgándole más realismo a la imagen generada. Finalmente se obtiene el ortofoto que es una imagen con vista de manera ortogonal que permite la extracción más eficaz de la información. Por el contrario, la imagen en perspectiva posee deformaciones que dificultan la extracción de información, al exportar el ortofoto se obtiene un archivo de extensión tif.

La calidad del ortofoto depende del procesamiento realizado y el nivel de procesamiento, en el proyecto se utilizó el nivel de procesamiento medio de acuerdo con las capacidades del ordenador. El procesado de las imágenes se realizó de acuerdo a lo expuesto en el siguiente flujograma de trabajo (ver figura 5).

Diagrama de flujo de postprocesamiento de las imágenes

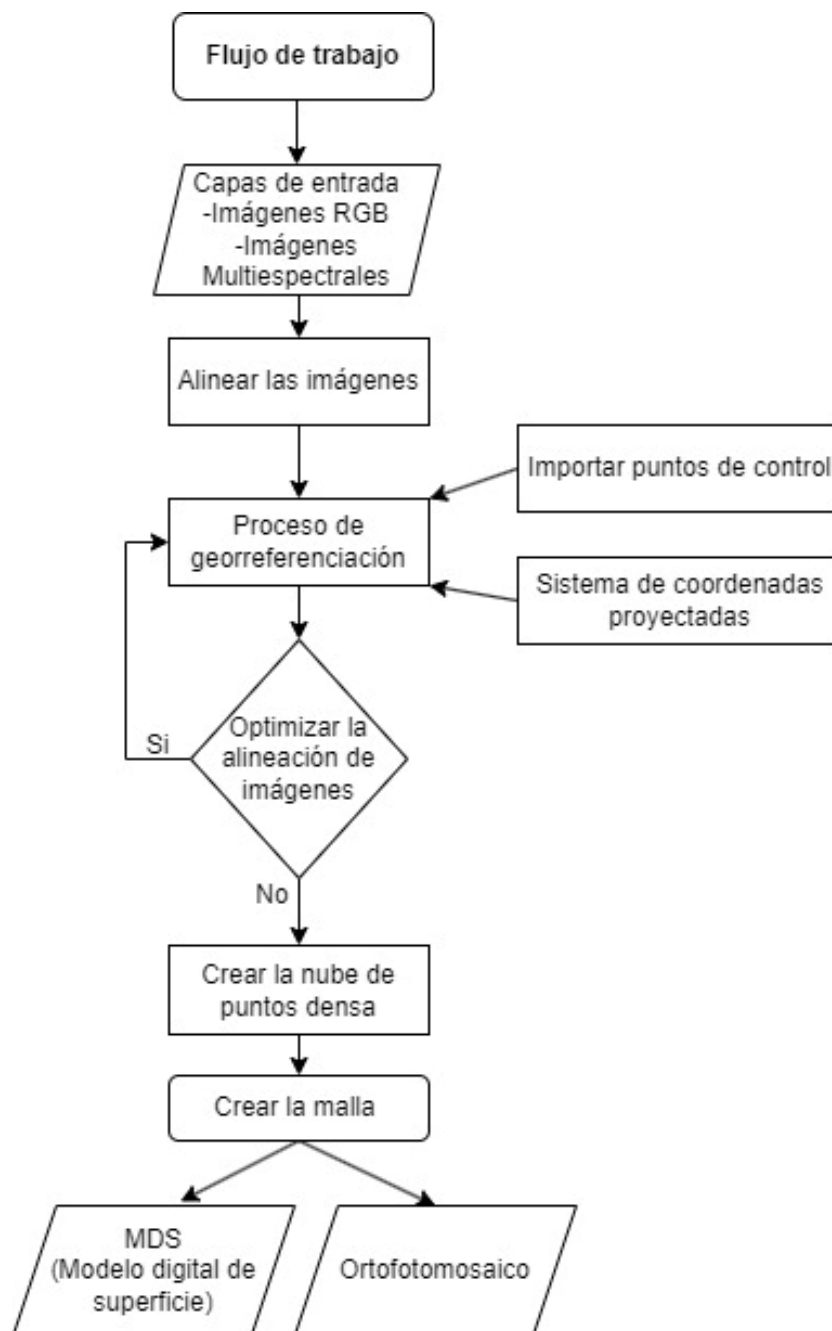


Figura 4. Diagrama de procesos de postprocesamiento de imágenes multiespectrales y RGB.

Elaborado por: Enith Guanuchi

5.6 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 2.

Calcular los índices de vegetación: en el desarrollo del proyecto se calcularon 4 índices de vegetación mediante el uso del software Qgis, para ello se detalla a continuación la metodología usada.

NDVI (índice de vegetación de diferencia normalizado): este índice se calculó con el uso de del ortofoto multiespectral. Se procede a cargar en el software, luego con la calculadora ráster del mismo software se procede a calcular el índice, para lo cual se coloca en el recuadro la fórmula del índice, teniendo en cuenta que no contenga ningún tipo de error de digitación. Luego de verificar la fórmula se procede con la asignación de las bandas a utilizar según la respectiva fórmula y se guarda la fórmula, se selecciona la imagen a utilizar como referencia para el cálculo del índice según el número de vuelo. Una vez generada la nueva capa con el índice se procede a cambiar la configuración de visualización de la imagen, para ello ubicamos las propiedades de la capa y en la simbología cambiamos el tipo de renderizador a pseudocolor monobanda. Ubicamos la rampa de color que corresponde al índice y terminamos el proceso. Utilizando el botón identificador sobre las diferentes coberturas de la imagen se obtiene el valor del índice. Los valores deben situarse dentro del rango de +1 a -1 según lo descrito por Candiago et al., (2015), a excepción del índice GRRI que posee un rango diferente (Gamon & Surfus, 1999), en total se realizaron dos índices de tipo NDVI uno por cada vuelo.

El índice se calculó mediante la siguiente fórmula:

$$\text{NDVI} = \text{NIR} - \text{RED} / \text{NIR} + \text{RED} \text{ (Rouse et al., 1973).}$$

NIR: corresponde a la banda 4 (Infrarrojo) de la imagen multiespectral

RED: corresponde a la banda 2 (Rojo) de la imagen multiespectral

GRRI (green-red ratio index): para el cálculo de este índice se usa la misma metodología anterior que el NDVI, en el recuadro de la calculadora ráster se debe cambiar la fórmula y también la asignación de las bandas, se procede a guardar la fórmula con el nombre del índice que corresponda. Se crea un registro de los índices que se van a calcular, de igual forma se debe asignar la banda de color que corresponde al índice y con el uso del identificador revisar los valores que se obtienen para el índice calculado. Para calcular el índice GRRI se utilizó la siguiente fórmula:

$$\text{GRRI} = \text{RED}/\text{GREEN} \text{ (Gamon \& Surfus, 1999).}$$

RED: corresponde a la banda 2 (Rojo) de la imagen multiespectral

GREEN: corresponde a la banda 1 (Verde) de la imagen multiespectral

Se calcularon tres índices GRRI, uno por cada vuelo realizado, los índices se calcularon a partir del ortofoto multiespectral.

GRVI (Índice de vegetación rojo verde): de igual manera con la metodología planteada se procede a introducir la fórmula que corresponde a este índice de vegetación, al producto obtenido se le asigna una rampa de color según corresponda y se procede a identificar los valores obtenidos del cálculo del índice.

Para este índice se usó la siguiente fórmula:

$$\text{GRVI} = \text{GREEN} - \text{RED} / \text{GREEN} + \text{RED} \text{ (Sripada et al., 2006).}$$

GREEN: corresponde a la banda 1 (Verde) de la imagen multiespectral

RED: corresponde a la banda 2 (Rojo) de la imagen multiespectral

Se generaron dos índices GRVI, uno por cada vuelo realizado

ARVI (Índice de Vegetación Resistente a la Atmósfera): Este índice requiere una pequeña modificación con respecto a las imágenes usadas puesto que requiere para su cálculo la presencia de la banda azul, que la imagen multiespectral no la tiene, por esta razón se requiere la combinación de la imagen multiespectral con la imagen RGB. Se debe usar tanto las bandas de la imagen multiespectral como la imagen RGB, posteriormente en la selección de la imagen de referencia se seleccionan las dos imágenes y el índice se genera combinando las bandas de las dos imágenes, de igual forma se realizó un índice para cada vuelo realizado.

Para este índice se utilizó la siguiente fórmula:

$$\text{ARVI} = (\text{NIR} - (2 * \text{RED}) + \text{BLUE}) / (\text{NIR} + (2 * \text{RED}) + \text{BLUE}) \text{ (Kaufman \& Tanre, 1992)}$$

NIR: corresponde a la banda 4 (Infrarrojo) de la imagen multiespectral

RED: corresponde a la banda 2 (Rojo) de la imagen multiespectral

BLUE: corresponde a la banda 3 (Azul) de la imagen RGB.

5.7 Metodología para el desarrollo del objetivo específico 3

Para contrastar los resultados obtenidos de los índices se utilizaron datos de nitrógeno (obtenidos fuera del alcance de este proyecto), y los valores de los índices de vegetación que fueron extraídos de las imágenes procesadas según el índice respectivo. Se extrajeron un total de 10 datos por cada unidad experimental, el mismo proceso se repite para los 4 índices y 2 vuelos realizados en la parcela experimental.

Análisis estadístico

- a) Supuestos estadísticos: con el uso del software estadístico R-Studio se realizaron pruebas para comprobar los supuestos estadísticos de todas las variables en estudio (NDVI, GRVI, GRRVI, ARVI y Nitrógeno). Los datos fueron filtrados por distancia y por vuelo. Se obtuvo que los datos cumplen con los supuestos estadísticos, todas las variables en estudio poseen una distribución normal y p-valor significativo.
- b) Se realizó la correlación de los índices de vegetación con los valores de nitrógeno usando la correlación de Pearson, se verificó el coeficiente de correlación (r), su p-valor y se realizaron gráficas de correlación-dispersión (ver figuras 17 a 28) de los que alcanzaron un r mayor a 0.7.
- c) Validación de los modelos de regresión lineal (R^2): de acuerdo al coeficiente de correlación se procedió a realizar las regresiones lineales para las variables que poseen mayor correlación con el nitrógeno. Si las variables se ajustan al modelo y el modelo cumple con los supuestos de linealidad, normalidad, homocedasticidad e independencia (Anexo 5), se procede a dar por validado el modelo de regresión lineal simple. Los modelos que se validaron son los que obtuvieron un ajuste de 0.60 (ver tabla 5).
- d) Comparación de los índices utilizando el error medio cuadrático (RMSE), usamos el RMSE para ver el índice que mejor se ajusta a las diferentes distancias de siembra y en los vuelos realizados (ver tabla 7).

Resultados

7.1 Objetivo específico 1

Para cada vuelo realizado se obtuvo 2 imágenes una multiespectral y una RGB, los ortofoto obtenidos poseen las mismas características detalladas a continuación.

Vuelo 2

La figura 5 nos representa el ortofoto RGB del vuelo 2 realizado a los 81 dds, que posee las siguientes bandas: banda 1 correspondiente al rojo, banda 2 correspondiente al verde y banda 3 correspondiente al azul, esta imagen es procedente de la cámara del RPAS, con nivel de procesamiento medio.

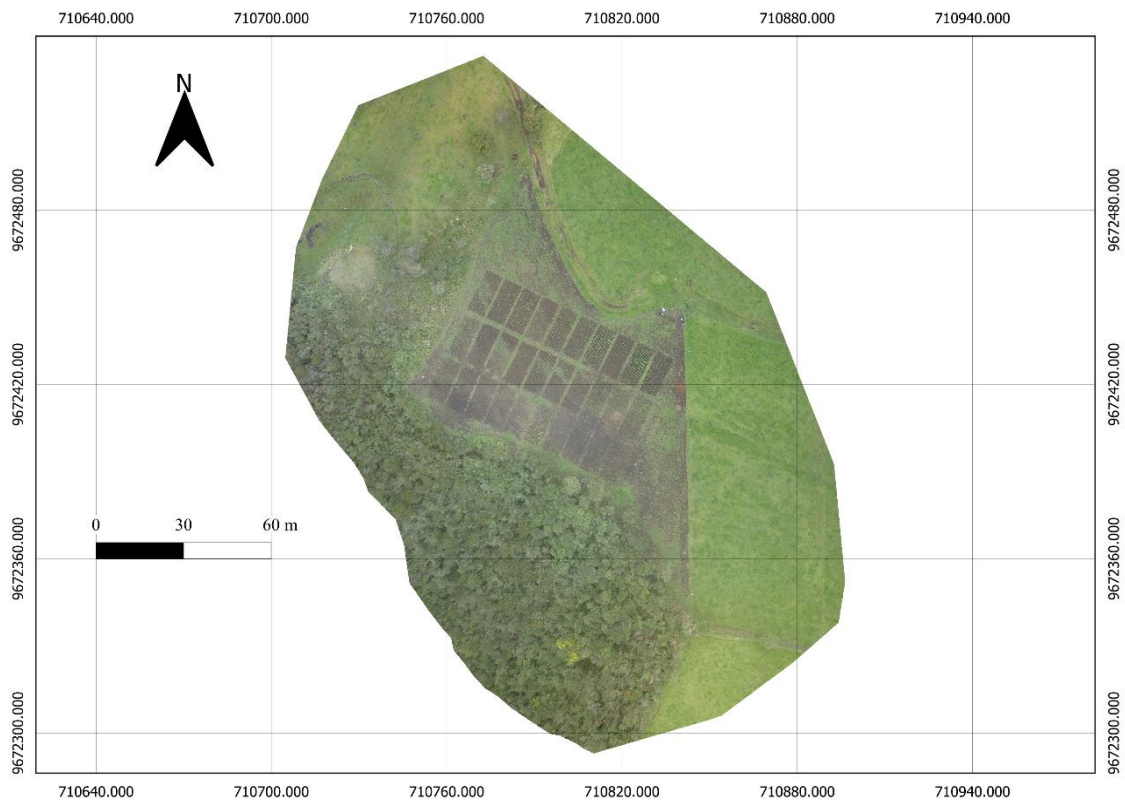


Figura 5. Ortofotomosaico RGB, vuelo 2

Elaborado por: Enith Guanuchi

En la figura 6 se aprecia el ortofoto que se obtuvo como resultado del postprocesamiento de las imágenes multiespectrales obtenidas con el sensor Parrot Sequoia. Esta imagen posee cuatro bandas: la banda 1 correspondiente al verde, la banda 2 correspondiente al rojo, la banda 3 que corresponde al borde rojo y la banda 4 que corresponde al infrarrojo. Esta imagen fue tomada a los 81 días después de la siembra, y tiene un nivel de procesamiento medio.

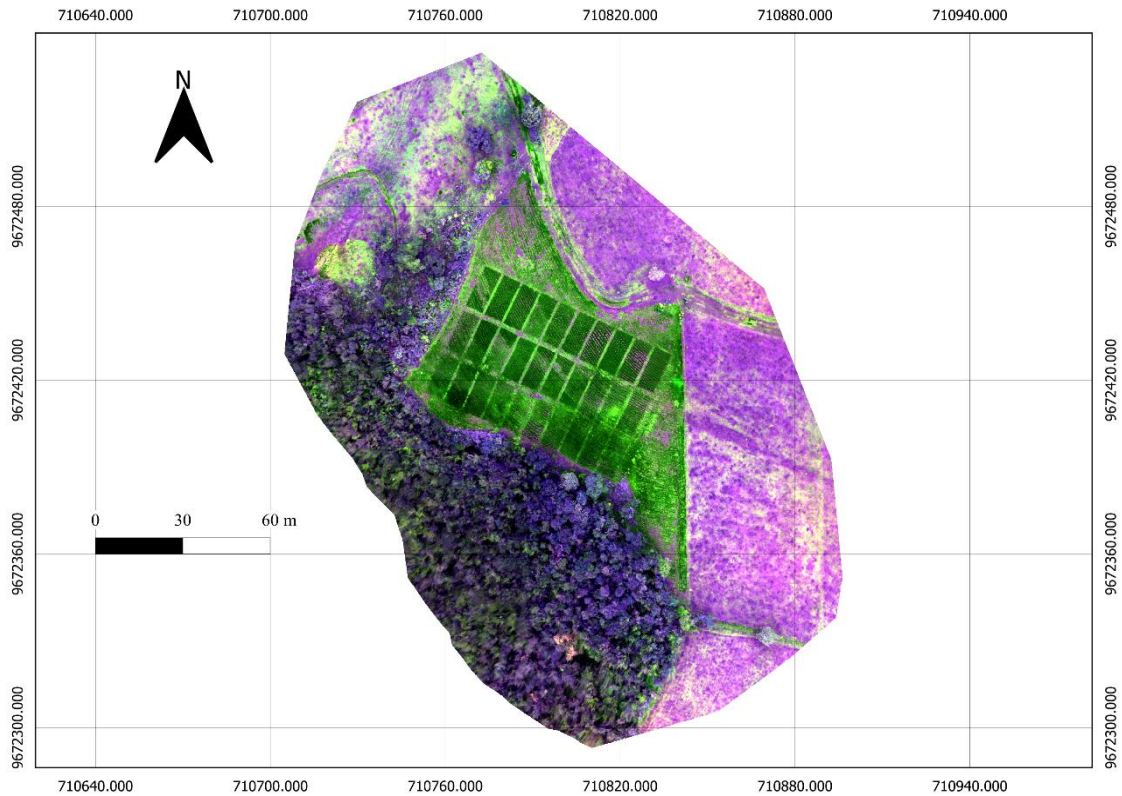


Figura 6. Ortofotomosaico multiespectral, vuelo 2.

Elaborado por: Enith Guanuchi

Vuelo 3

La figura 7 nos muestra el ortofoto de tipo RGB obtenido del postprocesamiento de las imágenes del RPAS, a los 133 días después de la siembra, esta imagen posee las tres bandas rojo, verde y azul, su nivel de procesamiento es igual al de todas las imágenes.

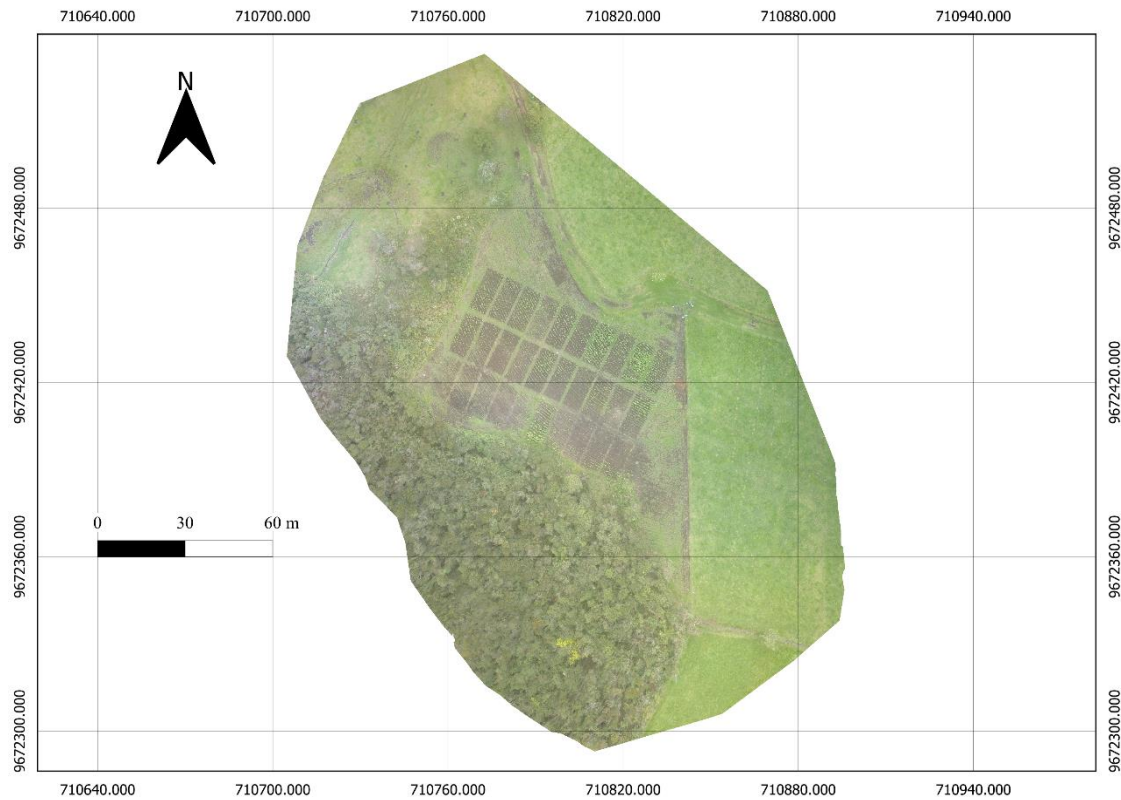


Figura 7. Ortofotomosaico RGB, vuelo 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

La figura 8 es una ortofotomosaico de similares características del vuelo anterior, con la diferencia que esta fue tomada a los 133 días después de la siembra, de igual manera posee las 4 bandas detalladas anteriormente.

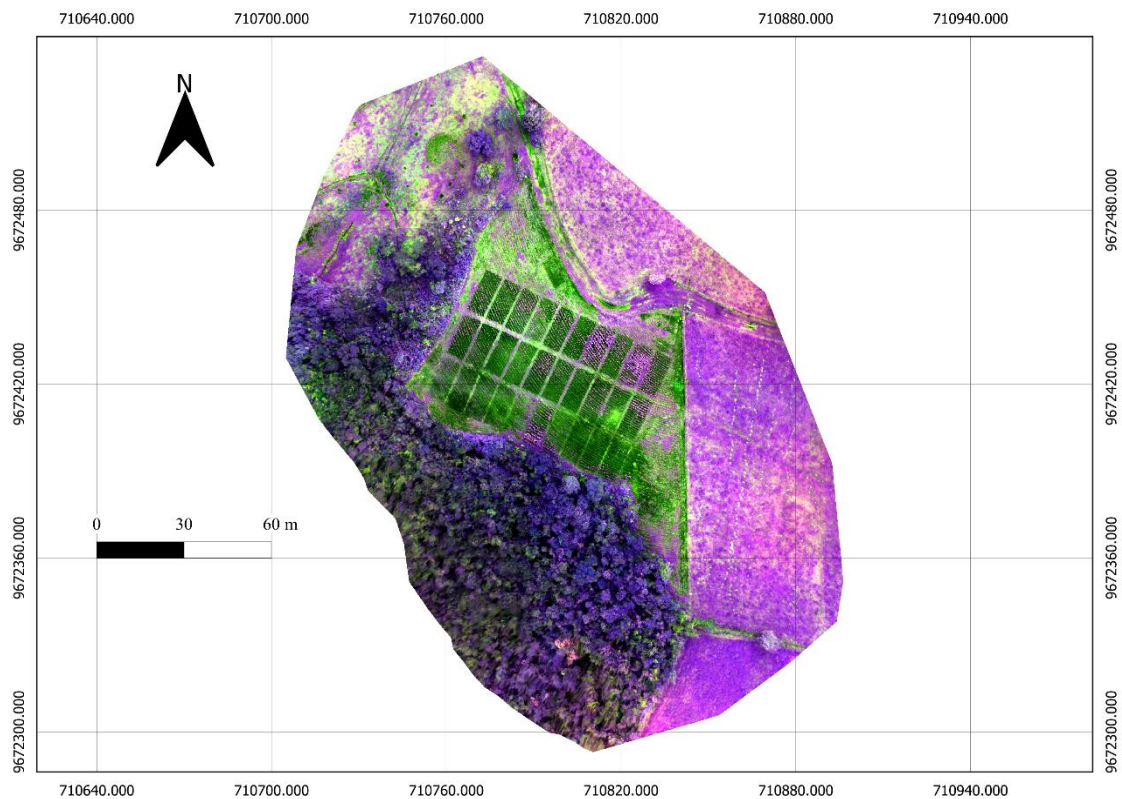


Figura 8. *Ortofotomosaico multiespectral, vuelo 3*

Elaborado por: Enith Guanuchi

7.2 Objetivo específico 2

Los resultados obtenidos para el desarrollo de este objetivo son los diferentes índices de vegetación calculados y que son detallados a continuación.

Índices de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)

La figura 9 corresponde al NDVI a los 81 dds, se puede apreciar que los rangos del índice se encuentran entre 0,67 y -0,33. El valor cercano a +1 indica que en ese lugar existe mayor actividad fotosintética y por ende este valor corresponde a la vegetación verde, en la parcela experimental corresponde a las plantas de maíz. Los valores cercanos al -1 por el contrario indican menor actividad fotosintética y corresponde a la cobertura principalmente de suelo. Las plantas de maíz se pueden visualizar con facilidad en la mayoría de unidades experimentales.

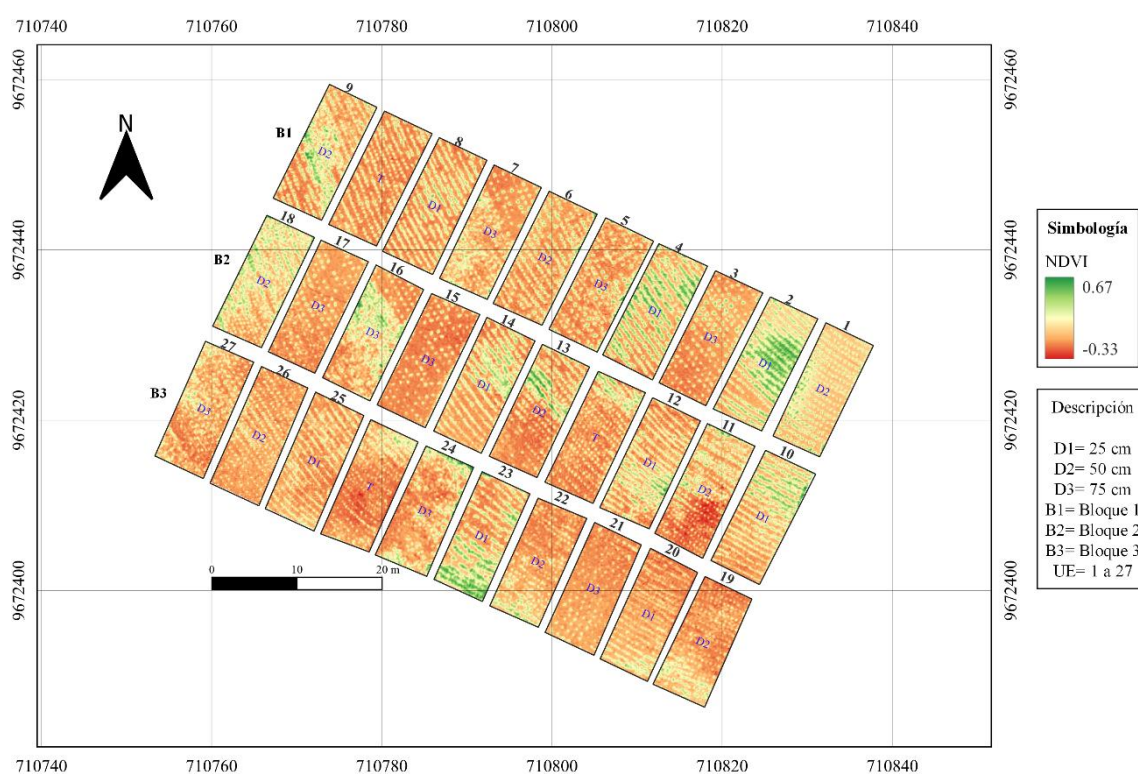


Figura 9. NDVI correspondiente al vuelo 2.

Elaborado por: Enith Guanuchi

La figura 10 corresponde al NDVI realizado para el vuelo 3, la imagen fue tomada a los 133 días después de la siembra. Se puede apreciar valores del índice de 0.95 la mayor actividad y de 0.15 la menor actividad fotosintética. Adicionalmente, se aprecia que las unidades experimentales 2 y 4 correspondientes al bloque 1 sobresalen multiespectralmente del resto de unidades experimentales de la parcela. Existe mayor facilidad de apreciar visualmente las plantas de maíz en las unidades experimentales.

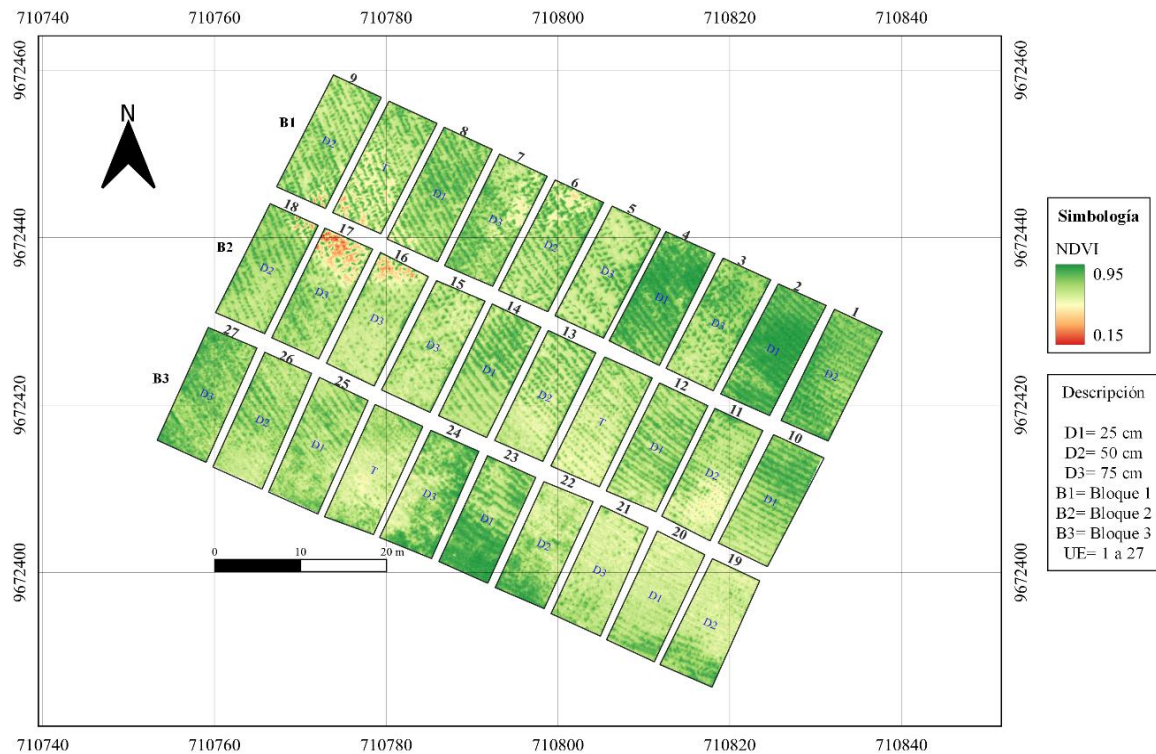


Figura 10. NDVI correspondiente al vuelo 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

Índice de relación rojo verde (Green-Red Ratio Index)

La figura 11 corresponde al índice GRRi del vuelo 2, a los 133 dds, su rango de valores se encuentra en entre 4.96 y 1.23. Este índice tiene la particularidad que su rango de medición no se encuentra entre -1 a +1. Para este caso todos los valores que se encuentran por encima de 3.7 se consideran que pertenece a la vegetación verde, por lo que según los resultados se aprecia una actividad fotosintética registrada por el índice muy baja. Los valores por debajo de 3,7 corresponden a la cobertura del suelo o actividad fotosintética nula (Gamon & Surfus, 1999); sin embargo, con este índice se aprecia de mejor manera la ubicación de las plantas de maíz dentro de las unidades experimentales.

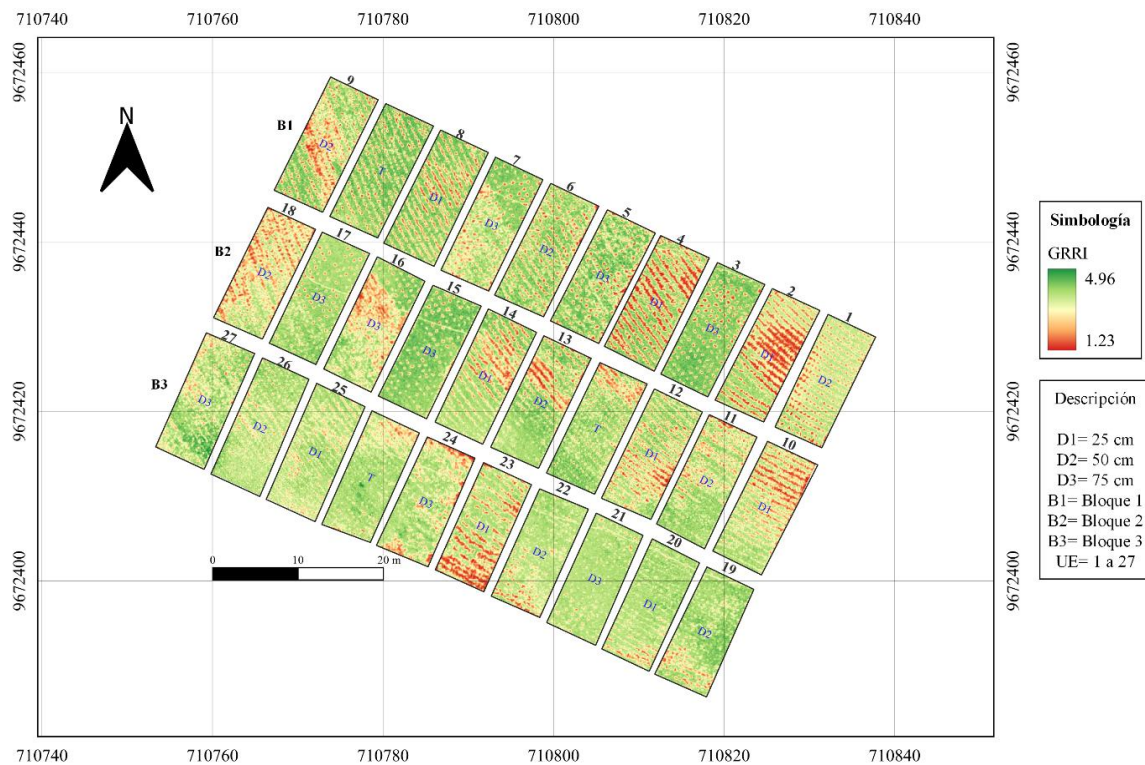


Figura 11. GRRi correspondiente al vuelo 2.

Elaborado por: Enith Guanuchi

La figura 12 contiene el GRRi correspondiente al vuelo 3, permite apreciar un rango de valores entre 2.22 y 0.39, estos valores no se encuentran dentro del rango de vegetación verde que aplica para este índice de vegetación según como se indica en la literatura (Gamon & Surfus, 1999); sin embargo, se tiene buena visualización de las plantas dentro de la parcela experimental.

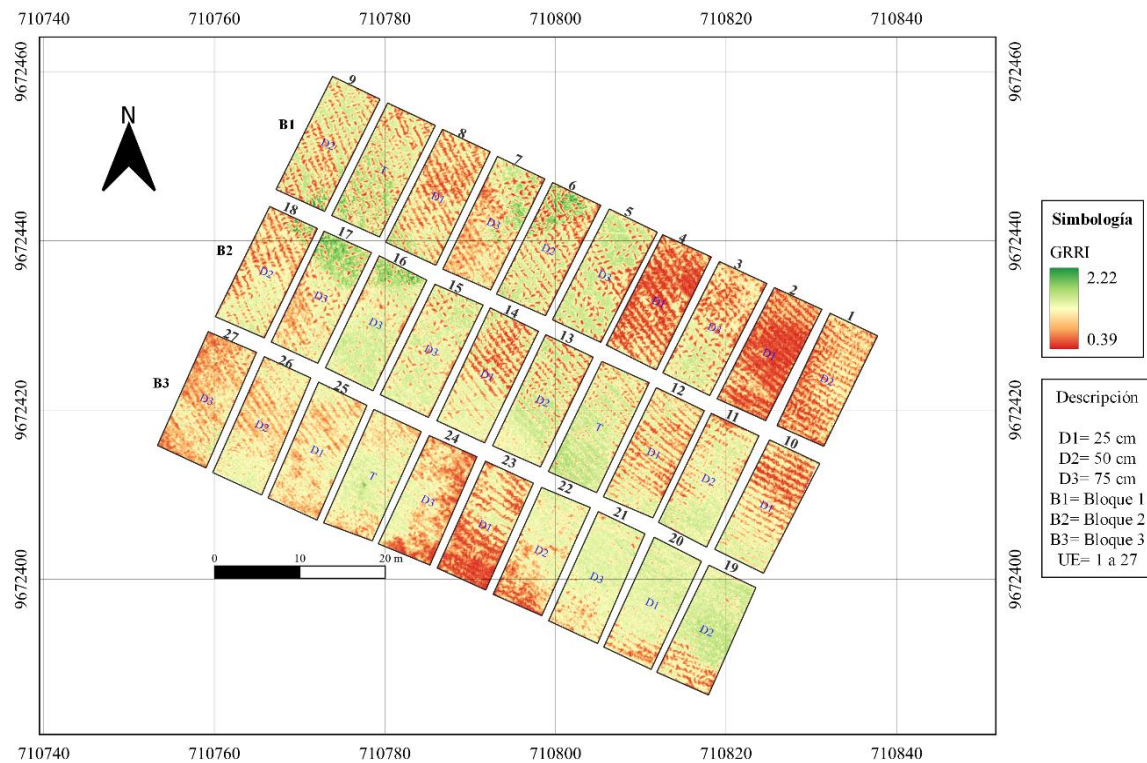


Figura 12. GRRi correspondiente al vuelo 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

Índice de vegetación verde rojo

La figura 13 presenta el GRVI correspondiente al vuelo 2, presenta un rango de valores de -0,10 a -0,66, los valores más cercanos a +1 representan mayor actividad fotosintética y los valores más cercanos a -1 indican menor actividad fotosintética. Los valores se encuentran fuera del rango de vegetación verde para este índice de vegetación.

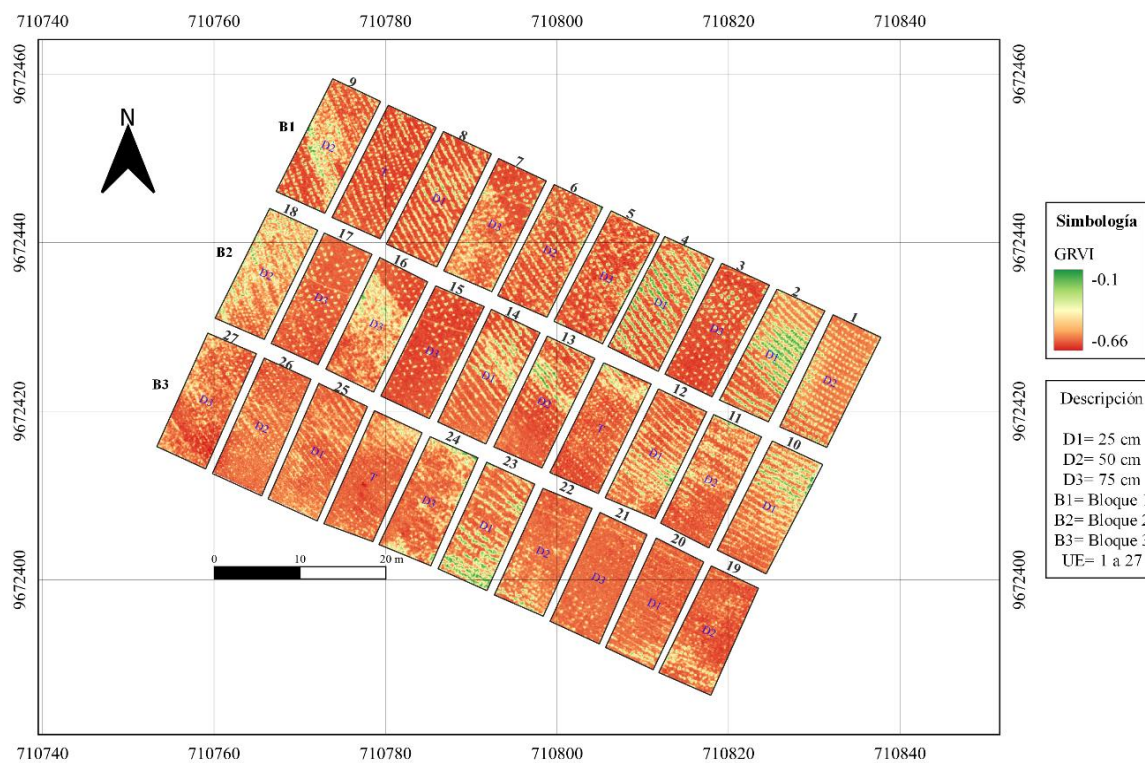


Figura 13. GRVI correspondiente al vuelo 2

Elaborado por: Enith Guanuchi

La figura 14 muestra el GRVI del vuelo 3 a los 133 dds, el cual presenta un rango de valores de 0,43 y -0,38. En este vuelo a diferencia del anterior el índice posee valores que indican que existe actividad fotosintética dentro del rango de vegetación verde. Esto corresponde a los valores del maíz y los valores de menor actividad fotosintética que corresponde a la cobertura del suelo (Candiago et al., 2015). También en esta imagen se aprecia mejor la presencia del maíz en las unidades experimentales en comparación con el resto de coberturas presentes.

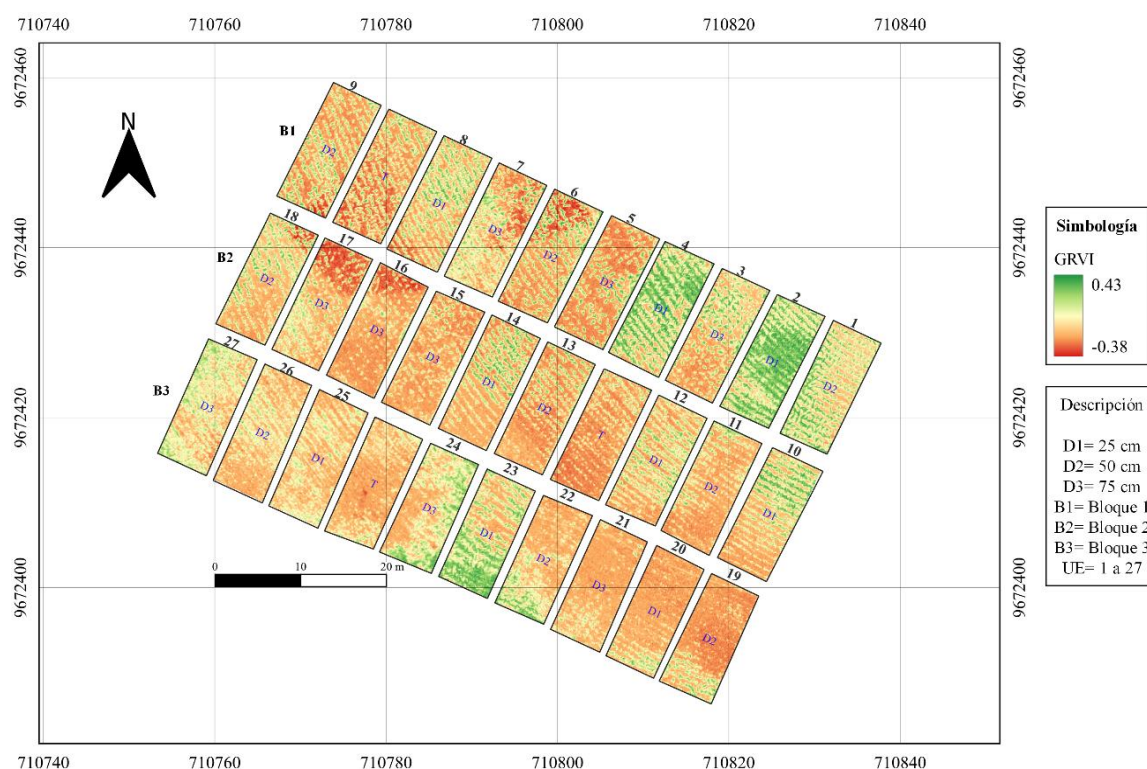


Figura 14. GRVI correspondiente al vuelo 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

Índice de vegetación resistente a la atmósfera

La figura 15 presenta el ARVI del vuelo 2, se aprecia valores dentro del rango de 0,46 y -0,58. Existe actividad fotosintética dentro del rango de vegetación verde (+1) y actividad fotosintética baja o nula que corresponde a la cobertura del suelo (-1), con gran presencia de vegetación la cual es fácil de apreciar en la mayoría de las unidades experimentales.

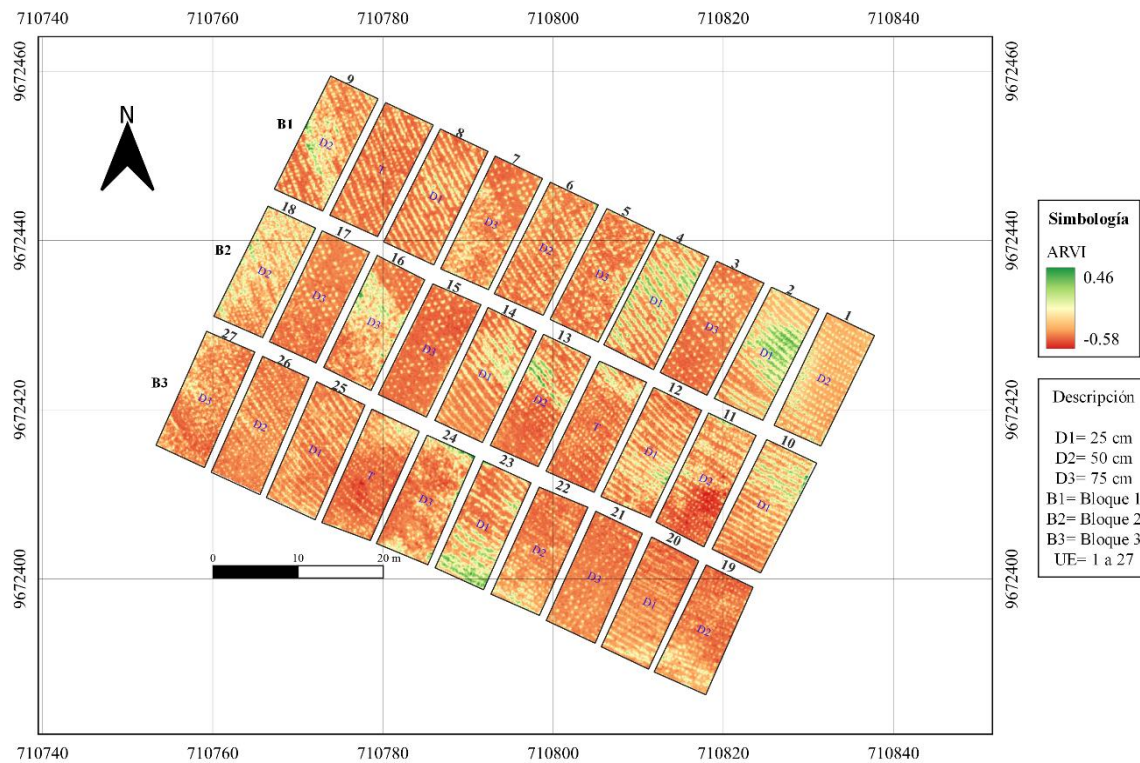


Figura 15. ARVI correspondiente al vuelo 2

Elaborado por: Enith Guanuchi

La figura 16 muestra el ARVI correspondiente al vuelo 3, posee un rango de valores de 0,90 y 0,05, lo que indica actividad fotosintética alta en comparación al vuelo anterior para la mayoría de las unidades experimentales. También se aprecia la actividad fotosintética baja que corresponde a la cobertura del suelo. Este índice nos permite discriminar con facilidad la presencia de las plantas de maíz dentro de las unidades experimentales. Las plantas se presentan en tonalidad más oscura en comparación al resto de coberturas principalmente del suelo.

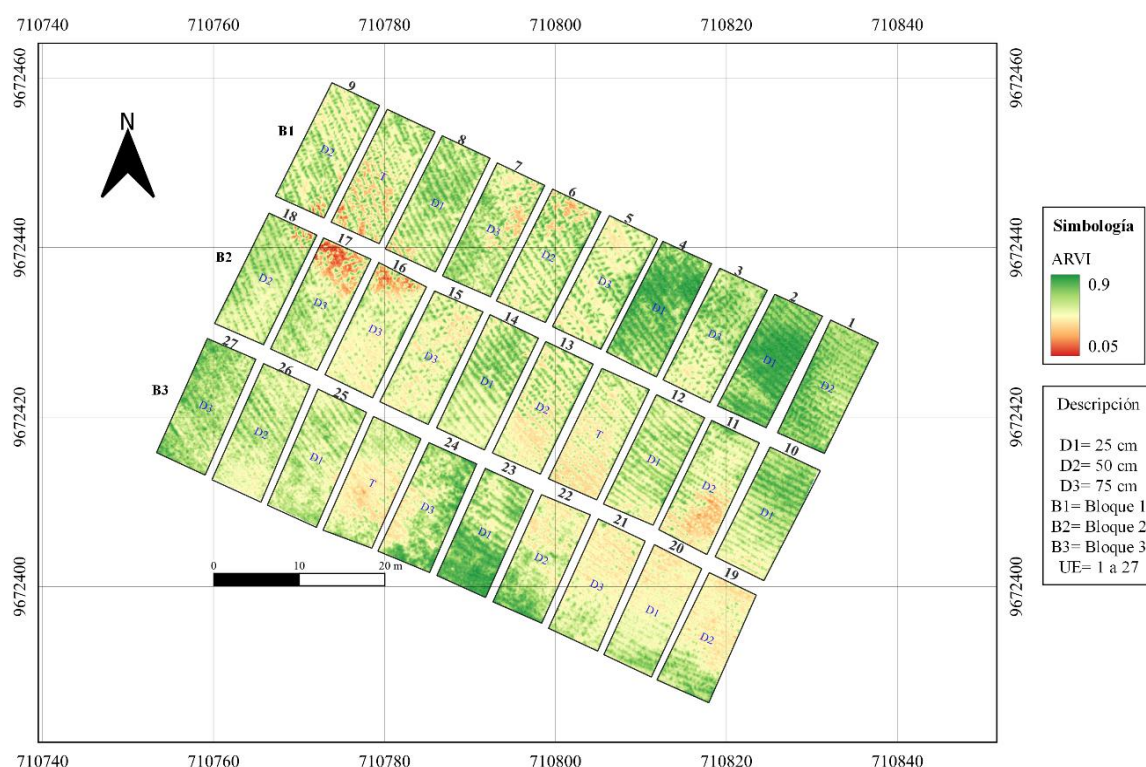


Figura 16. ARVI correspondiente al vuelo 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

7.3 Objetivo específico 3

El coeficiente de correlación r de Pearson, demuestra que existe alta correlación entre ciertos índices de vegetación y el nitrógeno. Tomando en cuenta los valores que más se acercan a 1; sin embargo, hay índices en los cuales no existe una correlación con el nitrógeno, pues su tendencia es baja y negativa más cercana al -1 (ver tabla 5).

La tabla 5 contiene los resultados de las correlaciones en donde la distancia 1 posee mejor correlación de los índices con el nitrógeno. La distancia 2 no posee el valor de correlación significativo con ninguno de los índices y vuelos. El índice de vegetación GRRRI posee la correlación inversa con tendencia negativa en todas las distancias de siembra y en los 2 vuelos.

Tabla 5. Contiene los resultados de las correlaciones de Pearson realizadas

Tabla de correlaciones						
Id	Vuelo	Distancia	Variable	Ecuación	P_valor	r(Pearson)
1	2	1	NDVI		0.002*	0.87
2	2	1	GRVI		0.0003*	0.92
3	2	1	GRRRI		0.07	0.61
4	2	1	ARVI		0.02*	0.73
5	2	2	NDVI		0.79	0.10
6	2	2	GRVI		0.55	0.22
7	2	2	GRRRI		0.47	0.27
8	2	2	ARVI		0.23	-0.43
9	2	3	NDVI		0.06*	0.81
10	2	3	GRVI		0.02*	0.86
11	2	3	GRRRI		0.03*	-0.71
12	2	3	ARVI		0.03*	0.71
13	3	1	NDVI		0.007*	0.90
14	3	1	GRVI		0.0005*	0.91
15	3	1	GRRRI		0.001*	-0.89
16	3	1	ARVI		0.0006*	0.91
17	3	2	NDVI		0.08	0.60
18	3	2	GRVI		0.06	0.64
19	3	2	GRRRI		0.06	0.63
20	3	2	ARVI		0.07	0.61
21	3	3	NDVI		0.006*	0.82
22	3	3	GRVI		0.004*	0.84

23	3	3	GRRI	0.005*	-0.83
24	3	3	ARVI	0.007*	0.81

Nota: *Los IV que mostraron correlación con el N

Elaborado por: Enith Guanuchi

Modelos de regresión lineal R^2

Validación de los modelos de regresión lineal (R^2): Utilizando el coeficiente de correlación se realizó las regresiones lineales de las variables con mayor correlación con el nitrógeno. Se tomaron en cuenta las variables con un R^2 de 0.60 en adelante y un p-valor significativo (ver tabla 5), y se obtuvieron las siguientes regresiones lineales:

Vuelo 2 (Distancia 1)

En la figura 17 se puede apreciar el modelo de regresión del NDVI con el nitrógeno, se aprecia que existe un buen ajuste al modelo. Además, a medida que los valores de nitrógeno aumentan los valores del índice también aumentan. La regresión posee un R^2 de 0.72, que es bastante significativo.

La figura 18 nos muestra el modelo de regresión del GRVI con respecto al nitrógeno, se puede apreciar que el índice se ajusta mucho más al modelo en comparación con el anterior. A medida que el valor del nitrógeno aumenta el valor del índice también aumenta, tiene un $R^2=0.84$, la distancia de siembra es de 25cm.

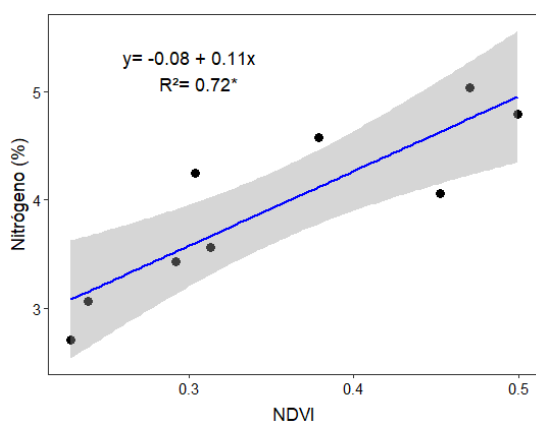


Figura 18. NDVI vuelo 2, distancia 1

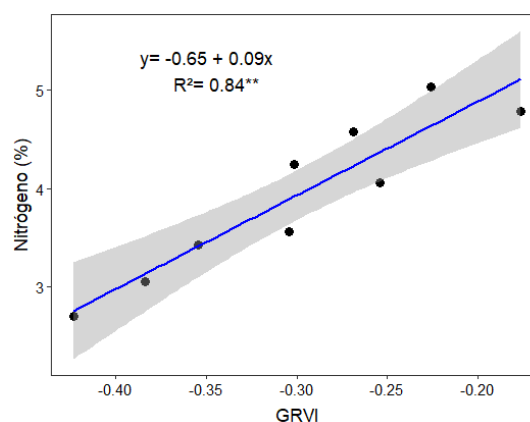


Figura 17. GRVI vuelo 2, distancia 1

Elaborado por: Enith Guanuchi

Vuelo 2 (Distancia 3)

En la figura 19 se puede apreciar el modelo de regresión del NDVI con el nitrógeno, la variable tiene un ajuste menor en la distancia 3 (75cm) que en la distancia 1 (25cm). Sin embargo, es válido para el modelo de regresión.

La figura 20 nos muestra el modelo de regresión del GRVI, tiene mejor ajuste en comparación con el NDVI. El modelo corresponde a la distancia de siembra del maíz de 75 cm, posee un R^2 de 0.70, se mantiene la relación dependiente del índice con el nitrógeno.

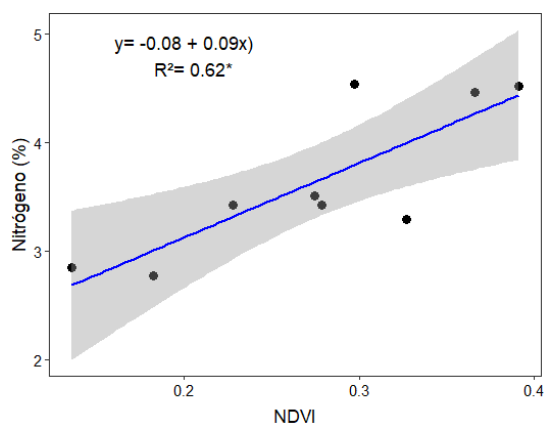


Figura 19. NDVI vuelo 2, distancia 3

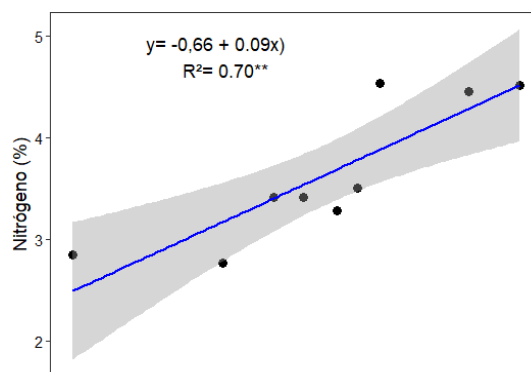


Figura 20. GRVI vuelo 2, distancia 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

Vuelo 3 (Distancia 1)

En la figura 21 se puede apreciar el modelo lineal del NDVI con el nitrógeno, el modelo representa un muy buen ajuste con un R^2 de 0.79. Existe una relación lineal positiva y a medida que el nitrógeno aumenta el índice aumenta su valor.

La figura 22 nos muestra el modelo de regresión del GRVI con respecto al nitrógeno, en el cual se puede apreciar que las variables tienen una relación lineal positiva, este modelo tiene mejor ajuste en comparación con el NDVI, presenta un $R^2 = 0.81$.

En la figura 23 se puede apreciar el modelo de regresión del GRRI con el nitrógeno, el modelo posee una relación entre variables inversa, es decir, a medida que el porcentaje de nitrógeno aumenta el valor del índice disminuye, es todo lo contrario a como sucede en una regresión lineal positiva, posee un $R^2 = 0.77$.

La figura 24 nos muestra el modelo de regresión del ARVI con respecto al nitrógeno, en el cual se puede apreciar que las variables tienen relación positiva, cumple con lo esperado a medida que aumenta el porcentaje de nitrógeno en la planta el valor del índice también es mayor, tiene un $R^2 = 0.80$.

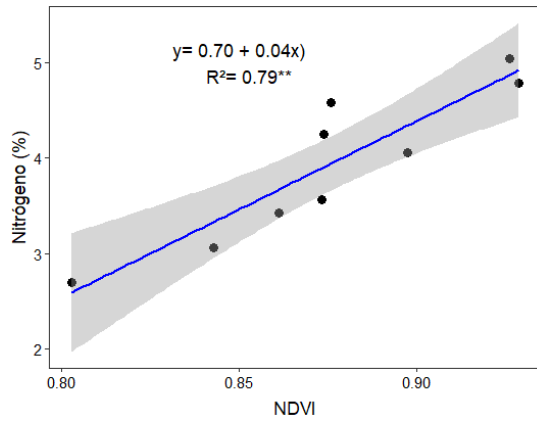


Figura 22. NDVI vuelo 3, distancia 1

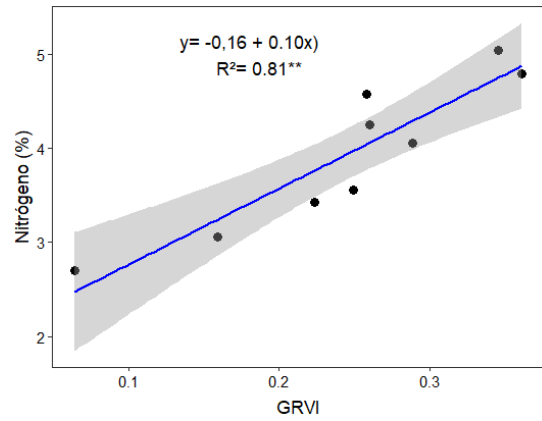


Figura 21. GRVI vuelo 3, distancia 1

Elaborado por: Enith Guanuchi

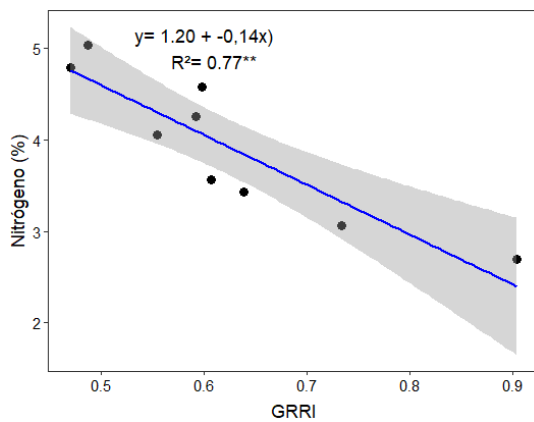


Figura 24. GRRI vuelo 3, distancia 1

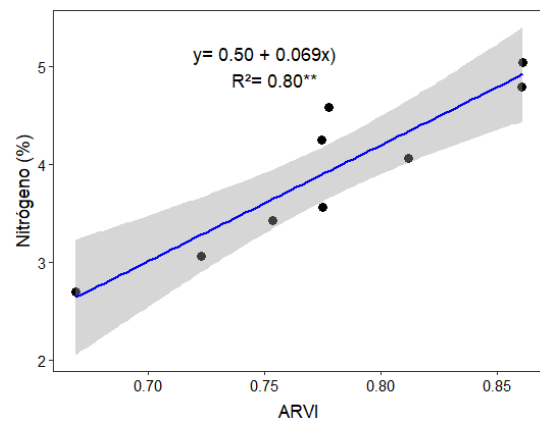


Figura 23. ARVI vuelo 3, distancia 1

Elaborado por: Enith Guanuchi

Vuelo 3, distancia 3

En la figura 25 se aprecia el modelo de regresión del NDVI con el nitrógeno, se ajusta al modelo y tienen una relación lineal positiva. Se mantiene la tendencia de que por cada valor que aumente el nitrógeno el índice también aumentara su valor. El modelo posee un $R^2 = 0.62$. La figura 26 se aprecia que las dos variables se ajustan al modelo, poseen la relación y a medida que el valor del nitrógeno aumenta el valor del índice también aumenta, tiene un $R^2 = 0.67$.

En la figura 27 se aprecia el modelo de regresión del GRRI con el nitrógeno, las variables presentan una relación lineal inversa. Por cada valor que el nitrógeno aumente el índice disminuye su valor, posee un $R^2 = 0.65$.

La figura 28 corresponde al modelo de regresión del ARVI con respecto al nitrógeno. Se aprecia que las variables tienen buen ajuste al modelo. La tendencia se mantiene en que a medida que el valor del nitrógeno aumenta el valor del índice también aumenta, tiene un $R^2=0.80$.

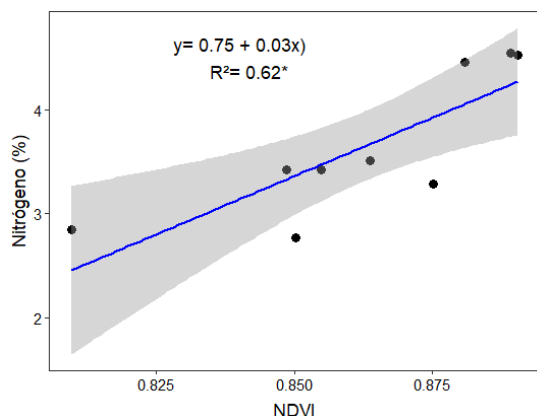


Figura 26. NDVI vuelo 3, distancia 3

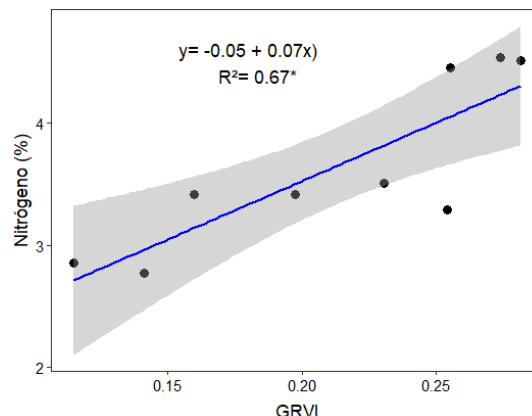


Figura 25. GRVI vuelo 3, distancia 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

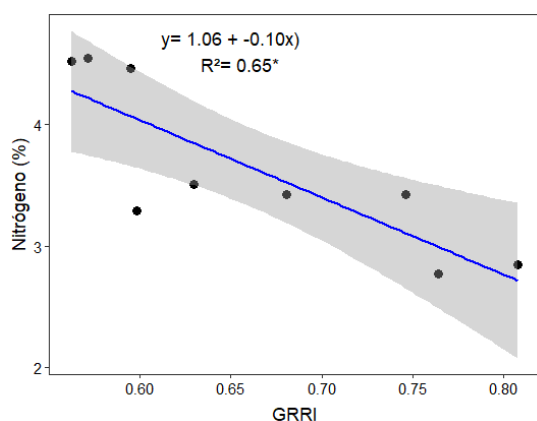


Figura 27. GRI vuelo 3, distancia 3

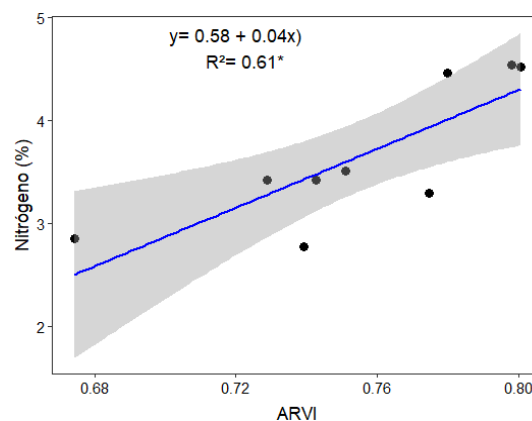


Figura 28. ARVI vuelo 3, distancia 3

Elaborado por: Enith Guanuchi

Validación de los modelos con el error medio cuadrático (RMSE)

En la tabla 6 se aprecia el error medio cuadrático del ajuste de las regresiones lineales de las variables de acuerdo a la distancia y vuelo a la que pertenecen. Se comparó cada valor y se obtuvo los siguientes resultados:

En el vuelo 2 la variable que se ajustó al modelo fue el NDVI en las distancias de 25cm y 75cm. Esta variable posee un RMSE de 3.65 y 3.41 respectivamente (ver tabla 6).

En el vuelo 3 el NDVI se ajustó tanto en la distancia de 25 cm, como para la distancia de 75 cm con un RMSE de 3.14 y 2.85 respectivamente (ver tabla 6).

Tabla 6. Coeficiente de correlación y RMSE.

Vuelo	Distancia	Modelo	R ²	RMSE
2	1	NDVI	0.72	3.65*
2	1	GRVI	0.84	4.29
2	3	NDVI	0.62	3.41*
2	3	GRVI	0.70	4.02
3	1	NDVI	0.79	3.14*
3	1	GRVI	0.81	3.75
3	1	GRRRI	0.77	3.4
3	1	ARVI	0.80	3.24
3	3	NDVI	0.62	2.85*
3	3	GRVI	0.67	3.48
3	3	GRRRI	0.65	3.06
3	3	ARVI	0.61	2.95

Nota: *Mejor modelo que se ajustó en la cada distancia de acuerdo al RMSE

Elaborado por: Enith Guanuchi

Comparación de la precisión de los índices de vegetación usando el RMSE

La tabla 7 contiene los valores del RMSE de cada índice de vegetación en los vuelos y distancias correspondientes, en el cual se aprecia que el NDVI tiene la mejor precisión en todos los vuelos y distancias ajustados. el ARVI y GRRRI tienen una precisión menor y solo se ajustan en el vuelo 3. El GRVI es el índice con menor precisión en todos los vuelos y distancias.

Tabla 7. Precisión de índices de vegetación usando RMSE

Índice de vegetación	RMSE		RMSE	
	Vuelo 2		Vuelo 3	
	D1	D3	D1	D3
NDVI	3.65*	3.41*	3.14*	2.85*
ARVI	-	-	3.24	2.95
GRRRI	-	-	3.4	3.06
GRVI	4.29	4.02	3.75	3.48

Nota: *Mejor precisión del índice de acuerdo al RMSE según el vuelo y distancia.

Elaborado por: Enith Guanuchi

Discusión

Las imágenes multiespectrales y RGB, dependen de su nivel de postprocesamiento al igual que la calidad de la información que se va a extraer de ellas (Saavedra Mora et al., 2018). En este estudio se obtuvieron imágenes multiespectrales y RGB de calidad de procesamiento medio, las imágenes se ajustaron a las necesidades del proyecto.

Los valores de los índices de vegetación del maíz como consecuencia de la respuesta de la reflectancia, tanto en las bandas del espectro visible como el infrarrojo, poseen variaciones según las condiciones fisiológicas y morfológicas en las que se encuentra la planta, la fase fenológica y el manejo agronómico que se da a la parcela (Salvador-Castillo et al., 2021). Esta mención que realiza Salvador-Castillo et al., (2021), se comprobó mediante el uso de dos vuelos en la parcela experimental, en la cual se aprecia que existen variaciones en los valores de los índices de vegetación en los dos vuelos.

La densidad de siembra de las plantas influye de manera directa en la respuesta espectral de la planta. En los índices de vegetación, si la densidad de siembra es mayor el valor del índice también es mayor, en los sitios de menor densidad de siembra los valores de los índices son menores. Esto suele suceder generalmente en el centro de la parcela, en donde existe mayor concentración de plantas y en los bordes de la parcela, en donde la concentración es menor según lo expuesto por Nolasco et al., (2020), quien realizó un estudio similar en parcelas de caña y maíz con diferentes densidades de siembra. El argumento concuerda con lo que se pudo observar y la información levantada en campo de este proyecto de investigación. Al tratarse de una investigación en la cual se manejaron tres densidades de siembra de maíz diferentes, fue más fácil notar la diferencia de los valores de los índices en cada una de las distancias y los sitios muestreados.

El NDVI funciona bien como un modelo predictivo en la etapa vegetativa y reproductiva del maíz según lo indica De la Casa et al., (2017), quien trabajó con altas densidades de siembra de maíz con distancias similares a las utilizadas en este proyecto.

En un estudio realizado por Salvador-Castillo et al., (2021) en maíz, utilizando 6 diferentes densidades de siembra e imágenes satelitales de Landsat 5 y Landsat 7, intentaron estimar el contenido de nitrógeno del dosel de plantas de maíz. El NDVI tuvo un coeficiente de correlación de $R^2 = 0.60$, este valor es similar a los coeficientes de correlación del NDVI que se estimó en la distancia de 75 cm, con $R^2 = 0.62$ y $RMSE = 2.85$ en las dos fechas de los vuelos realizados en este proyecto. Mientras que, en la distancia de 25 cm se tiene un $R^2 = 0.72$ para el vuelo 2 y $R^2 = 0.79$ el vuelo 3, con un $RMSE = 3.65$ y 3.14 respectivamente.

López-Calderón et al., (2023), realizaron un estudio en tres etapas fenológicas del maíz mediante los índices de vegetación de imágenes obtenidas por un RPAS. Se estimó el contenido de nitrógeno en maíz forrajero, se evaluaron 13 índices de vegetación y solo 5 de

estas variables obtuvieron un $R^2 = 0.77$ y $RMSE = 0.15$, entre estas variables se encuentra el NDVI. Estos resultados tienen una similitud bastante aproximada con los obtenidos en este proyecto para la variable NDVI en las distancias de 25cm y 75 cm, los cuales tienen RMSE menor en comparación con los otros índices y distancia de siembra.

El NDVI tiene buena relación lineal cuando se estima el contenido de nitrógeno y clorofila en plantas de maíz según lo investigado por (Ramos-García et al., 2022), criterio que concuerdan con los resultados obtenidos en este proyecto.

Marcial-Pablo et al., (2021), utilizaron el NDVI como un modelo a seguir para la programación de riego en maíz con densidad de 80.000 plantas por hectárea. Obtuvieron valores de $R^2 = 0.94$ y $RMSE = 0.055$. Con estos valores concluyeron que la precisión del modelo aumenta con la densidad del cultivo. En este estudio la mayor precisión del modelo NDVI se consiguió en el tratamiento con menor densidad de siembra, todo lo contrario, con lo expuesto por Marcial-Pablo et al., (2021).

Flores et al., (2020), trabajaron con una densidad de 55.000 plantas por ha, utilizando tres índices de vegetación para estimar el contenido de nitrógeno de la planta. En el cual de los tres índices comparados el NDVI fue el modelo que tuvo mejor ajuste para estimación de nitrógeno en dos de las tres especies de maíz estudiadas. Estos resultados son similares a los obtenidos en este estudio con el NDVI que tiene relación positiva con el nitrógeno.

Lu et al., (2021), utilizaron los índices GRVI, GRRI y ARVI para estimar cobertura vegetal en maíz de verano, en el cual los tres modelos tuvieron valores de $R^2 = 0.25$, 0.25 y 0.31 respectivamente, este estudio fue realizado en la etapa de madurez del cultivo. En este estudio se abordó el cultivo de maíz a los 81 y 133 dds, es por ello que GRVI y ARVI tienen una relación positiva, por el contrario, el GRRI tiene una relación inversa con tendencia negativa.

El GRRI, en este estudio tiene relación inversa con el nitrógeno, debido a que sus valores poseen tendencia negativa fuera del rango de vegetación verde. Todo lo contrario, a lo manifestado por Cen et al., (2019), quienes realizaron varias correlaciones entre índices de vegetación entre ellos el GRRI. Este índice tuvo un grado de importancia bastante significativo y una relación positiva.

El GRRI fue usado por Maimaitijiang et al., (2019), para estimación de biomasa en diferentes coberturas. Combinaron este índice con otros más para obtener un nuevo modelo, en el cual GRRI les aportó con la ventaja de ser menos sensible a los cambios por luminosidad y adversidades atmosféricas. Obteniendo así el valor de $R^2 = 0.88$, lo cual lo posiciona como un excelente candidato a formar parte de este nuevo modelo de estimación de biomasa. En este proyecto el GRRI trabajó de manera independiente sin combinación con otros índices. Dando

como resultado la regresión inversa en estimación de biomasa basada en el contenido de nitrógeno en todas las densidades de siembra y vuelos propuestos.

El GRRI tiene una correlación inversa con respecto al nitrógeno debido a que es un índice que mide el contenido de antocianinas y por ende el contenido de clorofila se estima en menor cantidad. Al tratarse de abordar el cultivo en etapas fenológicas tempranas, el índice muestra el comportamiento inverso al esperado si el estudio hubiese abordado etapas fenológicas más avanzadas, tal como lo mencionan Nogueira Martins et al., (2023), quienes utilizaron este índice para monitorear la producción de café, en especial las etapas de floración y fructificación.

El GRVI es el índice de vegetación que menor ajuste posee en este estudio, comparado con el resto de índices en los dos vuelos realizados y en todas las distancias. Este argumento que se obtuvo en este estudio difiere con los resultados obtenidos por Fujiwara et al., (2022), quien obtuvo un coeficiente de correlación para el GRVI superiores al $R^2 = 0.74$ en pastizales en la etapa vegetativa.

El GRVI supera al NDVI cuando se estima el contenido de clorofila en los cultivos, según lo demostraron Yin et al., (2022). En su estudio que evaluó este índice en tres diferentes tipos de cultivo entre ellos gramíneas utilizando imágenes de MODIS. También manifiesta que, este índice es propicio para ser usado en una amplia gama de sensores para estimar la actividad fotosintética en plantas. En este estudio propuesto el GRVI no superó al NDVI, usando imágenes multiespectrales mediante sensores remotos.

El ARVI y el NDVI fueron utilizados por Somvanshi & Kumari, (2020), para estimar cobertura bajo condiciones atmosféricas de contaminación. El ARVI fue el modelo que mejor se ajustó y les permitió discriminar la vegetación de otras coberturas. Mientras en este estudio el ARVI fue el segundo modelo en ajustarse después del NDVI, cabe mencionar que nuestra zona de estudio posee condiciones atmosféricas normales sin efectos de contaminación considerables.

En un estudio realizado por Kurbanov & Zakharova, (2020), en soja y trigo se compararon múltiples índices de vegetación entre ellos el NDVI y ARVI, estos autores concluyeron que el NDVI y ARVI son los índices óptimos al momento de trabajar con la densidad y la estimación de la cobertura. Este argumento concuerda con lo obtenido en este proyecto en maíz, ya que son los índices que mejor se ajustaron al modelo.

Binte Mostafiz et al., (2021), buscaron un modelo predictivo para rendimiento de cultivos agrícolas. El ARVI fue uno de los modelos que tuvo buen ajuste y por ende el autor lo recomienda utilizar para predecir futuras tendencias de producción de los cultivos. De acuerdo con los resultados obtenidos en este estudio el ARVI es el segundo modelo en ajustarse.

Conclusiones

Se obtuvieron 2 ortofotos multiespectrales y 2 RGB, con nivel de procesamiento medio, las cuales se acoplaron a las necesidades de desarrollo del proyecto, estas imágenes se utilizaron para realizar los índices de vegetación.

Se realizaron 4 índices de vegetación NDVI, GRRI, GRVI, ARVI por cada vuelo realizado en las fechas de 81 dds y a los 133 dds, la mayoría de los índices tienen valores dentro del rango correspondiente a la vegetación verde. Los índices de vegetación poseen relación positiva con respecto al contenido de nitrógeno en las plantas de maíz a excepción del GRRI que tiene relación inversa con el nitrógeno.

El índice de vegetación con mayor precisión según la comparación del RMSE es el NDVI ($D1= 3.65$ y 3.14), ($D3=3.41$ y 2.85) en los dos vuelos respectivamente.

El NDVI es el índice con mayor precisión y se puede utilizar para monitorear el maíz con distancias de siembra de 25×80 cm y 75×80 cm, tanto a los 81 como a los 133 días después de la siembra, utilizando imágenes multiespectrales obtenidas por RPAS con altura de vuelo de 80 m y resolución espacial de 7 cm/píxel.

Recomendaciones

Tomar los datos de campo siempre de la misma planta, al igual que la extracción de los valores del índice de vegetación debe corresponder a la misma planta georreferenciada para facilitar su posterior estudio.

Abordar todas las etapas fenológicas del cultivo de maíz tanto para el levantamiento de la información de campo como para la extracción de la información de las imágenes multiespectrales.

Realizar en medida de lo posible una muestra de nitrógeno por cada vez que se realice un vuelo tratando de que se obtenga la mayor cantidad de datos posibles.

Tomar en cuenta el contenido de clorofila para mejorar la precisión de los índices de vegetación.

Referencias

- Akash Barela, Sunny Thakur, Surbhi Pachori, Shivangi Rahangdale, Vinod Kumar Goyal, Sumit Kakade, & Mk Shrivastava. (2023). Applications of proximal remote sensing in agriculture: A review. *The Pharma Innovation Journal*, 12, 1124–1130. <https://www.researchgate.net/publication/368426721>
- Alberto, J., Estrada, E., Teresa, M., & González, R. (2022). MANEJO DEL CULTIVO PARA UNA MAYOR EFICIENCIA EN EL USO DEL AGUA DE LLUVIA, BIOMASA Y RENDIMIENTO. *Academia Journals*. <https://www.researchgate.net/publication/360977631>
- Analuisa Aroca, I. R., Jimber Del Río, J. A., Sorhegui-Ortega, R., & Vergara-Romero, A. (2022). Value chain of hard dry corn in ecuador. *Revista Venezolana de Gerencia*, 27(8), 1196–1212. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.8.30>
- Andreu, A., Carpintero, E., & Gonzáles-Dugo, M. P. (2018). Teledetección para agricultura. *Instituto de Investigación y Formación Agraria y Pesquera*, 1–10.
- Berrio Meneses, V. A., Mosquera, J., & Alzate, D. F. (2015). USO DE DRONES PARA EL ANALISIS DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES EN AGRICULTURA DE PRECISIÓN. *Ciencia y Tecnología Alimentaria*, 13(1). <https://doi.org/10.24054/01204211.v1.n1.2015.1647>
- Berrio, V., Alzate, D. A., Ramon, J. A., & Ramon, J. L. (2018). Sistema de optimización de las técnicas de planificación en agricultura de precisión por medio de drones. *Revista ESPACIOS*, 39(45).
- Binte Mostafiz, R., Noguchi, R., & Ahamed, T. (2021). Agricultural land suitability assessment using satellite remote sensing-derived soil-vegetation indices. *Land*, 10(2), 1–26. <https://doi.org/10.3390/land10020223>
- Bongiorno, C. V, Grosso, J. A., Lázaro, L., & Ressia, J. M. (2022). NUEVOS INDICES DE VEGETACIÓN PARA DETECTAR ESTRÉS POR NITRÓGENO EN TRIGO. *Conference Paper*.
- Burud, I., Lillemo, M., Grimstad, L., & Johan From, P. (2017). Exploring Robots and UAVs as Phenotyping Tools in Plant Breeding. *International Federation of Automatic Control (IFAC)*. https://doi.org/10.0/Linux-x86_64

- Candiago, S., Remondino, F., De Giglio, M., Dubbini, M., & Gattelli, M. (2015). Evaluating Multispectral Images and Vegetation Indices for Precision Farming Applications from UAV Images. *Remote Sens*, 7, 4026–4047. <https://doi.org/10.3390/rs70404026>
- Carrillo Villalobos, J. L., Juárez Menchaca, A. E., López Terrazas, A., & Madrigal Vázquez, F. (2018). Tipos de drones y sus principales usos. *Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Chihuahua, FINGUACH*, 14(4), 3–5.
- Carvacho Bart, L., & Sánchez Martínez, M. (2010). *La información geográfica al servicio de los ciudadanos de lo global a lo local*. Universidad de Sevilla.
- Caviedes Cepeda, G. M. (2019). Producción de semilla de maíz en el Ecuador: retos y oportunidades. *ACI Avances En Ciencias e Ingenierías*, 11(1). <https://doi.org/10.18272/aci.v11i1.1100>
- Cen, H., Wan, L., Zhu, J., Li, Y., Li, X., Zhu, Y., Weng, H., Wu, W., Yin, W., Xu, C., Bao, Y., Feng, L., Shou, J., & He, Y. (2019). Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras. *Plant Methods*, 15(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/S13007-019-0418-8/FIGURES/12>
- Chen, A., Orlov-Levin, V., & Meron, M. (2019). Applying high-resolution visible-channel aerial imaging of crop canopy to precision irrigation management. *Agricultural Water Management*, 216, 196–205. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.02.017>
- Chura, J., Mendoza-Cortez, J. W., & de la Cruz, J. C. (2019). Dosis y fraccionamiento de nitrógeno en dos densidades de siembra del maíz amarillo duro. *Scientia Agropecuaria*, 10(2), 241–248. <https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2019.02.09>
- Cureño-Ramírez, A., Juárez-Terrazas, A., Arellano-Aguilar, R. S., & Ibarra-Zannatha, J. M. (2022). Resolución de tareas con drones en simuladores. *Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías Del ICBI*, 10(Especial4), 92–99. <https://doi.org/10.29057/icbi.v10iespecial4.9273>
- de la Casa, A., Ovando, G., Bressanini, L., Martínez, J., Miranda, C., & Díaz, G. (2017). *La cobertura del cultivo como indicador de la productividad de maíz en un lote con siembra variable*. Agriscientia. http://www.scielo.org.ar/scielo.php?pid=S1668-298X2017000100001&script=sci_arttext&lng=en
- Durand, M., Murchie, E. H., Lindfors, A. V., Urban, O., Aphalo, P. J., & Robson, T. M. (2021). Diffuse solar radiation and canopy photosynthesis in a changing environment.

Agricultural and Forest Meteorology, 311.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2021.108684>

Ebel, R., Pozas Cárdenas, J. G., Soria Miranda, F., & Cruz González, J. (2017). Manejo orgánico de la milpa: rendimiento de maíz, frijol y calabaza en monocultivo y policultivo. *Terra Latinoamericana*, 35(2), 149–160.
http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-57792017000200149&lng=es&nrm=iso&tlng=es

Elkhrachy, I. (2021). Accuracy Assessment of Low-Cost Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Photogrammetry. *Alexandria Engineering Journal*, 60(6), 5579–5590.
<https://doi.org/10.1016/J.AEJ.2021.04.011>

Escalante Torrado, J. O., Cáceres Jiménez, J. J., & Porras Díaz, H. (2016). Ortomosaicos y modelos digitales de elevación generados a partir de imágenes tomadas con sistemas UAV. *Tecnura*, 20(50), 119–140.
<https://doi.org/10.14483/UDISTRITAL.JOUR.TECNURA.2016.4.A09>

ESPAC. (2020). *Boletín Técnico Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua*. www.ecuadorencifras.gob.ec

ESPAC. (2022). *Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua ESPAC 2021*.

FAO. (2022). *Oferta y la demanda de cereales*. Organización de Las Naciones Unidas Para La Alimentación y La Agricultura. <https://www.fao.org/worldfoodsituation/csdb/es/>

Fernández-Lozano, J., & Gutiérrez-Alonso, G. (2016). Aplicaciones Geológicas de los Drones. *Revista de La Sociedad Geológica de España*, 29(1), 89–103.
<https://www.researchgate.net/publication/303696594>

Flores, M. da S., Paschoalete, W. M., Baio, F. H. R., Campos, C. N. S., Pantaleão, A. de A., Teodoro, L. P. R., da Silva Júnior, C. A., & Teodoro, P. E. (2020). Relationship between vegetation indices and agronomic performance of maize varieties under different nitrogen rates. *Bioscience Journal*, 36(5), 1638–1644. <https://doi.org/10.14393/BJ-v36n5a2020-47993>

Franzini, M., Ronchetti, G., Sona, G., & Casella, V. (2019). Geometric and Radiometric Consistency of Parrot Sequoia Multispectral Imagery for Precision Agriculture Applications. *Applied Sciences* 2019, Vol. 9, Page 5314, 2–24.
<https://doi.org/10.3390/APP9245314>

- Fujiwara, R., Kikawada, T., & Sato, H. (2022). Comparison of Remote Sensing Methods for Plant Heights in Agricultural Fields Using Unmanned Aerial Vehicle-Based Structure From Motion. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.886804>
- Gamon, J. A., & Surfus, J. S. (1999). Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. *The New Phytologist*, 143(1), 105–117. <https://doi.org/10.1046/J.1469-8137.1999.00424.X>
- Gao, L., Wang, X., Johnson, B. A., Tian, Q., Wang, Y., Verrelst, J., Mu, X., & Gu, X. (2020). Remote sensing algorithms for estimation of fractional vegetation cover using pure vegetation index values: A review. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (Vol. 159, pp. 364–377). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.11.018>
- García Montoya, J. C. (2021). The history and evolution of maize. *Academia Nacional de Historia*, XCIX (206-B), 177–198. <https://doi.org/10.1080/07352688809382264>
- Giovos, R., Tassopoulos, D., Kalivas, D., Lougkos, N., & Priovolou, A. (2021). Remote sensing vegetation indices in viticulture: A critical review. In *Agriculture (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 5). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/agriculture11050457>
- Gómez, A., Jimenez, A., & Velásquez Clavijo, F. (2016). Agricultura de Precisión y Sensores Multiespectrales Aerotransportados. *Conference Paper*. <https://www.researchgate.net/publication/317225959>
- Gordón-Mendoza, R. (2020). *VARIABILIDAD CLIMÁTICA Y SU EFECTO SOBRE LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ* (Vol. 1). Instituto de investigación de Panamá.
- Graffitti, M. S., Umburanas, R. C., Fontana, D. C., Pilau, F. G., Reichardt, K., & Dourado Neto, D. (2021). Performance of maize hybrids as a function of spatial arrangements during second growth season under irrigation. *Bragantia*, 80. <https://doi.org/10.1590/1678-4499.20200498>
- Guamán Guamán, N. R., Desiderio Vera, T. X., Villavicencio Abril, Á. F., Ulloa Cortázar, S. M., & Romero Salguero, E. J. (2020). Evaluación del desarrollo y rendimiento del cultivo de maíz (*Zea mays* L.) utilizando cuatro híbridos. *Siembra*, 7(2), 047–056. <https://doi.org/10.29166/SIEMBRA.V7I2.2196>
- Hatfield, J. L., Prueger, J. H., Sauer, T. J., Dold, C., O'brien, P., & Wacha, K. (2019). Applications of vegetative indices from remote sensing to agriculture: Past and future. In

- Inventions* (Vol. 4, Issue 4). MDPI Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/inventions4040071>
- Ihuoma, S. O., & Madramootoo, C. A. (2019). Crop reflectance indices for mapping water stress in greenhouse grown bell pepper. *Agricultural Water Management*, 219, 49–58. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.04.001>
- Inés Botana, M., & Edith Fernández, S. (2019). Teledetección como experiencia de aprendizaje: Una mirada desde Geografía Física I, Geografía de los Espacios Marítimos y Cartografía. *XXI Jornadas de Geografía de La UNLP, Argentina.*, 1–22. http://www.memoria.fahce.unlp.edu.ar/trab_eventos/ev.13501/ev.13501.pdf Información adicional en www.memoria.fahce.unlp.edu.ar
- INIAP. (2014). *Maíz duro*. INIAP. <http://tecnologia.iniap.gob.ec/index.php/explore-2/mcereal/rmaizd>
- Iqbal, A., Iqbal, M. A., Awad, M. F., Nasir, M., Sabagh, A. El, & Siddiqui, M. H. (2021). Spatial arrangements and seeding rates influence biomass productivity, nutritional value and economic viability of maize (*Zea mays* L.). *Pakistan Journal of Botany*, 53(3), 967–973. [https://doi.org/10.30848/PJB2021-3\(44\)](https://doi.org/10.30848/PJB2021-3(44))
- Jafarbiglu, H., & Pourreza, A. (2022). A comprehensive review of remote sensing platforms, sensors, and applications in nut crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 197. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2022.106844>
- Jiménez-Jiménez, S. I., Marcial-Pablo, M. de J., Ojeda-Bustamante, W., Sifuentes-Ibarra, E., Inzunza-Ibarra, M. A., & Sánchez-Cohen, I. (2022). VICAL: Global Calculator to Estimate Vegetation Indices for Agricultural Areas with Landsat and Sentinel-2 Data. *Agronomy*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/agronomy12071518>
- Kalra, A., Noori, A., Veenu, M., & Narasimharao, J. (2023). *Digital Image Processing*. <https://www.researchgate.net/publication/369925966>
- Kaufman, Y. J., & Tanre, D. (1992). Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 261–270. <https://doi.org/10.1109/36.134076>
- Khanal, S., Kushal, K. C., Fulton, J. P., Shearer, S., & Ozkan, E. (2020). Remote sensing in agriculture—accomplishments, limitations, and opportunities. *Remote Sensing*, 12(22), 1–29. <https://doi.org/10.3390/rs12223783>

- Kharuf Gutierrez, S., Hernández Santana, L., Orozco Morales, R., Aday Díaz, O., & Delgado Mora, I. (2018). *Análisis de imágenes multiespectrales adquiridas con vehículos aéreos no tripulados*. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-59282018000200007
- Kumar, Y. S. S., Kavitha, P., Reddy, U. V. B., Reddy, M. S., & Reddy, G. P. (2021). *Applications of Remote Sensing Techniques in the Field of Agriculture and Allied Sciences Including Drones* (Vol. 1). Weser Books. <https://www.researchgate.net/publication/354809968>
- Kurbanov, R. K., & Zakharova, N. I. (2020). Application of Vegetation Indexes to Assess the Condition of Crops. *Agricultural Machinery and Technologies*, 14(4), 4–11. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2020-14-4-4-11>
- López Gálvez, C. (2016). Uso de drones, un caso de tecnología avanzada en la agricultura. *Administración y Tecnología Para El Diseño.*, 16, 105–108. <https://www.azc.uam.mxhttps://www.cyad.online/uam/http://procesos.azc.uam.mx/https://administracionytecnologiaparaeldisenio.azc.uam.mx/>
- López-Calderón, M. J., Estrada-Ávalos, J., Martínez-Sifuentes, A. R., Trucíos-Caciano, R., & Miguel-Valle, E. (2023). Nitrógeno total en maíz forrajero (*Zea mays* L.) estimado mediante índices espectrales con el satélite Sentinel-2. *REVISTA TERRA LATINOAMERICANA*, 41, 1–14. <https://doi.org/10.28940/TERRA.V41I0.1628>
- Lu, J., Cheng, D., Geng, C., Zhang, Z., Xiang, Y., & Hu, T. (2021). Combining plant height, canopy coverage and vegetation index from UAV-based RGB images to estimate leaf nitrogen concentration of summer maize. *Biosystems Engineering*, 202, 42–54. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.11.010>
- Maes, W. H., & Steppe, K. (2018). Perspectives for Remote Sensing with Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture. *Trends in Plant Science*, 24(2). <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2018.11.007>
- Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Hartling, S., Peterson, K. T., Maw, M. J. W., Shakoar, N., Mockler, T., & Fritsch, F. B. (2019). Vegetation Index Weighted Canopy Volume Model (CVM VI) for soybean biomass estimation from Unmanned Aerial System-based RGB imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 27–41. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.03.003>

- Marcial-Pablo, M. de J., Ontiveros-Capurata, R. E., Jiménez-Jiménez, S. I., & Ojeda-Bustamante, W. (2021). Maize crop coefficient estimation based on spectral vegetation indices and vegetation cover fraction derived from uav-based multispectral images. *Agronomy*, 11(4). <https://doi.org/10.3390/AGRONOMY11040668>
- Marquina, J. J., & Mogollón, A. (2016). Niveles y escalas Levels and scales of geographic information surveying in remote sensing. *Revista Geográfica Venezolana*, 59(1), 42–52.
- Martínez Uribe, R. A., Kolln, O. T., & de Castro Gava, G. J. (2017). Evaluación de la densidad de plantas, componentes fenológicos de producción y rendimiento de granos en diferentes materiales genéticos de maíz. *Idesia (Chile)*, 35(3), 23–30. <https://doi.org/10.4067/S0718-34292017005000401>
- Martínez-Barbáchamo, R., & Solís-Miranda, G. A. (2018). Caracterización Espectral y Detección de Flecha Seca en Palma Africana en Puntarenas, Costa Rica. *Revista Geográfica de América Central*, 2(61), 329. <https://doi.org/10.15359/rgac.61-2.13>
- Maulidi, W. (2022). MORPHOLOGICAL CHARACTERISTICS OF SUPERIOR PURPLE AND LOCAL RED CORNS. *AGROLAND The Agricultural Sciences Journal (e-Journal)*, 9(1), 29–35. <https://doi.org/10.22487/agroland.v0i0.1218>
- Mayorga Arias, D. (2020). Sistemas de información geográfica aplicados a la topografía. *Opuntia Brava*, 11(4). <http://orcid.org/0000-0001->
- Meneses-Tovar, C. L. (2011). El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque. *Unasylva* 238, 62, 39–46.
- Mengmeng, D., & Noguchi, N. (2017). Monitoring of Wheat Growth Status and Mapping of Wheat Yield's within-Field Spatial Variations Using Color Images Acquired from UAV-camera System. *Remote Sensing 2017*, Vol. 9, Page 289, 9(3), 289. <https://doi.org/10.3390/RS9030289>
- Millán, B., Tejada-Guzmán, D., Aquino, A., Ponce, J. M., & Andújar, J. M. (2019). TecnOlivo: Aplicación de Redes de Sensores en la Agricultura de Precisión. *Actas de Las II Jornadas ScienCity*. <https://www.researchgate.net/publication/339618251>
- Navarrete, E., & Laubacher, G. (2017). APUNTES DE TELEDETECCIÓN: Teledetección Espacial y Procesamiento de Imágenes. *Escuela Politécnica Del Litoral (ESPOL)*, 1, 8–20. <https://www.researchgate.net/publication/320910845>

- Nogueira Martins, R., de Assis de Carvalho Pinto, F., Marçal de Queiroz, D., Sárvio Magalhães Valente, D., Tadeu Fim Rosas, J., Fagundes Portes, M., & Sânzio Aguiar Cerqueira, E. (2023). Digital mapping of coffee ripeness using UAV-based multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107499>
- Nolasco, M., Arnulphi, S., Pérez Nores, M. F., Ramírez, E., Alzogaray, M. M., & Balzarini, M. G. (2020). *Diferenciación entre cultivos de soja y maíz tempranos o tardíos a partir de series de tiempo de NDVI*. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/115514>
- Ojeda-Bustamante, W., González-Sánchez, A., Mauricio-Pérez, A., & Flores-Velázquez, J. (2017). Applications of unmanned aerial vehicles in hydroagricultural engineering. *Water Technology and Sciences (in Spanish)*, 8(4), 157–166. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-04-10>
- Oñate de Mora, M. (2015). Tipología de aeronaves pilotadas por control remoto. In *Los drones y sus aplicaciones a la ingeniería* (Vol. 1, pp. 49–56). www.madrid.org
- Ortega Sánchez, I. (2014). Maíz I (*Zea mays*). *Reduca (Biología)*. *Serie Botánica*, 7(2), 151–171.
- Piedad Rubio, A. M., Hernández López, D. R., Lárraga Altamirano, H. R., & Zacarías González, E. (2020). Agricultura de precisión. *Revista de Divulgación Científica y Tecnológica*, 6(2), 47–59.
- Portero, C., Salas, P., Mercadal, M., & Casterad, M. A. (2017). Experiencias en la adquisición de imágenes para agricultura a empresas de drones españolas. *Centro de Investigación y Tecnología Agroalimentaria de Aragón*, 461–464. <http://idearm.imida.es/aet2017>
- Ramos-García, C. A., Martínez-Martínez, L. J., & Bernal-Riobo, J. H. (2022). Estimating chlorophyll and nitrogen contents in maize (*Zea mays* L.) leaves with spectroscopic analysis. *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas*, 16(1). <https://doi.org/10.17584/RCCH.2022V16I1.13398>
- Rejas Ayuga, J. G., & Burillo Mozota, F. (2016). *Teledetección Aplicada a la Arqueología*. <https://www.researchgate.net/publication/313408703>
- Revelo Luna, D. A., Mejía Manzano, J., Montoya Bonilla, B., & Hoyos García, J. (2021). Analysis of the Vegetation Indices NDVI, GNDVI, and NDRE for the Characterization of

- Coffee Crops (Coffea arabica. *Ingeniería y Desarrollo*, 38(2), 298–312. <https://doi.org/10.14482/inde.38.2.628>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Type II Report for the Period. *Progress Report*, 1–112.
- Saavedra Mora, D., Cubillos Ortiz, A., Machado Cuellar, L., Murcia Torrejano, V., & Méndez Pastrana, D. A. (2018). ANÁLISIS DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN EN EL CULTIVO DE ARROZ EN LA FINCA LA TEBaida DEL MUNICIPIO DE CAMPOALEGRE. *Revista Agropecuaria y Agroindustrial La Angostura*, 5(1). <https://doi.org/10.23850/RAA.V5I1.4746>
- Salvador-Castillo, J. M., Bolaños-González, M. A., Palacios-Vélez, E., Palacios-Sánchez, L. A., López-Pérez, A., & Muñoz-Pérez, J. M. (2021). Estimación de la fracción de cobertura vegetal y contenido de nitrógeno del dosel en maíz mediante sensores remotos. *Terra Latinoamericana*, 39, 1–11. <https://doi.org/10.28940/terra.v39i0.899>
- Scaramuzza, J. P., & Villarroel, F. (2016). TELEDETECCIÓN: QUÉ TECNOLOGÍA SE ADAPTA MEJOR PARA LOGRAR UN BUEN DIAGNÓSTICO DEL CULTIVO. *INTA*, 1, 1–7.
- Solís Lucas, L., & Castaño, E. (2022). Efectos de los niveles de fertilización, distancias de siembra y momentos de corte sobre la calidad nutricional del ensilaje de maíz. *Arch. Zootec*, 71(273), 18–22. <https://www.uco.es/ucopress/az/index.php/az/>
- Somvanshi, S. S., & Kumari, M. (2020). Comparative analysis of different vegetation indices with respect to atmospheric particulate pollution using sentinel data. *Applied Computing and Geosciences*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2020.100032>
- Soria, M. V., & Matar de Saauis, M. A. (2016). NOCIONES SOBRE TELEDETECCION. *Universidad Nacional de San Juan*, 1.
- Sripada, R. P., Heiniger, R. W., White, J. G., & 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>
- Tu, Y. T., Phinn, S., Johansen, K., Robson, A., & Wu, D. (2020). Optimising drone flight planning for measuring horticultural tree crop structure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 160, 83–96. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.12.006>

- Vergara Merino, R., Hernández Correas, A., Virués Ortega, D., Bernardo Sanz, S., Ramos Campo, D., & García-Cabañas Bueno, J. A. (2016). *Piloto de dron (RPAS) 2.^a edición*. Paraninfo.
<https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=ERCKCwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=RPAS+de+tipo+multirrotor&ots=h3rDgnYHZy&sig=0ilnTz35aqGYNFJv3KHRHDDLSE#v=onepage&q=RPAS%20de%20tipo%20multirrotor&f=false>
- Yin, G., Verger, A., Descals, A., Filella, I., & Peñuelas, J. (2022). A Broadband Green-Red Vegetation Index for Monitoring Gross Primary Production Phenology. *Journal of Remote Sensing*, 2022. <https://doi.org/10.34133/2022/9764982>
- Zambrano, C. E., & Andrade Arias, M. S. (2021). Productividad y precios de maíz duro pre y post Covid-19 en el Ecuador. *Revista Universidad y Sociedad*, 13(4), 143–150.
- Zambrano, J. L., Velásquez, J., Peñaherrera, D., Sangoquiza, C., Cartagena, Y., Villacrés, E., Garcés, S., Ortiz, R., León, J., Campaña, D. †, López, V., Asaquibay, C., Nieto, M., Sanmartín, G., Pintado, P., Yáñez, C., & Racines, M. (2021). Guía para la producción sustentable de maíz en la Sierra ecuatoriana Quito-Ecuador. *INIAP*, 122.
- Zambrano, J., Yáñez, C., Sangoquiza, C., Limongi, R., Alarcón, D., Zambrano, E., Caicedo, M., Villavicencio, P., Cartagena, Y., Parra, R., Azaquibay, C., Quimbiamba, V., Nieto, M., López, V., Tapia, C., Tacán, M., Villacrés, E., Garcés, S., Cañarte, E., ... Pinargote, L. (2019). Situación del Cultivo de maíz en Ecuador: investigación y desarrollo de tecnologías en el INIAP. *XXIII Reunión Latinoamericana Del Maíz y IV Congreso de Semillas*, 30–31.
- Zhao, D., Hou, Y., Zhang, Z., Wu, Y., Zhang, X., Wu, L., Zhu, X., & Zhang, Y. (2022). Temporal resolution of vegetation indices and solar-induced chlorophyll fluorescence data affects the accuracy of vegetation phenology estimation: A study using in-situ measurements. *Ecological Indicators*, 136. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108673>

Anexos

Anexo A. Trabajo de campo: siembra, fertilización, monitoreo de plagas y enfermedades.

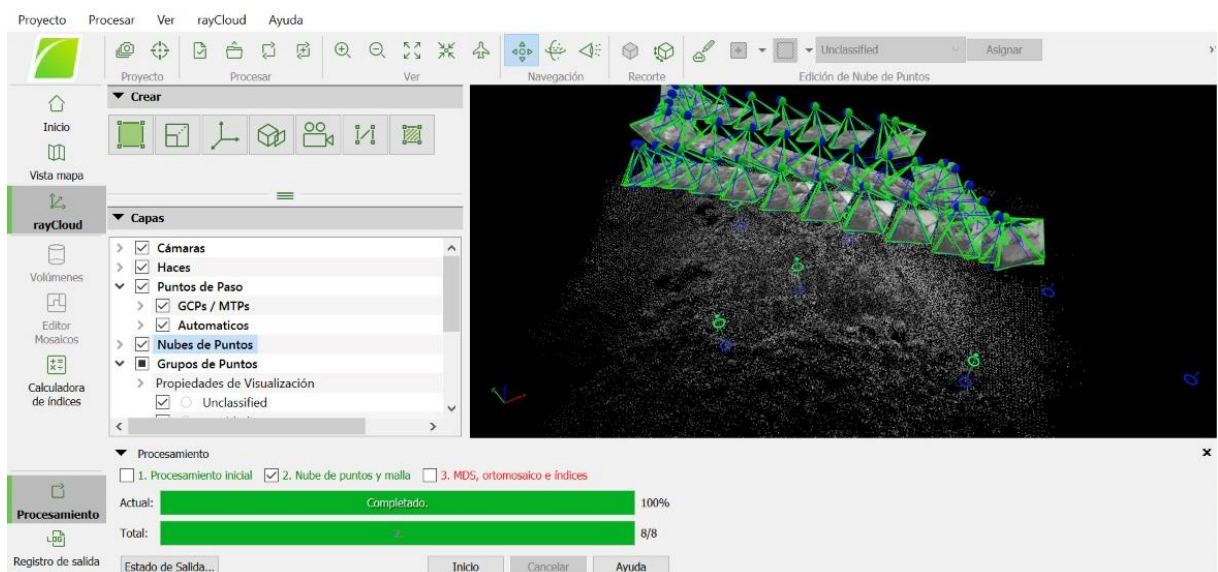
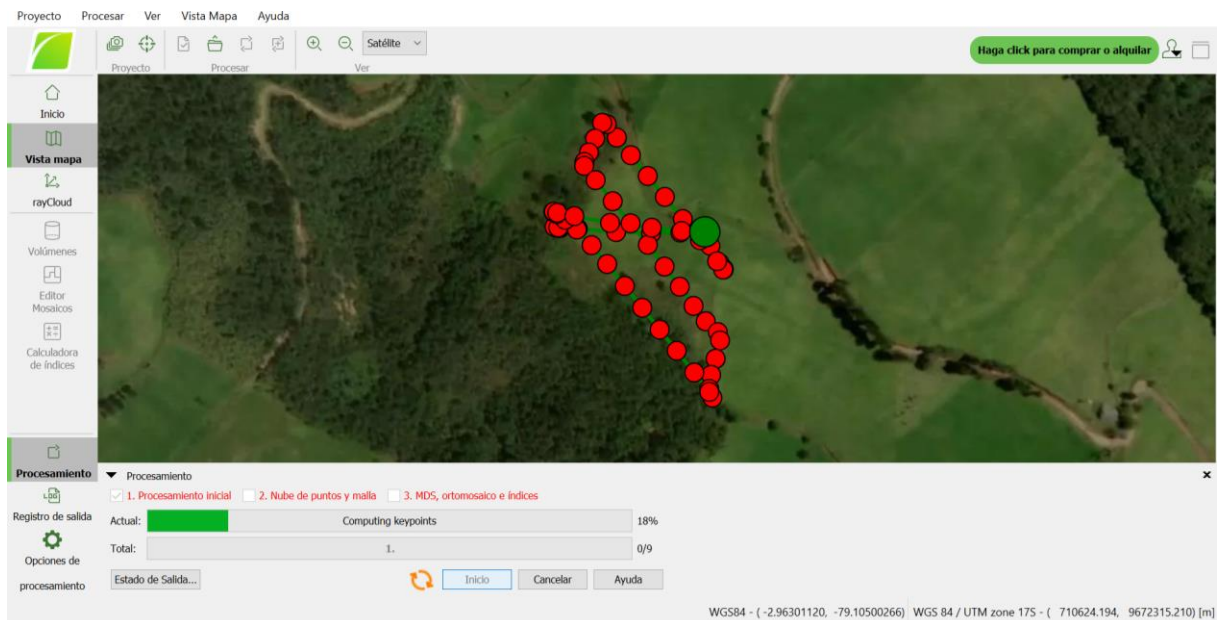


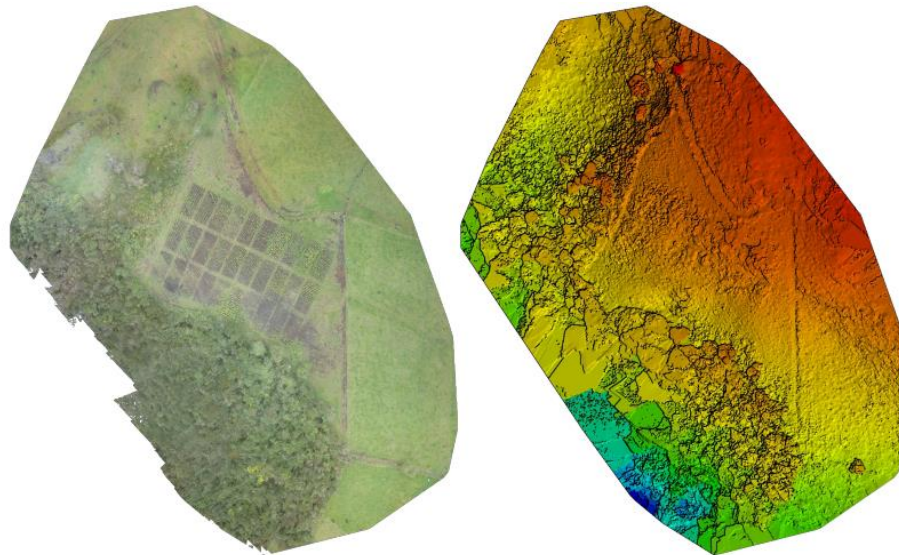
Anexo B. Vuelo del RPAS en la parcela experimental y toma de datos de campo.



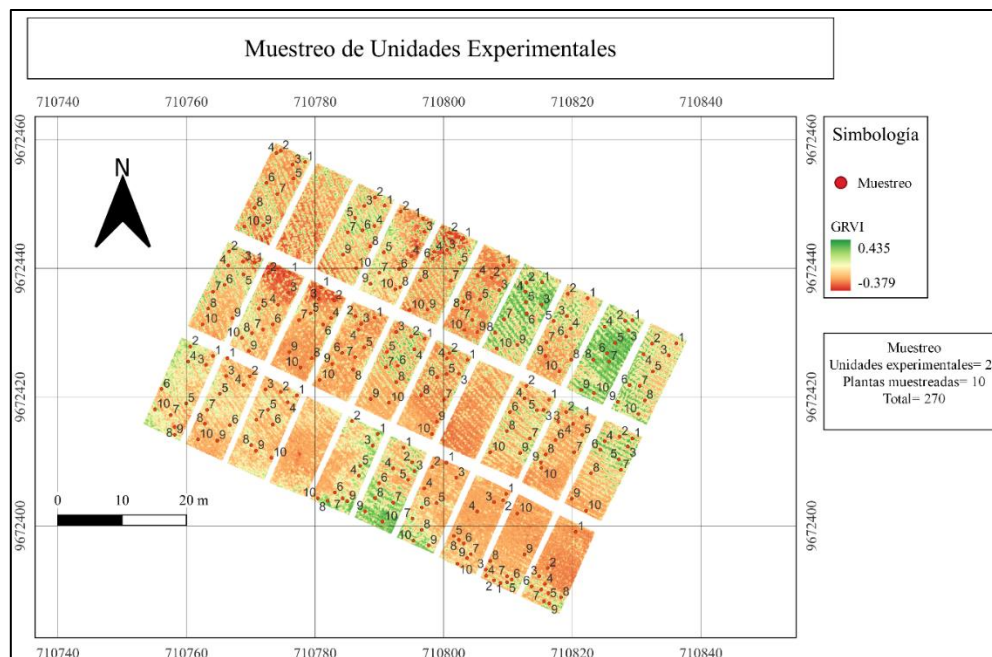


Anexo C. Postprocesamiento de imágenes multiespectrales y RGB: Alineado y corrección de imágenes, nube de puntos y malla, ortofotomosaico y modelo digital de superficie.





Anexo D. Muestreo y base de datos de los índices de vegetación.



Vuelo	Unidad_exp	Distancia	NDVI	GRVI	GRII	ARVI	Nitrógeno
2	1	2	0.119	-0.427	2.553	-0.192	4.06
2	2	1	0.470	-0.226	1.620	0.165	5.04
2	3	3	0.298	-0.309	1.654	0.099	4.54
2	4	1	0.499	-0.176	1.499	0.139	4.79
2	5	3	0.391	-0.231	1.682	0.048	4.52
2	6	2	0.273	-0.347	2.062	-0.029	4.09
2	7	3	0.366	-0.259	1.904	0.008	4.46

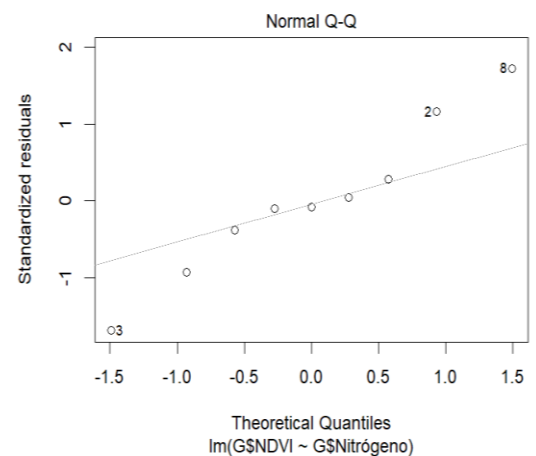
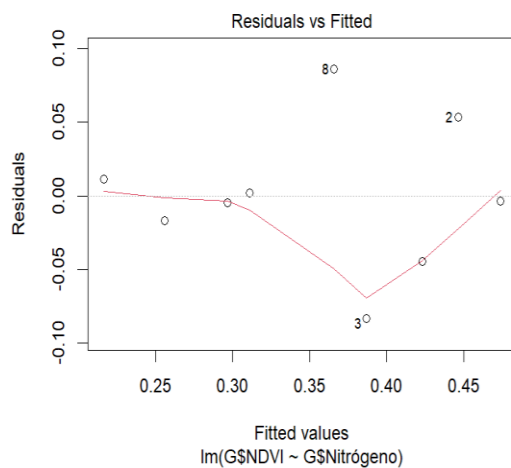
2	8	1	0.303	-0.301	1.849	0.004	4.25
2	9	2	0.343	-0.281	1.640	0.108	3.61
2	10	1	0.379	-0.269	2.351	-0.091	4.58
2	11	2	0.187	-0.417	2.329	-0.076	3.41
2	12	1	0.292	-0.354	1.964	0.001	3.43
2	13	2	0.258	-0.350	2.131	-0.056	3.54
2	14	1	0.313	-0.304	2.072	-0.063	3.56
2	15	3	0.228	-0.367	2.096	-0.033	3.42
2	16	3	0.279	-0.351	1.972	-0.047	3.42
2	17	3	0.275	-0.320	1.908	0.010	3.51
2	18	2	0.386	-0.247	2.141	-0.058	4.11
2	19	2	0.228	-0.374	2.415	-0.098	3.35
2	20	1	0.239	-0.384	2.812	-0.186	3.06
2	21	3	0.136	-0.479	2.111	-0.054	2.85
2	22	2	0.270	-0.356	1.688	0.154	3.30
2	23	1	0.452	-0.254	2.177	-0.013	4.06
2	24	3	0.327	-0.332	2.462	-0.107	3.29
2	25	1	0.228	-0.423	2.151	-0.078	2.70
2	26	2	0.213	-0.390	2.520	-0.127	3.82
2	27	3	0.182	-0.396	2.048	-0.006	2.77
3	1	2	0.903	0.292	0.551	0.819	4.06
3	2	1	0.926	0.346	0.487	0.861	5.04
3	3	3	0.889	0.274	0.571	0.798	4.54
3	4	1	0.929	0.361	0.470	0.860	4.79
3	5	3	0.896	0.282	0.562	0.801	4.52
3	6	2	0.892	0.297	0.547	0.802	4.09
3	7	3	0.888	0.255	0.595	0.780	4.46
3	8	1	0.874	0.260	0.592	0.774	4.25
3	9	2	0.877	0.267	0.589	0.777	3.61
3	10	1	0.876	0.258	0.598	0.777	4.58
3	11	2	0.852	0.186	0.690	0.739	3.41
3	12	1	0.861	0.223	0.639	0.753	3.43
3	13	2	0.846	0.212	0.665	0.733	3.54
3	14	1	0.873	0.249	0.607	0.775	3.56
3	15	3	0.849	0.160	0.746	0.729	3.42

3	16	3	0.855	0.198	0.680	0.743	3.42
3	17	3	0.864	0.231	0.629	0.751	3.51
3	18	2	0.884	0.294	0.547	0.786	4.11
3	19	2	0.847	0.186	0.702	0.733	3.35
3	20	1	0.843	0.159	0.733	0.722	3.06
3	21	3	0.810	0.115	0.808	0.674	2.85
3	22	2	0.846	0.193	0.684	0.726	3.30
3	23	1	0.897	0.288	0.554	0.812	4.06
3	24	3	0.875	0.254	0.598	0.775	3.29
3	25	1	0.803	0.064	0.904	0.669	2.70
3	26	2	0.813	0.124	0.786	0.681	3.82
3	27	3	0.850	0.141	0.764	0.739	2.77

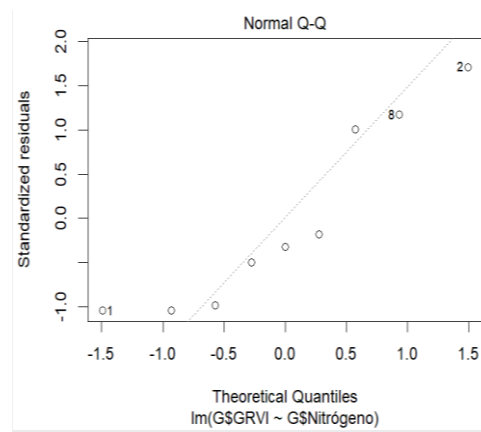
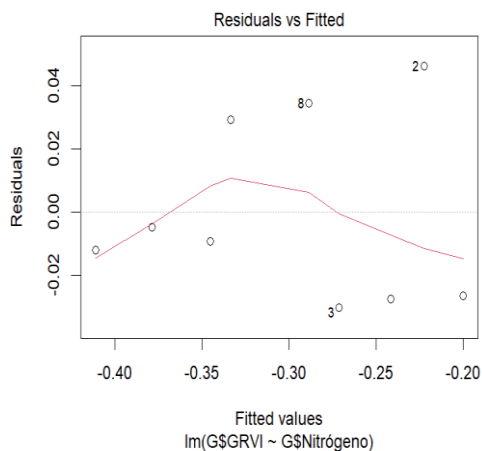
Anexo E. Prueba de homocedasticidad

Vuelo 2, distancia 1

NDVI

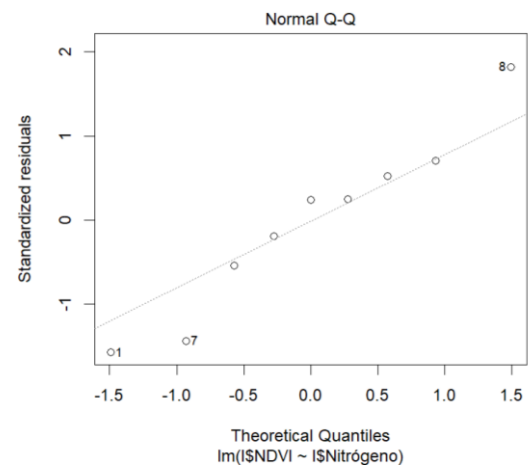
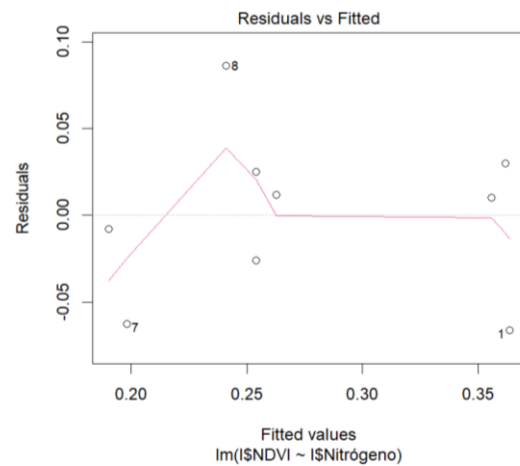


GRVI

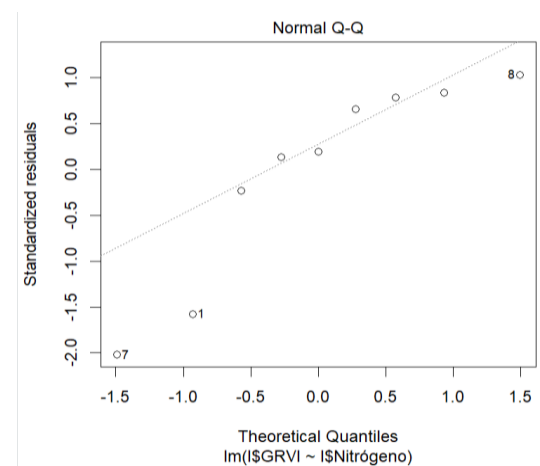
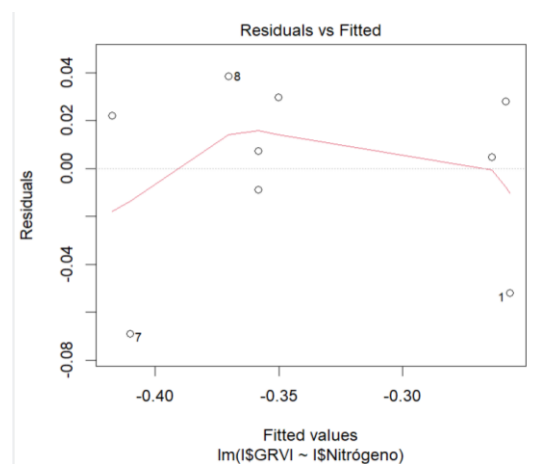


Distancia 3

NDVI

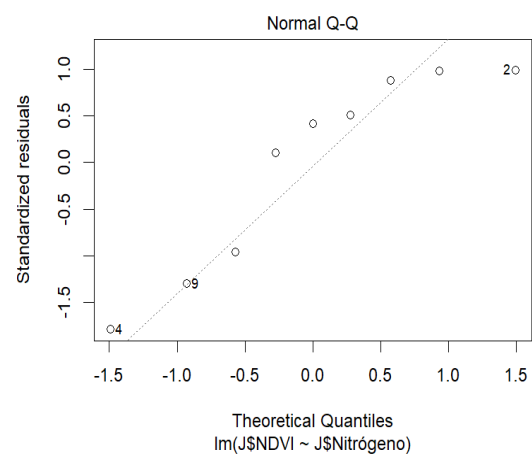
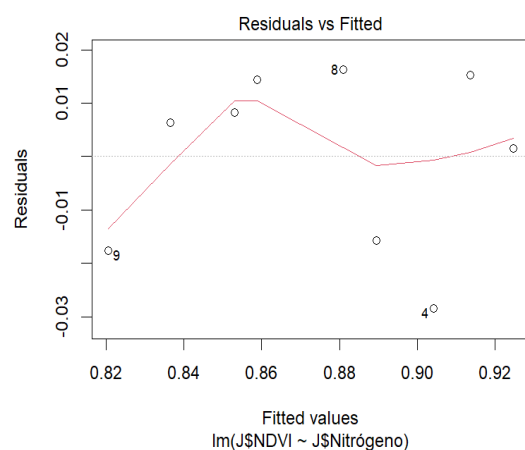


GRVI

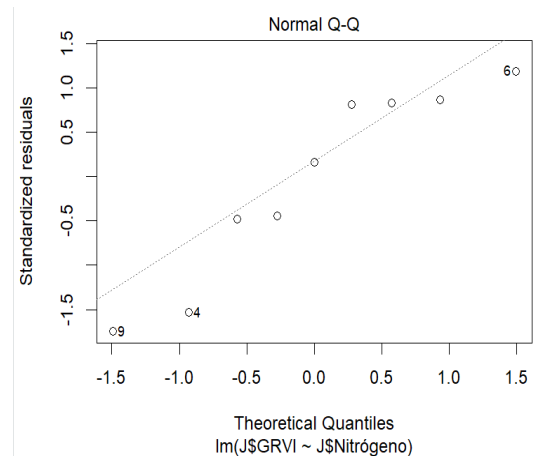
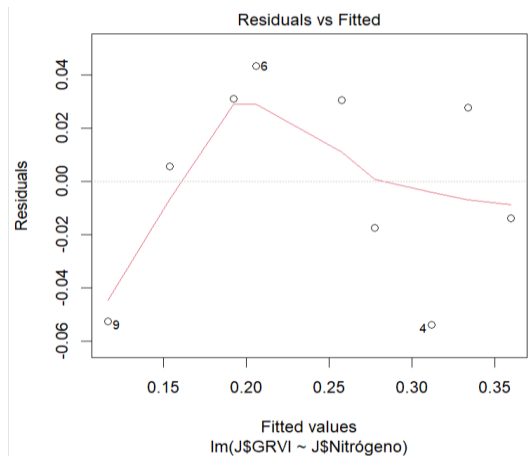


Vuelo 3, distancia 1

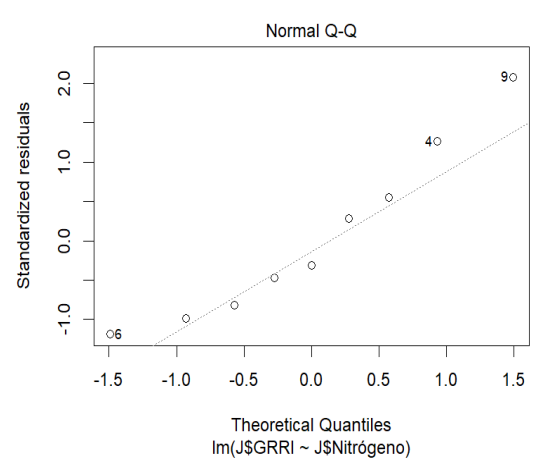
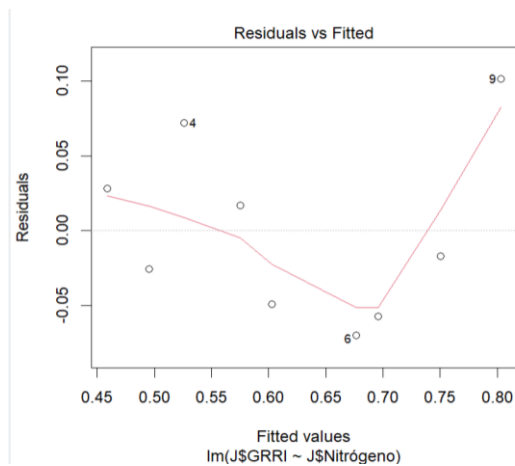
NDVI



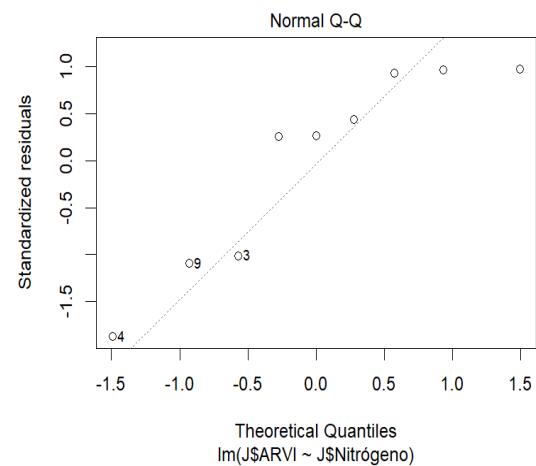
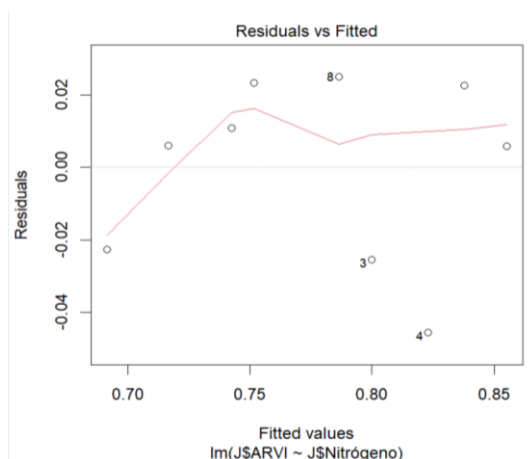
GRVI



GRR1

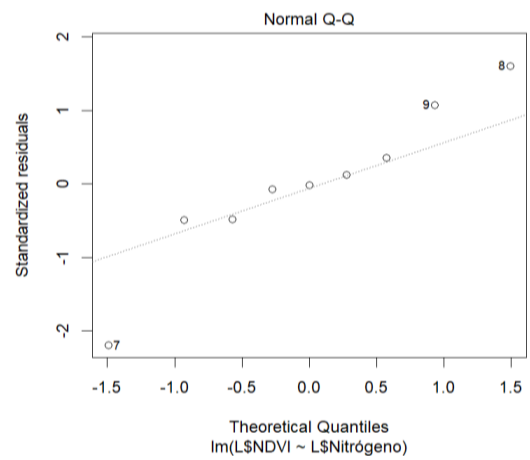
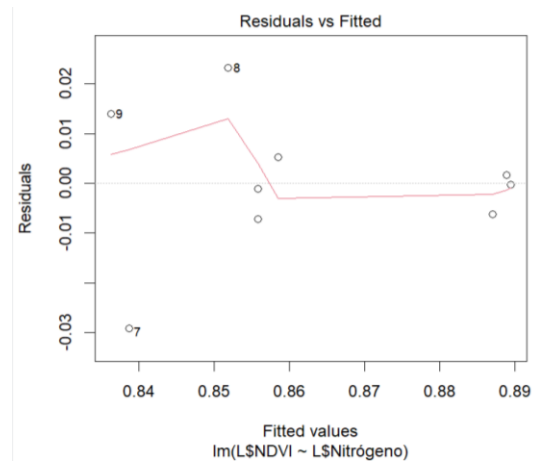


ARVI

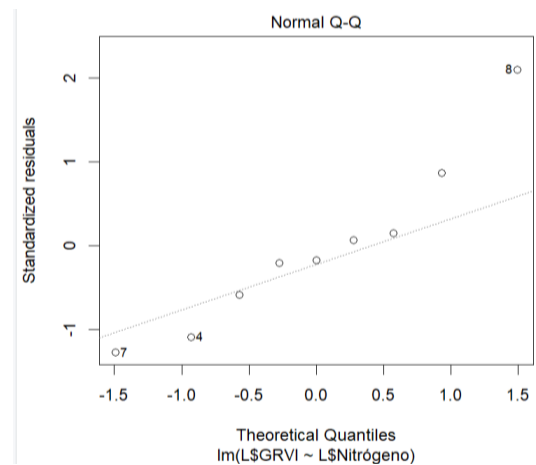
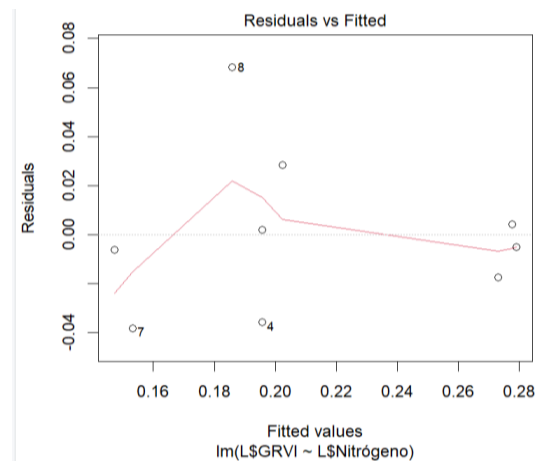


Distancia 3

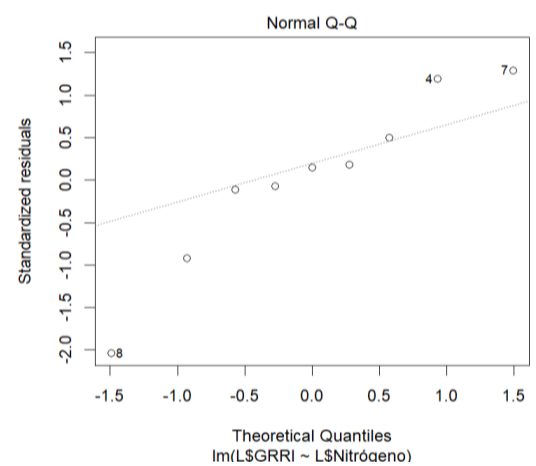
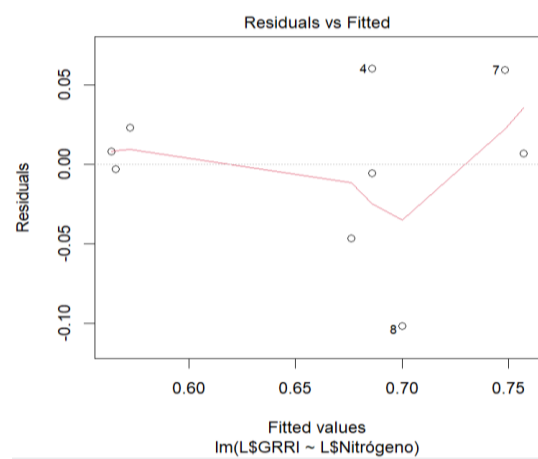
NDVI



GRVI



GRRi



ARVI

