Máster universitario en Ingeniería de Sistemas y de Control
Escuela Técnica Superior de ingeniería informática
UNED
Trabajo fin de máster

Desarrollo y validación de un prototipo para el fenotipado de cultivos herbáceos mediante la obtención de alturas y medidas espectrales usando una cámara 3D-RGB-NIR.

Autor: Sergio Bellido Jiménez

Directores: Dr. Gonzalo Pajares Martinsanz

Dr. José Antonio Jiménez Berni

Convocatoria 2021-2022

Madrid, septiembre 2022

Dedicado a mi padre, por creer siempre en mí y ser mi estrella polar.

"No entiendes realmente
algo a menos que seas capaz de
explicárselo a tu abuela"

Albert Einstein.

Agradecimientos

A mi director de tesis de máster perteneciente a la Universidad Complutense de Madrid, Dr. Gonzalo Pajares Martinsanz, por su dedicación e interés.

A mi director de tesis de máster y jefe en el Instituto de Agricultura Sostenible (IAS-CSIC), Dr. José Antonio Jiménez-Berni, por todas las aportaciones creativas, prácticas y teóricas, así como su confianza depositada en mi persona durante todos estos años, te lo agradezco enormemente.

Este trabajo es parte del proyecto "Fenómica avanzada para el cribado de rasgos fisiológicos en cereales enfocado a la cuantificación y detección temprana de enfermedades foliares fúngicas y del estrés hídrico" (CERESTRES), financiado por la Agencia Estatal de Investigación, Ministerio de Ciencia e Innovación. Referencia: PID2020-118650RR-C33 / AEI / 10.13039/501100011033

Título

Desarrollo y validación de un prototipo para el fenotipado de cultivos herbáceos mediante la obtención de altura y medidas espectrales usando una cámara 3D-RGB-NIR.

Resumen

El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) se utiliza en teledetección para estimar el estado y vigor de los cultivos. Normalmente, se utilizan cámaras multiespectrales o hiperespectrales para obtener las bandas del infrarrojo cercano (NIR) y rojo para calcular índices espectrales, como el NDVI. Sin embargo, estas cámaras son demasiado costosas y requieren de formación específica para el procesamiento de los datos. Por otro lado, la medida de altura de planta en ensayos varietales de cultivos herbáceos es una ardua tarea y que depende de la subjetividad de las diferentes personas que toman las medidas.

Con el objetivo de desarrollar un sistema que permita medir simultáneamente NDVI y altura de planta, se ha desarrollado un prototipo basado en una cámara 3D-RGB-NIR (Intel, modelo RealSense D435i) al que se ha realizado una calibración radiométrica para extraer datos de radiancia mediante un modelo de regresión que utiliza los parámetros internos de la cámara y las cuentas digitales de las imágenes. Esta cámara cuenta con tecnología de visión estereoscópica que permite calcular la altura de la planta en una región de interés mediante algoritmos estadísticos. El software desarrollado para el proyecto permite obtener imágenes brutas con los metadatos necesarios para la obtención de valores de reflectancia roja y NIR para el cálculo del NDVI, así como estimación de altura del cultivo.

Se han validado las medidas de alturas mediante una técnica agronómica, los resultados han sido muy satisfactorios (R^2=0,91; RMSE=73 mm; MBE=-50 mm) a través de un percentil-98%. En la validación de las medidas espectrales se ha empleado un espectroradiómetro (Spectra Vista Corporation, modelo HR-1024i) de rango completo, desde 350 a 2500 nm, con unos resultados de NDVI no tan favorables como los de altura (R^2=0,30; RMSE=0,40; MBE=-0,38) debido a problemas con los datos de referencia en la calibración radiométrica.

El dispositivo desarrollado en este trabajo es una posible herramienta versátil para la medida de parámetros biofísicos de cultivos con aplicaciones de fenotipado en ensayos de mejora de variedades o posibles aplicaciones en agricultura de precisión.

Palabras clave: NDVI, altura de planta, teledetección, cámara 3D-RGB-NIR, visión estereoscópica, parámetros biofísicos, calibración radiométrica, radiancia, espectroradiómetro, agricultura de precisión.

Title

Development and validation of a prototype for herbaceous crop phenotyping by height and spectral measurements using a 3D-RGB-NIR camera.

Abstract

The normalized difference vegetation index (NDVI) is used in remote sensing to estimate crop condition and vigor. Typically, multispectral, or hyperspectral cameras are used to obtain the near infrared (NIR) and red bands to calculate spectral indices, such as NDVI. However, these cameras are too expensive and require specific training for data processing. On the other hand, measuring plant height in herbaceous crop varietal trials is a difficult task that depends on the subjectivity of people taking the measurements.

To develop a system that allows simultaneous measurement of NDVI and plant height, a prototype based on a 3D-RGB-NIR camera (Intel, RealSense D435i model) has been developed, which has undergone radiometric calibration to extract radiance data by means of a regression model that uses the internal parameters of the camera and the digital counts of the images. The camera is equipped with stereo vision technology that allows to calculate the height of the plant in a region of interest using statistical algorithms. The software developed for the project allows obtaining raw images with the necessary metadata to obtain red reflectance and NIR values for NDVI calculation, as well as crop height estimation.

Height measurements have been validated using an agronomic technique, the results have been very satisfactory (R2=0.91; RMSE=73 mm; MBE=-50 mm) through a percentile-98%. A full-range spectroradiometer (Spectra Vista Corporation, model HR-1024i) from 350 to 2500 nm was used to validate the spectral measurements, with NDVI results not as favorable as those for crop height estimation (R2=0.30; RMSE=0.40; MBE=-0.38) due to problems with the reference data in the radiometric calibration.

The device developed in this work is a possible versatile tool for the measurement of biophysical parameters of crops with phenotyping applications in variety improvement trials or possible applications in precision agriculture.

Keywords: NDVI, plant height, remote sensing, 3D-RGB-NIR camera, stereo vision, biophysical parameters, radiometric calibration, radiance, spectroradiometer, precision agriculture.

Índice de contenido

1. Introducción 4
   1.1 Objetivos 5
   1.2 Organización de la memoria 5
2. Conceptos generales 6
   2.1 Visión estéreo 6
   2.2 Espectrometría 8
      2.2.1 Infrarrojo 11
      2.2.2 Índices de vegetación 11
   2.3 Calibración de sensores de imagen 13
      2.3.1 Reflectividad en superficies 14
      2.3.2 Tipos de sensores 15
      2.3.3 Calidades de los sensores 15
      2.3.4 Correcciones atmosféricas 16
      2.3.5 Método de calibración radiométrica 17
   2.4 Interpolación cromática 17
   2.5 Sensores inerciales 19
   2.6 Métodos estadísticos 20
      2.6.1 Interpretación del modelo 21
      2.6.2 Evaluación del modelo 22
      2.6.3 Condiciones para la regresión lineal 23
3. Materiales y métodos 26
   3.1 Elementos de hardware 26
   3.2 Calibración radiométrica 28
      3.2.1 Metodología de calibración 28
      3.2.2 Software de captura de datos de calibración 33
   3.3 Software de captura y procesamiento de imágenes 35
   3.4 Campaña de validación en campo 39
4. Resultados 41
   4.1 Resultados de calibración radiométrica 41
      4.1.1 Modelo de regresión en cámara IR 42
      4.1.2 Modelo de regresión en cámara RGB-Canal Rojo 45
   4.2 Resultados de las medidas de altura de la campaña de campo 47

4.3 Resultados espectrales de la campaña de campo 48
5. Conclusiones y trabajos futuros 51
6. Bibliografía 53
Anexo I: Calibración IMU cámara Intel-RealSense 56
Anexo II: Código 59

Listado de figuras

Figura 1. Funcionamiento básico de la visión estereoscópica. Fuente: Intel-RealSense adaptada para este documento 6
Figura 2. Izquierda: imagen estéreo con tecnología pasiva. Derecha: Imagen estéreo con tecnología activa. Fuente: Intel-RealSense 8
Figura 3. Espectro electromagnético completo. Fuente: ingenieriabasica 9
Figura 4. Bandas de absorción en el espectro de vegetación en el visible y el infrarrojo en función de la reflectancia. Fuente: Andre Hirsch. 10
Figura 5. Representación gráfica de diferencias en NDVI entre planta sana y estresada. Fuente: Tiloom 12
Figura 6. Radiancia de una superficie. Fuente: (Sobrino 2000) 14
Figura 7. Distintos tipos de superficie en función del grado de difusividad. Fuente: (Sobrino 2000) 15
Figura 8. Efecto de la atmosfera en radiancia. Fuente: (López García et al. 1991) 17
Figura 9. Filtro de Bayer. Fuente: Shutterstock 18
Figura 10. Interpolación bilineal, algoritmo demosaicing. Fuente: (Rojas and Yepez 2017) 19
Figura 11. Interpolación bicúbica, representación del algoritmo demosaicing. Fuente: (Rojas and Yepez 2017) 19
Figura 12. Estructura fijación cámara Intel-RealSense desarrollada en este proyecto... 26
Figura 13. Reflectancia de telas hasta 1200 nm. 29
Figura 14. Correlación de CD y L para todos los ttiempos de integración en los canales Rojo y NIR en el tramo horario 8:45-8:50. 30
Figura 15. Experimento diseñado para calibración radiométrica de la cámara. 31
Figura 16. Curva espectral de la cámara Intel-RealSense para los canales azul, verde, rojo y NIR. 31
Figura 17. Curva espectral junto con reflectancia de telas para los canales RGB y NIR. 32
Figura 18. Izqda. Área de interés para extracción del valor medio de CD en la cámara IR. Drcha. Máscara de la imagen izqda. 32
Figura 19. Izqda. Imagen IR (formato Y16), Drcha. Imagen RGB (formato RAW 16). Imágenes de lonas. 33
Figura 20. Diagrama de flujo de script de calibración radiométrica de la cámara. 34
Figura 21. Detección automática de panel de calibración. 36
Figura 22. Diagrama de flujo de un ciclo de programa de la adquisición y procesamiento de imágenes. 38

Figura 23. Metodología de medición de alturas en campo. 40
Figura 24,. Conjunto de datos para el modelo de la cámara IR. 41
Figura 25. Matriz de correlaciones de predictores numéricos para cámara IR. 42
Figura 26. Distribución de las variables numéricas para cámara IR. 43
Figura 27. Modelos de regresión lineal para cada TI – Cámara IR 44
Figura 28. Modelo de regresión no lineal para el ajuste de todos los TI – Cámara IR. . 44
Figura 29. Matriz de correlaciones de predictores numéricos para cámara RGB – Canal Rojo. 45
Figura 30. Distribución de las variables numéricas para cámara RGB – Canal Rojo. ... 45
Figura 31. Modelos de regresión lineal para cada TI – Cámara RED. 46
Figura 32. Modelo de regresión no lineal para el ajuste de todos los TI – Cámara RED. 46
Figura 33. Validación de resultados obtenidos en alturas. Medidas en milímetros. 48
Figura 34. Validación de resultados obtenidos en medidas espectrales. 50
Figura 35. Etapas de calibración IMU Intel-RealSense. 57
Figura 36. Posiciones de calibración de la cámara. 58
Figura 37. Resultados de calibración. 58
Figura 38. Diálogo calibración cámara. 58

Listado de tablas

Tabla 1. Propiedades de cámaras izquierda y derecha – estéreo e infrarroja. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i 27
Tabla 2. Propiedades del sensor RGB. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i 27
Tabla 3. Parámetros del proyector infrarrojo. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i 28
Tabla 4. Resumen de resultados estadísticos de validación de alturas. 48
Tabla 5. Resumen de resultados estadísticos de validación de medidas espectrales. Las unidades de radiancia son $(W/cm^2/sr)*10^{-10}$. La reflectancia y el NDVI es adimensional y está representado en tanto por uno. 50

1. Introducción

Se espera que la demanda mundial de alimentos se duplique para 2050, mientras que los recursos naturales y los entornos de producción (tierras cultivables) se reducen y deterioran con el avance del tiempo, siendo fundamental el aumento de la productividad por unidad de superficie en cultivos. Las variedades de cereales de la Revolución Verde tuvieron buenos resultados en cuanto a la capacidad de respuesta a la aplicación de fertilizantes y las eficiencias hídricas, pero bajo las condiciones actuales de los cultivos y las necesidades de la población mundial, deben reducirse aún más tanto el consumo de agua como de fertilizantes, ya que, en algunos lugares ya ha superado el punto de saturación. Son imprescindibles nuevas líneas de investigación para desarrollar nuevas variedades que tengan mayor potencial de rendimiento, tolerancia a altas temperaturas, y que mejoren la eficiencia en el uso de agua o resistencia a extensas sequías debido al cambio climático. Es aquí donde las diferentes técnicas de fenotipado (Velu and Singh 2013) toman un papel crucial para poder caracterizar los rasgos varietales en los cultivos.

Un fenotipo es cualquier característica o rasgo observable de un organismo. Una planta desarrolla los fenotipos a partir de la interacción de la planta con su entorno, i.e. composición bioquímica, fisiológica, comportamiento. La compresión de estos procesos, que abarcan toda la vida de la planta en un entorno en permanente cambio, es esencial para el avance de la ciencia básica de las plantas y su implementación en aplicaciones, incluyendo la mejora y la gestión de cultivos (Pieruschka and Schurr 2019).

En las últimas décadas se han propiciado nuevas oportunidades para la creación de nuevas tecnologías de fenotipado. La reducción de costes y precisión de los nuevos sensores (i.e. cámaras 3D, multiespectrales, térmicas, sensores LiDAR, etc.) ha sido crucial para abordar nuevos retos en agricultura. Estas tecnologías han aportado gran diversidad para analizar desde plantas individuales hasta cultivos y bosques, en escalas que comprenden desde el nivel celular hasta rasgos visuales.

Hay un amplio abanico en cuanto a las opciones para transportar sensores utilizados en fenotipado, desde plataformas móviles como UAV's (Unmanned Aerial Vehicles) (Daroya and Ramos 2017), plataformas terrestres (comúnmente llamados *Phenomobiles*) hasta estructuras estáticas o dinámicas que sean capaces de extraer rasgos. Son varias las tecnologías desarrolladas por grupos de investigación que integran diferentes sensores para medir parámetros biofísicos con alta precisión tanto en cultivos herbáceos (Jimenez-Berni et al. 2018; Qiu et al. 2019) como en leñosos (http://doi.org/10.5281/zenodo.5101085). Estas herramientas integran sensores LiDAR que trabajan síncronamente con una IMU y un GNSS-RTK para la extracción de modelos de altura, mapeado 3D y cubierta de suelo, además, integran cámaras espectrales con las que se obtienen índices de vegetación, i.e. NDVI, GNDVI, NDRE, OSAVI, etc.

El uso de cámaras RGB-D (Xia et al. 2015; Vit and Shani 2018; Condotta et al. 2020) y sensores NIR unidos con cámaras RGB ha sido creciente en la última década debido al auge de la visión por computador y las técnicas de *machine learning*. Enfocados en la segmentación y modelización 3D para la extracción de parámetros físicos como

superficie de hoja (Syed et al. 2019), altura y volumen de planta (Paulus et al. 2014; Okura 2022), o la extracción de índices de vegetación como el NDVI (Wang et al. 2020) la mayoría de las aplicaciones en ambientes con luz controlada y ensayos estáticos.

El presente proyecto consiste en el desarrollo y validación de un prototipo de fenotipado para cultivos herbáceos mediante la obtención de altura y medidas espectrales usando una cámara 3D-RGB-NIR comercial (Intel modelo RealSense), en explotaciones agrícolas reales con condiciones lumínicas no controladas.

1.1 Objetivos

El objetivo principal es desarrollar y validar un prototipo para el fenotipado de cultivos herbáceos mediante la obtención de alturas y medidas espectrales usando una cámara 3D-RGB-NIR.

Los objetivos secundarios son los siguientes:

- Integración de la cámara Intel-RealSense D435i a la unidad de control para la adquisición de fotografías RGB-IR-Profundidad.
- Calibración radiométrica de los canales rojo e infrarrojo de la cámara Intel-RealSense D435i.
- Desarrollo de algoritmos para procesado de imágenes y datos.
- Validación de medidas de altura de planta mediante metodologías agronómicas.
- Validación de medidas de índices de vegetación mediante un espectrómetro de rango completo (400-2500nm).

1.2 Organización de la memoria

La memoria se estructura con una primera sección introductoria de conceptos generales en el que se pone de manifiesto los fundamentos teóricos de los campos del conocimiento que involucran este proyecto. Seguidamente, una sección de materiales y métodos en la cual se exponen el hardware, software, experimentos y técnicas utilizadas para el desarrollo y la validación del dispositivo. A continuación, una sección en la que se muestran los resultados de la calibración radiométrica y la validación de los parámetros biofísicos de interés. En la sección 5 se enuncian las conclusiones y las futuras líneas de trabajo para llevar el dispositivo a una fase comercial. Por último, las referencias bibliográficas y los anexos.

2. Conceptos generales

En esta sección se introducen los conceptos básicos asociados al sistema mencionado. De esta forma, la parte 3D queda cubierta por la visión estéreo, el análisis de espectroscopia y la calibración radiométrica estarían dentro de los apartados de espectrometría, calibración de sensores de imagen e interpolación cromática. Seguidamente del apartado de sensores inerciales en el que se introduce la descripción de la unidad inercial de medida (IMU – Inertial Measurement Unit). Por último, los métodos estadísticos incorporan los conceptos relacionados a los modelos de regresión que se utilizan en el proyecto.

2.1 Visión estéreo

La visión estéreo es una técnica de visión artificial que puede proporcionar mediciones en tres dimensiones o 3D (alto, ancho y profundidad) utilizando dos o más cámaras. La base de la visión estéreo es similar a la percepción 3D en la visión humana y se basa en la triangulación de rayos desde múltiples puntos de vista. Un sistema de visión estéreo copia fielmente cómo funcionan nuestros ojos para brindarnos una percepción de profundidad precisa y en tiempo real. Lo logra mediante el uso de dos sensores a una distancia establecida para triangular píxeles similares de ambos planos 2D.

Cada píxel de la imagen de una cámara digital recoge la luz que llega a la cámara. Si alguna característica del objeto bajo inspección se puede identificar como una ubicación de píxel en una imagen, sabemos que esta característica se encuentra en el haz 3D asociado con ese píxel. Si usamos múltiples cámaras, podemos obtener múltiples haces. Encontrar dónde se cruzan estos haces de luz nos permite conocer la ubicación 3D de un objeto y sus características. En la Figura 1 se muestra un esquemático del funcionamiento básico de la visión estereoscópica, dónde; *f* es la distancia focal, *b* la distancia entre los dos sensores de las cámaras y *z* la profundidad del objeto a la cámara.

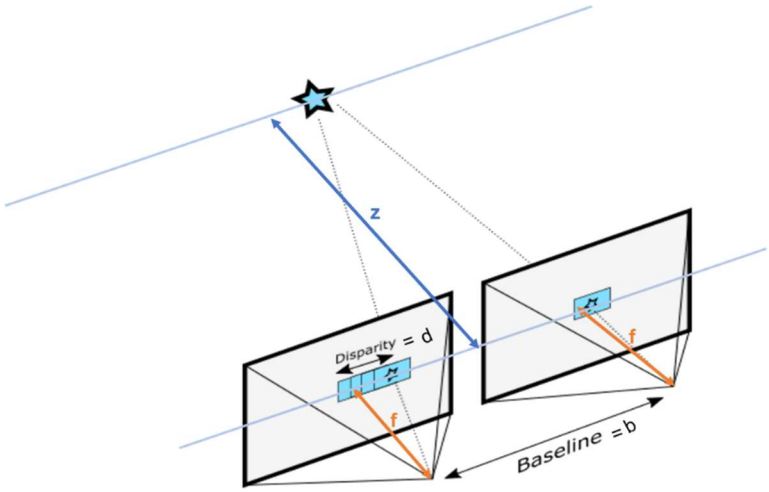

Figura 1. Funcionamiento básico de la visión estereoscópica. Fuente: Intel-RealSense adaptada para este documento

En general, la relación (Keselman and Iselin Woodfill 2017) entre una disparidad (Lecumberry 2005) (d), medida en píxeles de la imagen y la profundidad (z) puede parametrizarse como se indica en la siguiente ecuación. La distancia focal del sensor de imagen (f) está en unidades de longitud, mientras que la línea base entre el par de cámaras (B) está en las unidades de profundidad deseadas (normalmente m o mm).

$$z = \frac{f \cdot B}{d}$$

Además, podemos tomar la derivada, $\frac{\partial z}{\partial d}$, y sustituir en la relación entre z y d para generar una relación de error con la distancia.

$$|\epsilon_d| = \frac{z^2}{f \cdot B} \cdot |\epsilon_d|$$

Dado que los errores en el espacio de disparidad suelen ser constantes para un sistema estereoscópico, que se derivan de las propiedades de la imagen (como la SNR, Signal to Noise Ratio y MTF, Modulation Transfer Function) y de la calidad del algoritmo de emparejamiento, podemos tratar $|\epsilon_d|$ como una constante en los sistemas pasivos ($\approx 0{,}1$).

La distancia que estas cámaras pueden medir está directamente relacionada con la distancia entre los dos sensores; cuanto más ancha es la línea base (baseline), más lejos puede ver la cámara. De hecho, los astrónomos utilizan una técnica muy similar para obtener la distancia de las estrellas lejanas, midiendo la posición de una estrella en el cielo en un punto en el tiempo y luego midiendo esa misma estrella seis meses después, cuando la Tierra está en el punto más lejano en su órbita desde el punto de medición original.

Dentro de la visión estéreo se pueden distinguir, por un lado, una tecnología pasiva, que no requiere de iluminación artificial o de una fuente de luz estructurada para ayudar a la visibilidad, y, por otro lado, tecnologías activas que pueden implementar láser o LED. Debido a que las cámaras estéreo utilizan cualquier característica visual para medir la profundidad, funcionarán bien en la mayoría de las condiciones de iluminación, incluso en exteriores. La adición de un proyector de infrarrojos significa que, en condiciones lumínicas deficitarias, la cámara aún puede percibir detalles de profundidad. Otro de los beneficios de este tipo de cámaras es que no interfieren entre sí y se pueden tener en un mismo espacio cuantas sean necesarias implementar en la aplicación en cuestión. En la Figura 2 se muestran sendos ejemplos de visualización de una misma imagen con tecnología pasiva (izquierda) y activa (derecha).

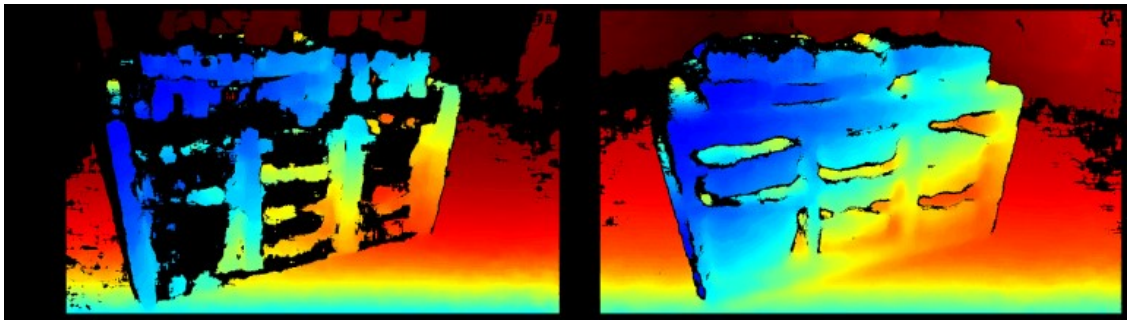

Figura 2. Izquierda: imagen estéreo con tecnología pasiva. Derecha: Imagen estéreo con tecnología activa. Fuente: Intel-RealSense

2.2 Espectrometría

La espectroscopía surgió con el estudio de la interacción entre la radiación electromagnética y la materia, con absorción o emisión de energía radiante como función de la longitud de onda (λ). En un principio se refería al uso de la luz visible dispersada según su longitud de onda, por ejemplo, un prisma. El concepto se amplió para comprender cualquier medida en función de la longitud de onda o de la frecuencia. Por tanto, la espectroscopía puede referirse a interacciones con partículas de radiación o a una respuesta a un campo alternante o frecuencia variante (ν). Una extensión adicional del alcance de la definición añadió la energía € como variable, al establecerse la relación $E=h\nu$ para los fotones. Un gráfico de la respuesta como función de la longitud de onda (o la frecuencia) se conoce como espectro.

Nos centraremos en estimar la concentración o composición química de los materiales a partir de la medida de los espectros electromagnéticos y la aplicación de modelos matemáticos.

El espectro electromagnético es el rango de todas las radiaciones electromagnéticas posibles, el espectro de un objeto es la distribución característica de la radiación electromagnética de ese objeto. Se extiende desde las bajas frecuencias usadas para las ondas radio, hasta los rayos gamma. En este caso, la cámara que se va a utilizar para extraer el índice de vegetación incorpora sensores CMOS para la detección de los canales Rojo, Verde y Azul en el espectro visible, además de un sensor en la zona del infrarrojo cercano (NIR). Por este motivo nos centraremos en las regiones del espectro electromagnético citadas anteriormente. La Figura 3 muestra el rango de longitudes de onda del espectro electromagnético mostrando un detalle en la región del espectro visible.

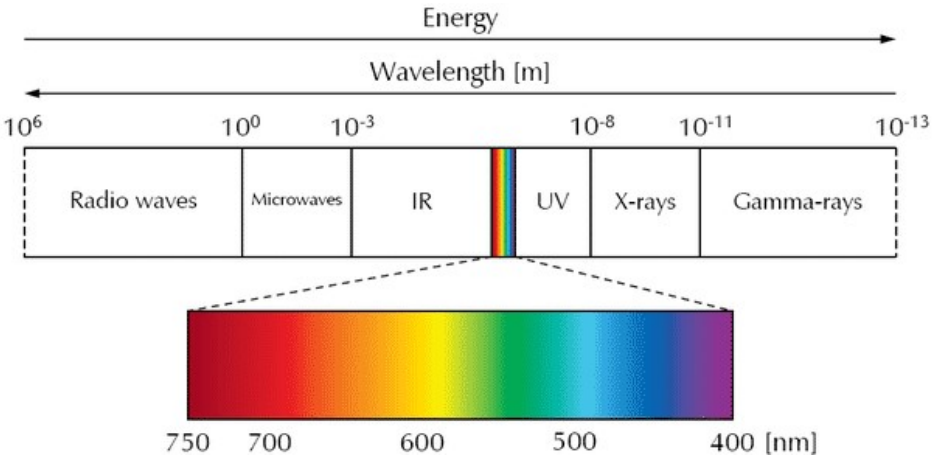

Figura 3. Espectro electromagnético completo. Fuente: ingenieriabasica

La absorción o reflexión de luz que emite un elemento en distintas longitudes de onda del espectro electromagnético permite conocer su composición (orgánica e inorgánica) y comportamiento ante esa fuente de energía que bien puede provenir de los rayos solares, o un haz de luz lanzado por nosotros mismos. Es una manera de conocer las propiedades de una materia de una forma no intrusiva.

La espectroscopía (van der Meer and de Jong 2011) aplicada a la vegetación se utiliza para tener información de la planta a varias escalas, con el fin de obtener respuestas de diferentes índoles, por ejemplo:

- **Contenido de clorofila en las hojas**

  La clorofila 'a' y la clorofila 'b' absorben la luz, que es vital para el proceso de fotosíntesis. La espectroscopía al tratarse de una medida no destructiva se utiliza para medir la cantidad de clorofila en el dosel de las hojas de las plantas anuales y perennes para predecir las tendencias en la fotosíntesis. Dado que todos los compuestos que produce una planta dependen de la fotosíntesis, la clorofila es un factor crucial, y monitorizar sus niveles de concentración nos permitirán predecir comportamientos en el cultivo. Destacan los siguientes aspectos,

  - *Productividad de los cultivos:* El contenido de clorofila determina cuánto dióxido de carbono y cuál será la productividad de la fotosíntesis.
  - *Respuesta al manejo del cultivo:* Una planta está sujeta a varios factores de estrés; abióticos, bióticos o incluso procesos fisiológicos internos. Los factores de estrés abiótico son la temperatura, la humedad, los niveles de nutrición mineral, la calidad de la luz y los herbicidas. Los cambios en la producción de clorofila es uno de los síntomas más comunes de estrés del cultivo.
  - *Salud de las plantas:* Las plantas más sanas con más clorofila absorben más rojo (620-700 nm) y azul (400-500 nm) del espectro de luz visible y reflejan más luz infrarroja que las hojas enfermas. Entonces, al verificar qué espectro se absorbe y cuál se refleja, es posible estimar la salud de una planta.

La Figura 4 representa el patrón espectral de la vegetación desde el espectro visible hasta el infrarrojo medio, describe las zonas críticas en las que se obtienen características relevantes de la vegetación.

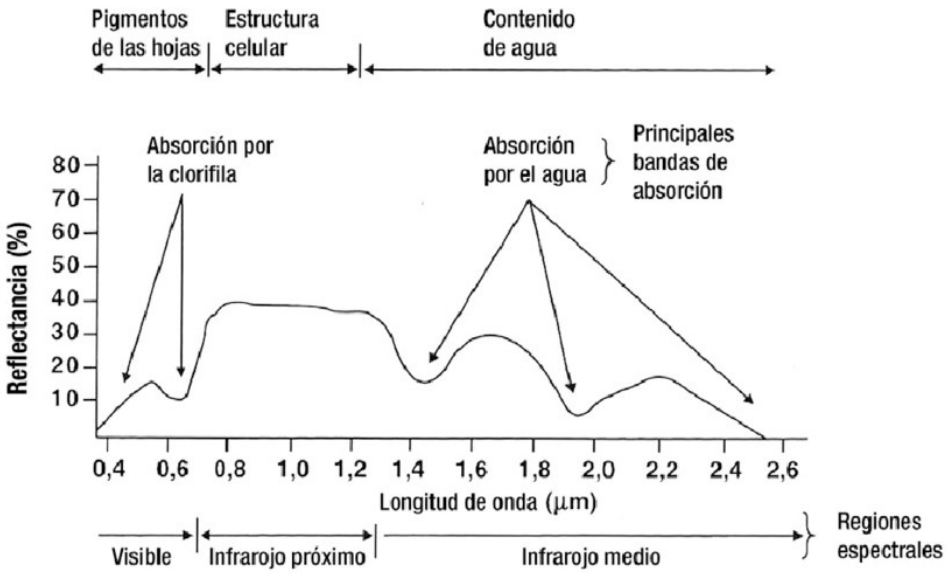

Figura 4. Bandas de absorción en el espectro de vegetación en el visible y el infrarrojo en función de la reflectancia. Fuente: Andre Hirsch.

- **Estado nutricional**

Es posible obtener una instantánea de los nutrientes (Comino et al. 2018) que las plantas han absorbido analizando el contenido mineral de la planta a través de la espectroscopía de las hojas. La espectroscopía se utiliza para estimar la concentración de N, K, Ca, Mg, B, Fe, Cu, Mn, Zn. De ellos, el Nitrógeno es uno de los minerales más comúnmente monitorizados en las hojas, ya que está relacionado con la producción de clorofila.

Este tipo de espectroscopia foliar ayuda a la detección de deficiencias difíciles de ver y mejora el manejo nutricional de granjas, huertos y plantaciones, al mismo tiempo que previene el uso excesivo de fertilizantes que dañan el medio ambiente.

- **Contenido de agua**

El contenido de agua es importante para las plantas, ya que es una de las materias primas de la fotosíntesis y es necesaria para mantener la biomasa. El contenido de agua en las plantas puede verse mermado debido a la disminución del contenido de agua del suelo, así como a altas temperaturas, la competencia entre plantas, etc. Se utilizan para diseñar estrategias de ahorro de agua y lucha contra el cambio climático.

- **Detección de enfermedades.**

  Las enfermedades de las plantas (Khaled et al. 2018; Thomas et al. 2018) son una de las principales causas de pérdida de cultivos y ganancias para los productores. A pesar de tener variedades resistentes, es difícil erradicar enfermedades. La espectroscopía es útil ya que las hojas infectadas tienen una imagen espectral diferente a las hojas sanas (Simko, Jimenez-Berni, and Sirault 2017). Los síntomas y el estrés causados por los patógenos cambian la pigmentación y alteran la temperatura de la superficie, reduciendo así el contenido de clorofila.

  Estos cambios a veces comienzan a manifestarse semanas antes de la aparición de los síntomas visuales. Por lo tanto, monitorizar y medir el cambio en el espectro de las hojas posibilita la detección temprana de muchas enfermedades a las que se pueden subsanar o paliar con el objetivo de reducir la pérdida de cultivos.

2.2.1 Infrarrojo

Cuando la radiación infrarroja incide sobre una muestra, es capaz de provocar cambios en los estados vibracionales de las moléculas constituyentes de la misma. La absorción de radiación por parte de una muestra es indicativa del tipo de enlaces y grupos funcionales presentes.

Tanto desde el punto de vista instrumental como de sus aplicaciones, la región infrarroja se divide en tres subregiones; infrarrojo cercano (NIR), infrarrojo medio (MIR) e infrarrojo lejano (FIR). La obtención de espectros IR se puede llevar a cabo a través de técnicas como la Transmisión, Reflexión y Modo ATR, en el caso que nos concierne, y debido a que la cámara Intel-RealSense D435i tiene una respuesta espectral en el NIR, se utiliza la técnica de Reflexión que consiste en analizar la radiación reflejada y compararla con la radiación incidente.

2.2.2 Índices de vegetación

Un índice de vegetación (Bannari et al. 1995) es el resultado de una combinación matemática que utiliza una o varias bandas del espectro electromagnético. Se realizan estudios empíricos para demostrar la relación directa entre el valor numérico captado por el sensor y la variable de la planta a medir, i.e. vigor, biomasa, etc.

Las cámaras que se utilizan para calcular estos índices son llamadas multiespectrales, pueden ir montadas en drones (Jose A. J. Berni et al. 2009; J. A. J. Berni et al. 2009), satélites, aviones o en cualquier otro tipo de plataforma bajo ciertas premisas para su correcta adquisición de las imágenes. Los índices de vegetación normalmente captan el espectro del verde, azul y rojo (RGB) y el infrarrojo cercano, la banda del azul

en vegetación no es muy utilizada y se suele sustituir por el rojo-cercano (Red Edge). La clorofila de las plantas absorbe la luz roja y refleja en el infrarrojo cercano (NIR).

En el campo de la teledetección hay multitud de índices de vegetación y en constante evolución. Algunos de ellos son los más utilizados y se describen a continuación:

- NDVI

  Corresponde a las siglas de Normalized Difference Vegetation Index (Rouse et al. 1973). Es de los más conocidos y estudiados en el mundo de la teledetección. Utiliza las bandas del rojo y el infrarrojo cercano y permite calcular el vigor de una planta en un estado fenológico concreto. Este vigor indica el estado del cultivo. Si está por debajo de lo normal, el índice reflejará que la planta está sufriendo, ya sea estrés hídrico, una plaga, enfermedades o falta de nutrientes.

  La relación que modela el cálculo de este índice es la resta de la diferencia de la reflectancia del NIR menos la del canal RED entre la suma de ambas reflectancias, da como resultado un índice normalizado de 0 a 1, en el que el 0 indica que escasez de vigor y el 1 alto vigor. Estos aspectos quedan esquematizados en la Figura 5.

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

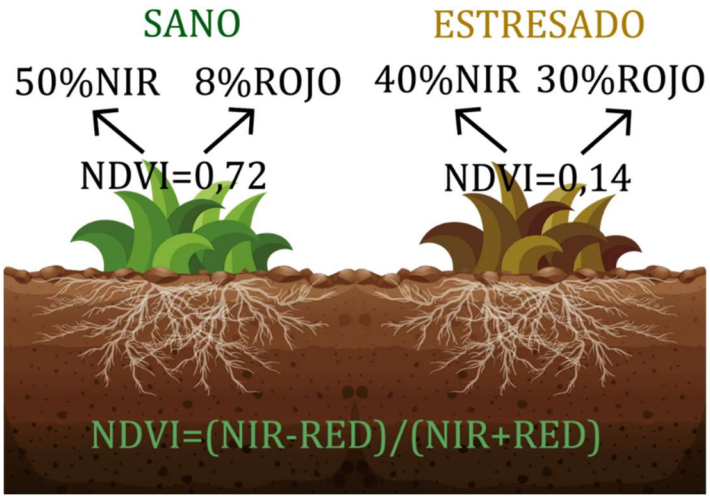

Figura 5. Representación gráfica de diferencias en NDVI entre planta sana y estresada. Fuente: Tiloom

- GNDVI

  Este índice es una variación del NDVI que utiliza la banda del verde en vez del rojo para sus cálculos (Gitelson, Kaufman, and Merzlyak 1996). Hay cultivos que responden mejor a unas bandas que a otras y en cultivos de arroz o en maíz, en ocasiones este índice da mejores resultados.

$$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{GREEN}}{\rho_{NIR} + \rho_{GREEN}}$$

- SAVI y MSAVI

  Cuyas siglas se refieren a Soil Adjusted Vegetation Index (Huete 1988). Cuando se trata de calcular vigor vegetativo, hay que tener en cuenta el estado del cultivo. Si la cobertura vegetal es muy pobre (marcos de plantación amplios o fases tempranas del cultivo) los índices de reflectancia del suelo afectan al valor final y este 'efecto suelo' descompensa los valores de NDVI o GNDVI. Por ello los índices SAVI o MSAVI (una modificación del SAVI) consiguen compensar el efecto suelo (Qi et al. 1994). La relación matemática que define SAVI es la siguiente,

$$SAVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED} + L} * (1 + L)$$

2.3 Calibración de sensores de imagen

La radiación electromagnética es una de las tres formas de transmisión de energía en la naturaleza (conducción, convección y radiación) siendo la única que se transmite sin contacto entre el emisor y el receptor.

La radiación electromagnética está conformada por los campos eléctrico y magnético que pueden viajar a través del espacio y el vacío. Debe mencionarse que la radiación electromagnética necesita de una superficie para ser reflejada, de lo contrario, esta energía es indetectable y no podemos obtener información de la fuente emisora. La radiación que se puede captar depende del medio que la refleja, es así como los conceptos de radiación y materia están ligados.

Es conveniente diferenciar varios conceptos que están ligados a la radiación electromagnética que serán de relevancia para el desarrollo del proceso de calibración radiométrica aplicado en este trabajo.

- Energía radiante: Es la energía radiada por un cuerpo en todas las direcciones.
- Flujo radiante: Es la energía radiante transferida por radiación de una superficie a otra por unidad de tiempo
- Intensidad radiante: Es el flujo radiante procedente de una fuente de radiación por unidad de ángulo sólido (Ω) y en una dirección concreta.
- Radiancia: Potencia emitida por unidad de superficie y por unidad de ángulo sólido. Unidades: W x cm^{-2} x sr^{-1}, ver Figura 6.
- Irradiancia: Potencia incidente por unidad de superficie y por unidad de ángulo sólido. Unidades: W x cm^{-2}
- Reflectancia, ρ: Es la parte de la irradiación que refleja la superficie receptora. Es adimensional. Se representa en tantos por uno.

Reflectancia = Radiancia/Irradiancia

- Absorbancia, ∝: Es la parte de la irradiancia que absorbe la superficie receptora. Es adimensional, se representa en tantos por uno.
- Transmitancia, τ: Es la parte de la irradiancia que transmite la superficie receptora. Es adimensional, se representa en tantos por uno.

$$\rho+\propto+\tau=1$$

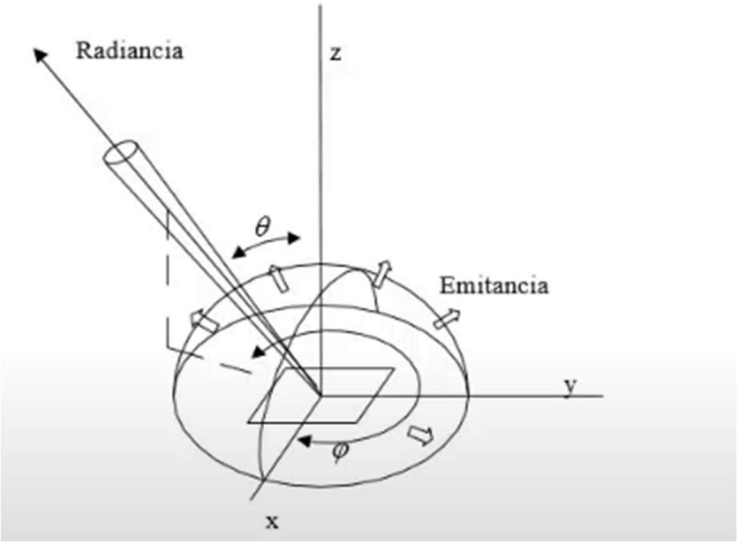

Figura 6. Radiancia de una superficie. Fuente: (Sobrino 2000)

2.3.1 Reflectividad en superficies

Las superficies naturales generalmente no obedecen las leyes de la reflexión especular (cuando el ángulo de incidencia es igual al ángulo reflejado), se aproximan más a superficies Lambertianas (refleja la radiación incidente de manera uniforme en todas las direcciones) o difusas como se muestra en la Figura 7, es debido a estos fenómenos por los que se requiere encontrar relaciones entre la irradiancia y la radiancia.

En teledetección, las radiancias espectrales que son reflejadas desde la superficie hacia el sensor que las recibe depende de varios factores; la composición de la atmósfera, las condiciones meteorológicas (viento, temperatura, nubes) y las condiciones de observación del sensor.

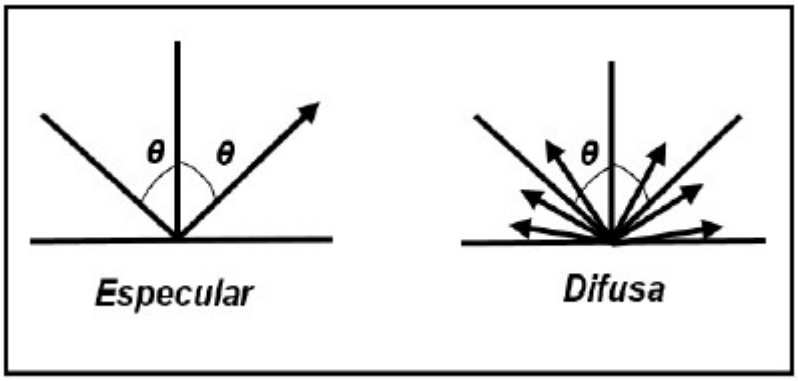

Figura 7. Distintos tipos de superficie en función del grado de difusividad. Fuente: (Sobrino 2000)

2.3.2 Tipos de sensores

Los sensores que se utilizan para la medición de energía pueden ser activos o pasivos. Los sensores activos son los que generan su propia radiación y la reciben de vuelta, entre ellos destacan los sistemas LiDAR y Radar) y los sensores pasivos recibe radiación emitida o reflejada como es el caso de los sensores fotográficos, o los optoelectrónicos que combinan una óptica similar a la fotográfica y un sistema de detección electrónica. Cuando la radiancia es recibida por un sistema optoelectrónico, las longitudes de onda se envían a los detectores sensibles según la región del espectro correspondiente, luego la amplifican y la convierten en señales eléctricas y finalmente en un valor numérico de referencia conocido como Nivel Digital o Cuenta Digital (ND, CD).

2.3.3 Calidades de los sensores

Son varios los conceptos que definen la calidad de los sensores espectrales, en el ámbito de la teledetección se denomina resolución a la capacidad del sensor para registrar y discriminar información, la calidad de la información tiene en cuenta los aspectos espacial, espectral, radiométrico y temporal.

- Resolución espacial

  Se entiende como una medida de distancia angular o lineal mínima que puede captar un sensor, se representa por un píxel. Este tipo de resolución marca el nivel de detalle que presenta la imagen, en referencia al tamaño mínimo de los objetos identificables dentro de la imagen; a menor tamaño del píxel, mejor es la resolución.

- Resolución espectral

Cada superficie responde de manera diferenciada cuando la radiación electromagnética interactúa con esa materia en función del porcentaje de radiación reflejada, absorbida y transmitida, esta respuesta caracterizada que sigue un patrón por lo general, se denomina firma espectral (i.e. firma espectral de vegetación, ver Figura 4).

Dentro de las cámaras digitales, hay cámaras con un número reducido de bandas, la RGB tiene tres bandas, y las hiperespectrales con cientos de bandas. En el primero de los casos se tratan de bandas muy anchas, y en el segundo caso pueden ser muy estrechas (< 1-10 nm).

En definitiva, la resolución espectral de un sensor define la cantidad de bandas y su respectiva longitud de onda que pueden medir; cuanto mayor sea el número de bandas y más estrechas, mejor será la resolución. Hay que remarcar que la elección adecuada de la resolución espectral es determinante para cada aplicación, para cálculo de índices como NDVI las bandas del rojo y NIR rigurosamente no tienen que ser muy estrechas, mínimo 10-20 nm.

- Resolución radiométrica

Está definida como la proporción mínima de energía necesaria para aumentar el valor de un píxel en un nivel digital (ND). La amplitud radiométrica puede interpretarse como el número máximo de niveles digitales que pueden ser convertidos por un sensor específico.

La información obtenida por el sensor puede ser previamente afectada, entre otros, por los efectos de absorción y dispersión de radiación. Existen técnicas de tratamiento de imágenes para mejorar este aspecto una vez la información ya ha sido codificada en los niveles digitales. Cuanto mayor número de niveles, mejor resolución radiométrica.

- Resolución temporal

Esta resolución hace referencia a la frecuencia de cobertura del sensor o la periodicidad con la que adquiere imágenes de la superficie terrestre. Esta resolución solamente la tienen los sensores que están montados en satélites y depende directamente de las características orbitales, la plataforma, altura, velocidad, inclinación, ángulo de observación y la abertura del sensor, entre otros.

2.3.4 Correcciones atmosféricas

La radiación solar directa y la reflejada por la superficie interactúan con variables atmosféricas ocasionando errores en la transmisión de información en los sensores, este fenómeno es conocido como “efecto de la atmósfera”. El origen de esta dispersión es debido a gases, aerosoles o incluso nubes, entre otros, los cuáles dispersan y absorben la

radiación medible. Esto conlleva a dos casuísticas que pueden suceder; la primera es que la radiación que llega al sensor puede ser menor a la reflejada por la superficie; la segunda puede suceder cuando la captura de un píxel específico se vea contaminado por dispersión procedente de otros lugares fuera del rango del objetivo a identificar, sufriendo distorsiones de una banda a otra sin seguir un patrón real de variaciones espectrales teóricas al que debería seguir según la superficie, un ejemplo ilustrativo de este efecto se muestra en la Figura 8.

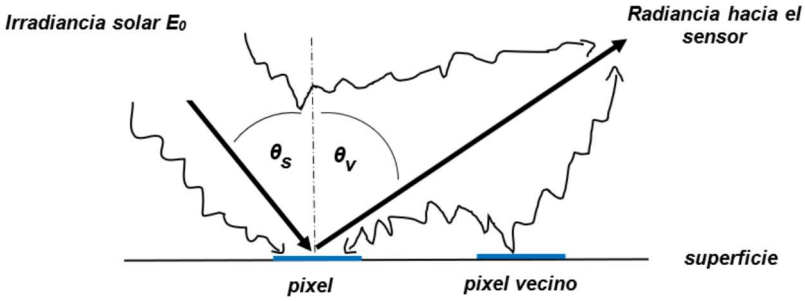

Figura 8. Efecto de la atmosfera en radiancia. Fuente: (López García et al. 1991)

Este tipo de contaminación en la medición está en función de la longitud de onda, la reflectividad de la superficie medida, las especificaciones de la cámara y el mismo objeto de estudio en cuestión. Básicamente nos centraremos en un método empírico (Smith and Milton 1999) que consiste en obtener la reflectancia mediante la medida de la irradiancia con un panel de reflectancia conocido o un sensor externo.

2.3.5 Método de calibración radiométrica

Las correcciones de tipo radiométrico son la conversión de CD a valores físicos, radiancia. Se pueden realizar en laboratorio o usando referencias en campo, en función de las necesidades del entorno de adquisición de medidas. Para las calibraciones en laboratorio se usan esferas integradoras que permiten obtener niveles de radiación conocida y con ello se puede establecer una relación entre CD y los valores físicos. Para la calibración en campo se pueden medir simultáneamente objetos con la cámara y con un espectrómetro, teniendo en cuenta que estos objetos deben tener una reflectancia lo más plana posible, a través de un modelo establecer una relación entre ambos parámetros. Las condiciones de medidas en campo debe ser cielo despejado y en torno al mediodía solar, ya que las condiciones lumínicas varían más lentamente. En caso contrario, habría que realizar medidas de calibración atmosférica en cortos intervalos de tiempo con el fin de que no haya variabilidad en la irradiancia de calibración y la real.

2.4 Interpolación cromática

Las cámaras fotográficas digitales usan un sensor que contiene elementos sensibles a la luz, llamados fotodiodos. Estos fotodiodos generan únicamente una carga eléctrica. Para poder reconocer la reflectancia según el color, se sitúa un mosaico de filtros de color sobre

el sensor, estos fotodiodos registran longitudes de onda de luz específicos mientras que el resto de las longitudes de onda son ignoradas. Normalmente, se utiliza un filtro de Bayer, Figura 9, que no es más que una matriz de filtros de color (CFA) que organiza los colores RGB en una cuadrícula cuadrada de fotosensores. La disposición en la mayoría de los sensores de imagen digital tiene un patrón de filtro en el que 50% es verde, 25% rojo y 25% azul, por lo tanto, también se denominan BGGR, RGGB, GRGB o RGGB. Se utiliza el doble de elementos verdes para imitar la fisiología del ojo humano.

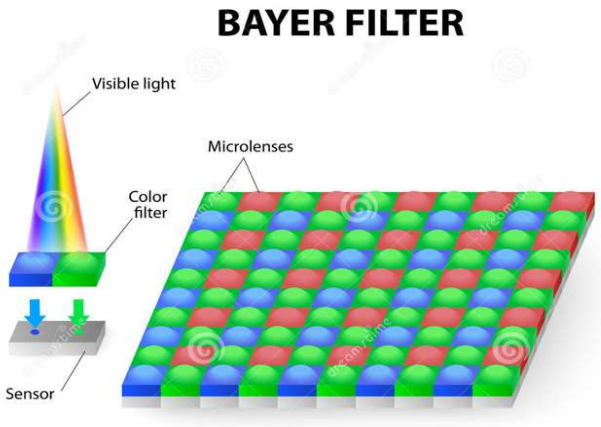

Figura 9. Filtro de Bayer. Fuente: Shutterstock

Con este tipo de filtros se pierde resolución cromática en favor de la resolución espacial, sin embargo, la resolución cromática es como mínimo equiparable a la matriz de Bayer porque en cada fila y columna hay filtros de los 3 colores, de forma que la interpolación puede predecir mejor los tonos de la escena.

La interpolación cromática o *demosaicing* es un proceso digital de imagen utilizado para reconstruir una imagen en color mediante las muestras cromáticas incompletas adquiridas desde un sensor de imagen con un filtro de color. Este algoritmo debe tener características como:

- Evitar la aparición de impurezas de color en la imagen, como *aliasing* o cambios abruptos en la intensidad de los píxeles vecinos.
- Conservar al máximo posible la resolución de la imagen.
- Eficiencia computacional.
- Compatibilidad con el análisis para favorecer procesos de reducción de ruido.

Son varios los algoritmos de interpolación cromática que se utilizan para el desentramado de los canales de color, entre ellos, la interpolación bilineal y bicúbica. En el primero de estos métodos, Figura 10 calcula el valor del píxel faltante promediando los valores de los píxeles vecinos, la implementación aritmética es simple y es muy eficiente en cuanto a rendimiento de procesamiento. Sin embargo, el método de interpolación bicúbica, Figura 11, conserva mucho detalle, pero tiene una compleja implementación y bajo rendimiento computacional; se toma una muestra de 16 píxeles, y toma el valor de píxel vecino en una forma de dos cúbicos, se interpola el área mediante la primera interpolación de las cuatro columnas y luego la interpolación de los resultados en la dirección horizontal.

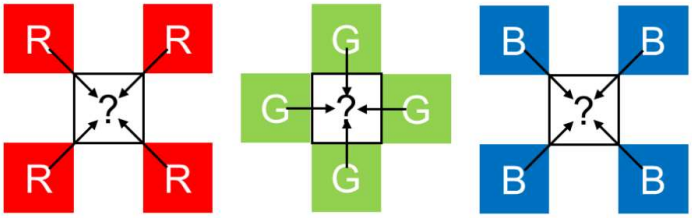

Figura 10. Interpolación bilineal, algoritmo demosaicing. Fuente: (Rojas and Yepez 2017)

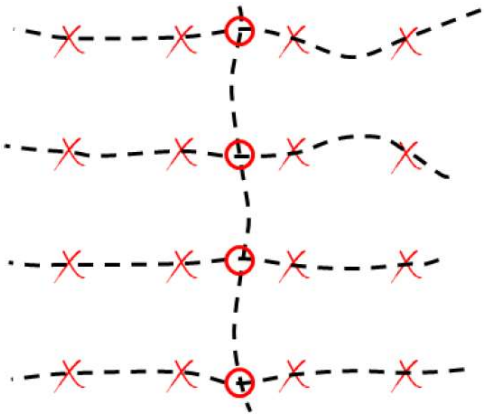

Figura 11. Interpolación bicúbica, representación del algoritmo demosaicing. Fuente: (Rojas and Yepez 2017)

2.5 Sensores inerciales

Una Unidad de Medición Inercial o IMU (Inertial Measurement Unit) es un dispositivo electrónico capaz de estimar y reportar estados dinámicos específicos tales como velocidades angulares y aceleraciones. A partir estas medidas otros estados dinámicos se pueden inferir, tales como la orientación (pitch, roll) o incrementos en la velocidad y la posición de un objeto. Son el principal componente de los sistemas de navegación inercial utilizados en aeronaves, vehículos aéreos no tripulados (UAV's) y otros sistemas no tripulados, como misiles o satélites.

Básicamente una IMU se compone de:

- Acelerómetros: Miden las fuerzas gravitatorias en un sistema de coordenadas fijo, por ejemplo, un acelerómetro en reposo sobre la superficie terrestre medirá -9.8 m/s2. Cuando la plataforma esté en movimiento aparecen las fuerzas de inercia.

- Giróscopos: Miden la velocidad angular, un giróscopo mecánico incluye una rueda o disco giratorio. Gracias a la conservación del momento angular, cualquier cambio en la orientación del eje de la rueda será registrado por el sensor, por lo tanto, se puede calcular el cambio de orientación de la plataforma.

  Hay diferentes tecnologías en la construcción de los giróscopos, fibra óptica (FOG), unidades microelectromecánicas (MEMS) menos precisas que se basan en el cálculo de la fuerza de Coriolis por medio de diminutas estructuras vibratorias.

Los giróscopos son esenciales para el cálculo de la orientación, pero pueden sufrir deriva, incluso estando estáticos.

Opcionalmente, la IMU puede traer incorporado un magnetómetro, miden el campo magnético local, un tipo simple de magnetómetro es una brújula que mide la dirección del campo magnético de la tierra en 2D. Se fabrican magnetómetros MEMS. Se utilizan para determinar la orientación.

2.6 Métodos estadísticos

La regresión lineal es un método estadístico (Montgomery, Peck, and Geoffrey Vining 2021) que trata de modelar la relación entre una variable continua y una o más variables independientes (predictores) mediante el ajuste de una ecuación lineal. Se denomina regresión lineal simple cuando solo hay una variable independiente y regresión lineal múltiple cuando hay más de una. Los modelos lineales múltiples siguen la siguiente ecuación:

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip}) + e_i$$

- β_0 es la ordenada en el origen, se corresponde con el valor promedio de la variable respuesta *y* cuando todos los predictores son nulos.
- β_j es el efecto promedio que tiene sobre la variable respuesta el incremento en una unidad de la variable predictora x_j, manteniéndose constantes el resto de las variables. Se les denomina coeficientes parciales de regresión.
- e es el residuo o error, la diferencia entre el valor observado y el estimado por el modelo. Recoge el efecto de todas aquellas variables que influyen en la estimación de *y* pero que no se incluyen en los predictores.

En la mayoría de los casos, los valores β_0 y β_j poblacionales se desconocen, es por ello por lo que se obtienen estimaciones a partir de una muestra. Ajustar el modelo consiste en estimar, a partir de los datos, los valores de los coeficientes de regresión que maximizan la verosimilitud (*likelihood*).

El método más empleado es el ajuste por mínimos cuadrados ordinarios (OLS - Ordinary Least Square), que identifica como mejor modelo la recta que minimiza la suma de las desviaciones verticales entre cada dato observado y la recta, elevadas al cuadrado.

La manera más eficiente de realizar los cálculos de los coeficientes de la ecuación es a través de cálculo matricial:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}^{\mathbf{T}}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$$

dónde:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{p1} \\ 1 & x_{12} & \cdots & x_{p2} \\ 1 & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

$$\hat{\beta} = \arg\min (y - X^T \beta)^2$$

Una vez estimados los coeficientes, se pueden obtener las estimaciones de cada observación ($\hat{y}_i$), además de la estimación de la varianza del modelo ($\hat{\sigma}^2$) y se obtiene como:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{e}_i^2}{n-p} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p}$$

dónde *n* es el número de observaciones y *p* el número de predictores.

2.6.1 Interpretación del modelo

Los principales elementos para interpretar en un modelo de regresión lineal (James et al. 2014) son los coeficientes de los predictores β_0, β_j. La magnitud de cada coeficiente parcial de regresión depende de las unidades en las que se mida la variable predictora a la que corresponde, por lo tanto, su magnitud no está asociada a la relevancia de cada predictor.

Para poder determinar qué impacto tienen en el modelo cada una de las variables, se emplean los coeficientes parciales estandarizados, que se obtienen al estandarizar las variables predictoras (sustraer la media y dividir entre la desviación estándar).

A pesar de que el análisis de los coeficientes de regresión proporciona información sobre el modelo, también se utilizan otras variables como significación del modelo en su conjunto, significancia de los predictores, condiciones de normalidad, etc.

Remarcar que el término *lineal* en los modelos de regresión hace referencia al hecho de que los parámetros se incorporan en la ecuación de forma lineal, no a que necesariamente la relación entre cada predictor y la variable de respuesta tenga que seguir un patrón lineal.

- Modelo lineal:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 \log(x_1) + e$$

- Modelo no lineal:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1^{\beta_2} + e$$

Algunas relaciones no lineales pueden transformarse de forma lineal, como la siguiente:

$$y = \beta_0 x_1^{\beta_1} e$$
$$\log(y) = \log(\beta_0) + \beta_1 \log(x_1) + \log(e)$$

2.6.2 Evaluación del modelo

Una vez ajustado el modelo, es fundamental corroborar la utilidad de la regresión lineal. Las métricas que se utilizan para medir la calidad del ajuste son básicamente: el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE-Root Mean Square Error) y el error de sesgo medio (MBE-Mean Bias Error).

- Coeficiente de determinación, R^2

  Describe la proporción de varianza de la variable dependiente explicada por el modelo y relativa a la varianza total. Su valor está acotado entre 0 y 1. Al ser adimensional, es más sencillo de interpretar. Se calcula mediante la siguiente ecuación.

$$R^2 = \frac{Suma\ de\ cuadrados\ totales - Suma\ de\ cuadrados\ residuales}{Suma\ de\ cuadrados\ totales} = \frac{1 - Suma\ de\ cuadrados\ residuales}{Suma\ de\ cuadrados\ totales} = 1 - \frac{\sum(\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}$$

- Error cuadrático medio, RMSE

  Se describe como la desviación estándar de los valores residuales (errores de predicción). Los valores residuales son una medida de la distancia de los puntos de datos de la línea de regresión, el RMSE es un estadístico que indica cuál es el nivel de dispersión de los valores residuales. Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

- Error de sesgo medio, MBE

  Se define como la media del sesgo entre los valores de predicción y el valor real. Este estadístico puede indicar si el modelo está sobreestimando o subestimando con respecto a los valores observados. Se modela con la siguiente ecuación

$$MBE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)$$

2.6.3 Condiciones para la regresión lineal

Cuando se utiliza un modelo de regresión lineal por mínimos cuadrados y las conclusiones sean válidas, se debe verificar que se cumplen las condiciones sobre las que se basa. En la práctica no siempre ocurre que todas se cumplen, sin embargo, esto no implica que el modelo no sea útil, pero si es vital importancia ser consciente de ellas. Algunas de las más utilizadas se describen en los siguientes subapartados.

a) No colinealidad o multicolinealidad

En los modelos lineales múltiples, los predictores deben ser independientes, no se debe producir colinealidad entre ellos. Cuando un predictor está linealmente relacionado con uno o varios predictores, no se puede identificar el efector individual que tiene cada predictor sobre la variable dependiente y esto conlleva un incremento de la varianza de los coeficientes de regresión hasta el punto de que resulta imposible establecer su significancia estadística. La colinealidad propiamente dicha solo existe si el coeficiente de correlación simple o múltiple entre predictores es 1, en la realidad no es frecuente que ocurra, por lo que se llama casi-colinealidad o multicolinealidad no perfecta.

No existe un método estadístico concreto para determinar la colinealidad o multicolinealidad entre predictores, no obstante, hay numerosas reglas prácticas que tratan de determinar en qué medida afectan, los pasos son los siguientes:

- Si el coeficiente de determinación R^2 es alto, pero ninguno de los predictores resulta significativo, hay indicios de colinealidad.
- Crear una matriz de correlación en la que se calcula la relación lineal entre cada par de predictores. Hay que tener en cuenta que, a pesar de no obtenerse ningún coeficiente de correlación alto, no está asegurado que exista multicolinealidad, se podría tener una relación lineal casi perfecta entre tres o más variables y que las correlaciones simples entre pares de estas mismas variables sean mayores que 0,5.
- Generar un modelo de regresión simple entre cada uno de los predictores frente al resto. Si en alguno de los modelos el R^2 es alto, estaría señalando una posible colinealidad.
- Tolerancia (*TOL*) y Factor de Inflación de la Varianza (*VIF*). Se trata de dos parámetros que vienen a cuantificar lo mismo, uno es el inverso del otro. El VIF de cada predictor se calcula con la siguiente fórmula:

$$VIF_{\hat{\beta}_J} = \frac{1}{1 - R^2}$$

$$Tolerancia_{\hat{\beta}_J} = \frac{1}{VIF_{\hat{\beta}_J}}$$

Dónde R^2 se obtiene de la regresión del predictor X_j sobre los otros predictores. Esta es la opción más recomendada, los límites de referencia que se suelen emplear son:

- VIF = 1: Ausencia total de colinealidad.
- 1 < VIF < 5: La regresión puede verse afectada por cierta colinealidad.
- 5 < VIF < 10: La regresión puede verse altamente afectada por cierta colinealidad.
- Los límites recomendables del término de tolerancia son entre 1 y 0,1.

Se puede actuar de dos maneras cuando se detecta el problema de colinealidad entre predictores. La primera es eliminar uno de los predictores y conservar el predictor más influyente en la respuesta, el impacto no suele ser significativo en el modelo porque el predictor excluido es redundante. La segunda de las opciones consiste en combinar las variables colineales en un único predictor, aunque existe el riesgo de perder su interpretación.

b) Relación lineal entre los predictores numéricos y la variable dependiente

Cada predictor numérico debe estar linealmente relacionado con la variable dependiente, mientras que el resto permanece constante, de cualquier otra forma, se tienen que excluir del modelo. Se puede comprobar representando los residuos del modelo frente a cada uno de los predictores; si la relación es lineal, los residuos se distribuyen de forma aleatoria en torno a cero.

c) Distribución normal de la variable dependiente

La variable dependiente se tiene que distribuir de forma normal, para comprobarlo se recurre al uso de histogramas, cuantiles normales o pruebas de hipótesis de normalidad.

d) No autocorrelación (independencia)

Los valores de cada observación son independientes de los otros, es importante comprobar cuando se trabaja con mediciones temporales. Es aconsejable representar los residuos ordenados acorde al tiempo de registro de las observaciones, si existe un cierto patrón hay indicios de autocorrelación.

e) Valores atípicos

Es conveniente identificar si hay valores atípicos o comúnmente llamados *outliers*, puesto que estarían condicionando el modelo en sí. La exclusión de este tipo de observaciones debe analizarse con detalle y justificar el motivo de eliminación. Un modo adecuado de actuar es calcular el modelo de regresión con y sin el valor atípico.

f) Tamaño de la muestra

Si no se dispone de suficientes observaciones, predictores que no son realmente influyentes podrían parecerlo. Es recomendable tener un número de observaciones 10-20 veces el número de predictores.

g) Parsimonia

Este término hace referencia a que el mejor modelo, es aquel que es capaz de explicar con mayor precisión la variabilidad observada en la variable dependiente utilizando el menor número de predictores.

En general, el ajuste de un modelo es un proceso iterativo en el que se evalúan sus residuos hasta llegar a un modelo óptimo.

3. Materiales y métodos

Una vez introducidos los conceptos involucrados en el sistema, a continuación, en la sección 3.1 se describe el sistema a nivel de componentes. La sección 3.2 describe la metodología y el diseño del experimento para la calibración radiométrica, así como el software para la adquisición desarrollado. La sección 3.3. describe el software de adquisición y procesamiento de imágenes desarrollado. Por último, en la sección 3.4 se plantea la metodología y validación de las medidas adquiridas en campo.

3.1 Elementos de hardware

El prototipo es una primera fase de diseño para comprobar la eficacia y viabilidad del cálculo de los parámetros biofísicos que se desean obtener, así como las limitaciones del mismo. Es por ello por lo que no se ha completado la integración de todos los sensores en una única estructura con impresión 3D, ni la automatización al completo de todos los procesos que intervienen, ya que, el desarrollo que se presenta en este trabajo constituye una fase previa de investigación y validación.

Como se ha indicado previamente, el componente principal de este dispositivo es una cámara 3D-RGB-NIR del fabricante Intel-RealSense, modelo D435i, que incorpora tecnología estereoscópica (unida a un sensor infrarrojo, ver Tabla 1) mediante el que se obtienen imágenes de profundidad (distancia de cámara a los objetos dentro del campo de visión), una unidad de medición inercial, sensor RGB (ver Tabla 2) y un proyector infrarrojo (Grunnet-Jepsen, Sweetser, and Winer 2019).

Se utiliza una estructura de sujeción compuesta por un bípode y tuberías de PVC rígidas con una pieza de agarre de fabricada con impresión 3D en material PLA para la cámara Intel-RealSense, tal y como aparece en la Figura 12. La pieza incorpora un nivel de burbuja (tipo ojo de buey) con el fin de mantener una perfecta horizontalidad en el plano, fundamental para que la radiancia emitida por la tela que se capte sea lo más próxima a la real y asegurar también que las medidas de altura son paralelas al plano del suelo.

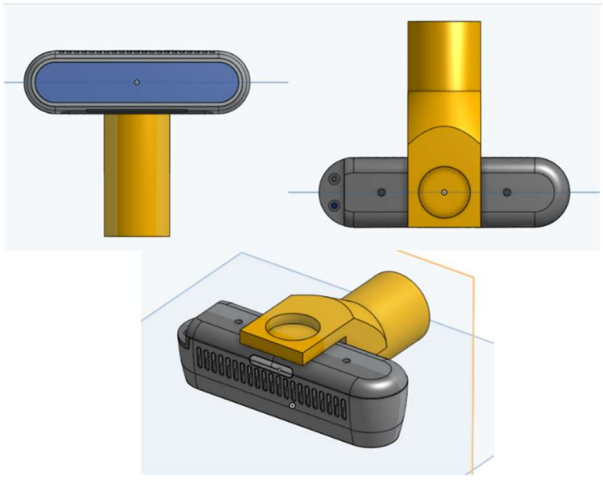

Figura 12. Estructura fijación cámara Intel-RealSense desarrollada en este proyecto.

Tabla 1. Propiedades de cámaras izquierda y derecha – estéreo e infrarroja. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i

Parámetros	*Propiedades*
Image sensor	Omnivision Technologies OV9282
Active Pixels	1280 x 800
Sensor Aspect Ratio	8:5
Format	10-bit RAW
F Number	f/2.0
Focal Length	1.93 mm
Filter Type	None
Focus	Fixed
Shutter Type	Global Shutter
Signal Interface	MIPI CSI-2, 2X Lanes
Horizontal Field of View	91.2º
Vertical Field of View	65.5º
Diagonal Field of View	100.6º
Distortion	<=1.5%

Tabla 2. Propiedades del sensor RGB. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i

Parámetros	*Propiedades*
Image sensor	OmniVision Technologies OV2740
Color Image Signal Processor	Discrete
Active Pixels	1920 x 1080
Sensor Aspect Ratio	16:9
Format	10-bit RAW RGB
F Number	f/2.0
Focal Length	1.88 mm
Filter Type	IR Cut Filter
Focus	Fixed
Shutter Type	Rolling Shutter
Signal Interface	MIPI CSI-2, 1 Lane
Horizontal Field of View	69.4º
Vertical Field of View	42.5º
Diagonal Field of View	77º
Distortion	<=1.5%

El proyector de infrarrojos mejora la capacidad del sistema de cámaras estéreo para determinar la profundidad mediante la proyección de un patrón infrarrojo estático en la escena para aumentar la textura cuando es escasa, i.e. superficies lisas. El proyector de infrarrojos cumple la norma de seguridad láser de clase 1 en condiciones de funcionamiento normal. Las características del proyector son las que aparecen en la Tabla 3.

Tabla 3. Parámetros del proyector infrarrojo. Fuente: Hoja de especificaciones de Intel-RealSense D435i

Parámetros	*Propiedades*
Projector	Infrared
Pattern Type	Static
Iluminating Component	Vertical-cavity Surface-emitting laser (VCSEL) + optics
Laser Controller	PWM
Optical Power	360mW average
Laser Wavelength	850nm ± 10 nm nominal @ 20ºC
Laser compliance	Class 1, IEC 60825-1:2007 Edition 2, IEC 60825-1:2014 Edition 3
Horizontal Field of Projection	90±3º
Vertical Field of Projection	63±3º
Diagonal Field of Projection	99±3º

La cámara está conectada a un PC-portátil que es el encargado de las comunicaciones, operaciones de adquisición y procesamiento necesarias. Se ha utilizado el lenguaje de programación Python para realizar todos los programas necesarios en el desarrollo de este proyecto, tanto para la comunicación de la cámara y el postproceso de los datos obtenidos, como para la representación gráfica de todos los resultados.

3.2 Calibración radiométrica

Con el objetivo de fotografiar una zona de cultivo para la adquisición de los índices de vegetación correspondientes, es imprescindible que la cámara con la que se tomen las capturas de las imágenes esté calibrada radiométricamente (Barnes et al. 2000), y se puedan extraer datos de radiancia en relación con los valores digitales (bits) que aparecen en la imagen. Se opta por utilizar un método empírico en el que se estudian y modelan como influyen los valores de las cuentas digitales de la imagen con diferentes parámetros internos para la predicción de valores de radiancia de un objeto o superficie. Para materializar este modelo de regresión, se necesitan saber los valores reales de radiancia que se obtendrán con la ayuda de un espectro-radiómetro de rango completo – desde 350-2500 nm - del fabricante SVC (Spectra Vista Corporation, modelo: HR-1024i). En las secciones subsiguientes se describe el proceso de calibración aplicado en tal sentido.

3.2.1 Metodología de calibración

Este experimento tiene como principal objetivo la adquisición de imágenes en bruto (infrarrojo y RGB) de diferentes superficies de referencia con variabilidad de reflectancia, modificando los parámetros internos de los sistemas de captura y en diferentes tramos horarios para disponer de un conjunto de datos con un rango amplio de

radiancia. Cada vez que la cámara realiza una adquisición de imágenes se mide la respuesta espectral con un espectroradiómetro para poder conocer la radiancia real de la superficie observada.

Como superficie de referencia se han utilizado unas lonas especiales fabricadas en el laboratorio AgroPhenoLab del IAS-CSIC. El material de las lonas empleadas es EVA (etilvinilacetato), con cuatro colores diferentes (blanco, gris claro, gris oscuro, negro) los cuáles otorgan una variabilidad espectral que abarcan todo el rango de reflectividad, desde la lona negra con la menor reflectividad hasta la lona blanca con la mayor, cercana al 90%. Como se muestra en la Figura 13, los espectros de todas las telas son estables y los datos de reflectancia son coherentes ya que la $\rho_{BLANCA} > \rho_{GRIS\ CLARA} > \rho_{GRIS\ OSCURA} > \rho_{NEGRA}$. Las medidas de reflectancia son independientes del tramo horario en el que se realicen. Los tramos horarios no son ninguna variable para tener en cuenta en el modelo, no son más que franjas en las que se pueden obtener valores de radiancia más pequeños (tramo cercano al amanecer) y altos (tramos cercanos al mediodía solar) para que el modelo de predicción tenga como entrada una variabilidad significativa en los datos de radiancia.

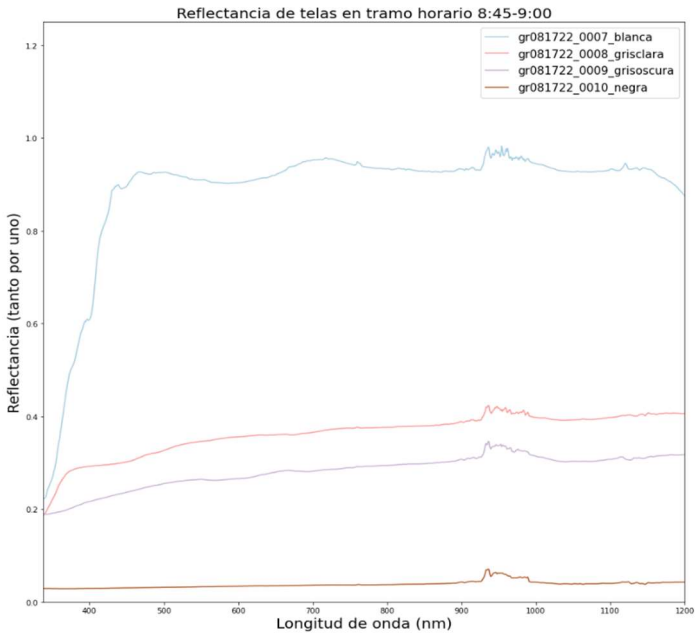

Figura 13. Reflectancia de telas hasta 1200 nm.

Las medidas se realizan a partir de las 8:45 a.m. hasta las 11:45 a.m. en intervalos de 15 minutos, y el tiempo en completar las medidas de las cuatro telas es aproximadamente 5 minutos; la celeridad en una tanda de medidas es crucial para que la irradiancia solar no varíe. En cada tela se obtienen medidas en bruto de la cámara para RGB e IR con los siguientes parámetros internos:

- <u>RGB</u>

  - Ganancia fija: se ha fijado al valor mínimo permitido por la cámara (16) para evitar saturación en las superficies más reflectantes.

  - Tiempo integración: Desde 1 a 71ms en intervalos incrementales de 10ms.

- IR

  - Ganancia fija: se ha fijado al valor mínimo permitido por la cámara (16) para evitar saturación en las superficies más reflectantes.

  - Tiempo integración: Valores discretos, [1, 2, 5, 10, 20, 39, 78] ms.

Se muestra en la Figura 14, las cuentas digitales (CD) frente a los valores de radiancia para cada tiempo de integración y en cada tipo de tela utilizada, incluso cuando la irradiancia es baja (tramo horario de las 8:45-8:50 a.m.) se producen saturaciones para los tiempos de integración máximos que se han escogido, por ende, valores de ganancia y tiempo de integración mayores a los que se han establecido no son de interés porque saturan las imágenes y aportan ruido para el diseño del modelo.

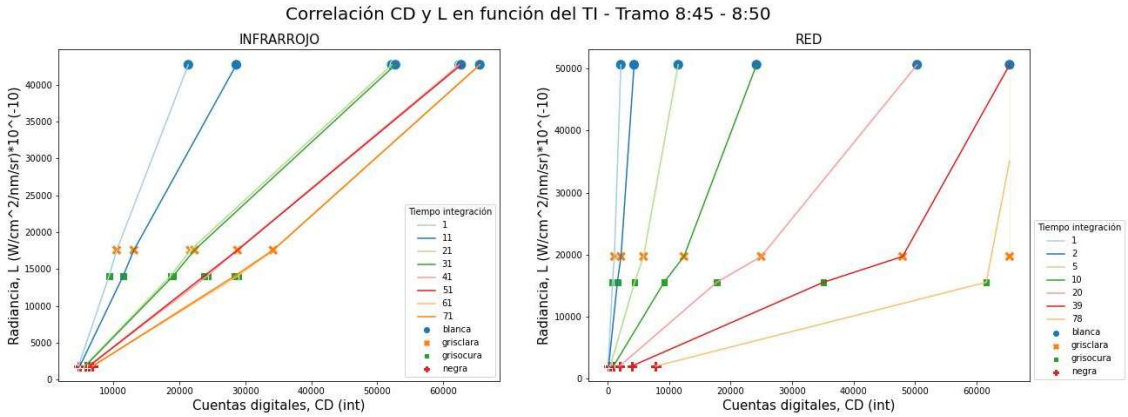

Figura 14. Correlación de CD y L para todos los tiempos de integración en los canales Rojo y NIR en el tramo horario 8:45-8:50.

El protocolo de medidas llevadas a cabo con el espectrómetro consiste en tomar referencias sobre un panel con reflectancia cercana al 100%, calculando así la irradiancia solar en el tramo horario. De manera continuada, se toman medidas sobre las lonas objeto de estudio, calculando la radiancia y reflectancia en toda la región espectral de 350 a 2.500nm. Estas medidas de referencia se realizan siempre que se cambia de tela. Además, se ha dispuesto un piranómetro enlazado con el espectrómetro a través de Bluetooth que indica la variación en las condiciones solares, en caso de tener cambios significativos, el piranómetro emite un aviso sonoro para repetir la medida en el panel de referencia. En la Figura 15 se muestra el escenario real donde se han llevado a cabo los experimentos de calibración correspondientes.

Figura 15. Experimento diseñado para calibración radiométrica de la cámara.

Un aspecto a tener en cuenta es la sensibilidad espectral de los sensores de la cámara (Tominaga, Nishi, and Ohtera 2021). Se trata de determinar la eficiencia relativa de detección de la luz en función de la longitud de onda de la señal. En el caso del modelo D435i de la cámara utilizada, cuenta con dos sensores CMOS del fabricante OmniVision, los modelos OV9282 y OV2740 para el sensor IR y RGB respectivamente. El fabricante no proporciona públicamente la curva espectral de ninguno de los sensores, ya que es necesario solicitar un acuerdo de confidencialidad que en la mayoría de los casos es denegado para un volumen mínimo de compra de 100.000 unidades. Se han planteado dos opciones, la primera es calcular empíricamente la sensibilidad espectral, opción que queda descartada por falta de recursos para poder adquirir el material necesario y desarrollar el experimento con una precisión aceptable. La segunda de las opciones es utilizar una curva espectral de una cámara multiespectral que sí proporciona la respuesta espectral (RedEdge-MX, del fabricante Micasense) y que se utiliza en vegetación. Esta curva sirve para para obtener valores discretos de radiancia aproximados para la validación del modelo. En la Figura 16 se muestra la curva espectral de aproximación de los canales azul, verde, rojo y NIR. En la Figura 17 se completa con las reflectancias de las telas.

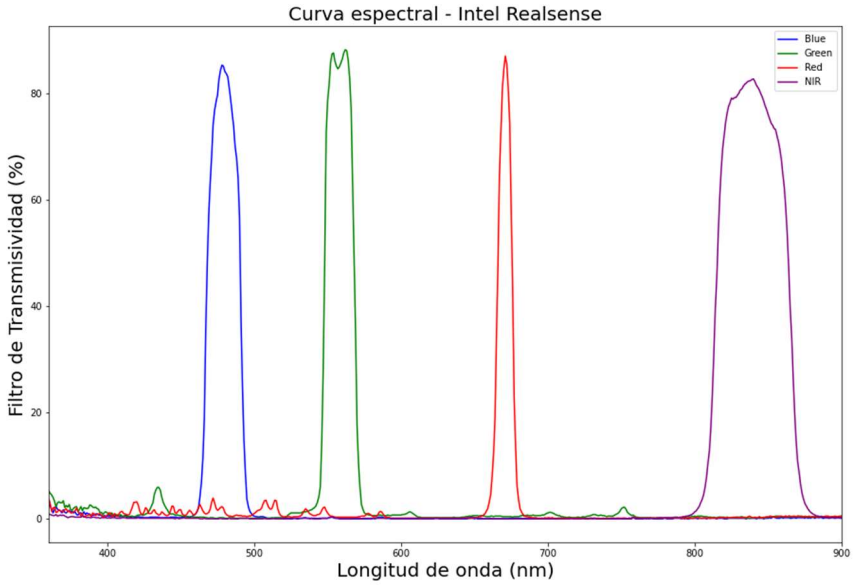

Figura 16. Curva espectral de la cámara Intel-RealSense para los canales azul, verde, rojo y NIR.

En definitiva, esta sensibilidad espectral indica el porcentaje de energía que absorbe cada canal/sensor de la cámara para componer el valor en cuentas digitales.

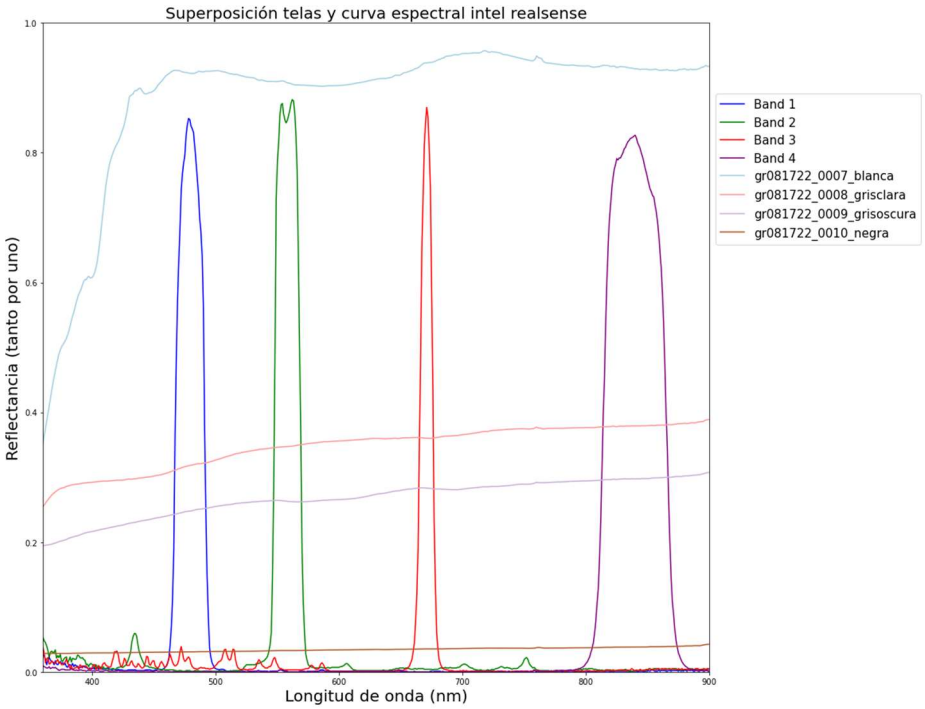

Figura 17. Curva espectral junto con reflectancia de telas para los canales RGB y NIR.

Para extraer el modelo de regresión que predice la radiancia en función de las CD, es imprescindible realizar una observación de los datos obtenidos durante los experimentos y descartar imágenes saturadas que no son de interés debido al ruido que aporta al sistema en base a las limitaciones de la cámara.

En primer lugar, para poder obtener un conjunto de datos con una estructura que albergue los parámetros de CD y radiancia medida para cada imagen, se realiza un procesamiento píxel a píxel de la zona de interés de la lona a través de una máscara y se obtienen los valores medios zonales de las cuentas digitales (Figura 18). Al tratarse de lonas de grandes dimensiones utilizadas para calibraciones aéreas con UAV, es importante que la región de interés que se elige para el procesamiento no tenga pliegues que puedan producir sombras para que la variabilidad de las cuentas digitales no sea muy alta y el modelo pueda predecir con exactitud la radiancia.

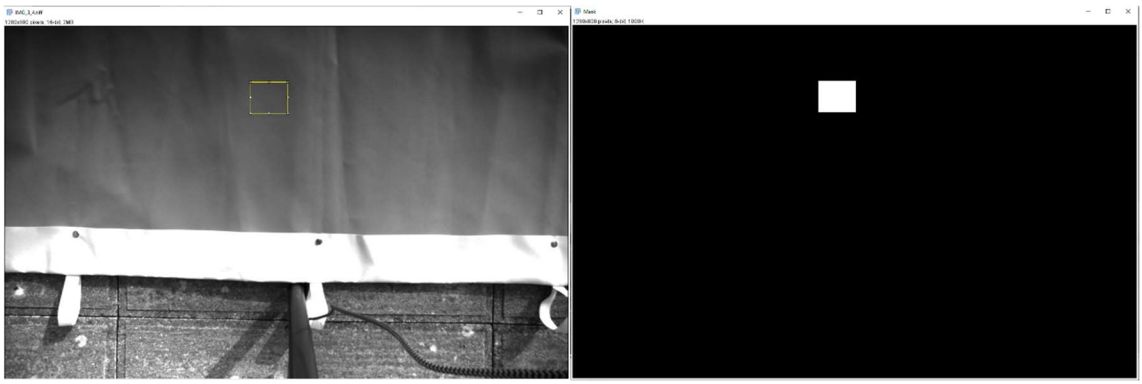

Figura 18. Izqda. Área de interés para extracción del valor medio de CD en la cámara IR. Drcha. Máscara de la imagen izqda.

El próximo paso es la extracción de los valores de radiancia reales para cada canal, se aplican los porcentajes de transmisividad propios del sensor (Figura 17). Se utiliza la librería *specdal* que ha sido modificada para poder leer datos brutos de radiancia y metadatos con los que se comprueban que no hay errores en las medidas (disponible en GitHub: sergiobellido/SpecDAL). Una vez finalizada la extracción de los datos de la cámara y del espectrómetro, se diseña un algoritmo de unión con el objetivo de que cada imagen tenga asociados un CD, tiempo integración, ganancia, tipo de cámara, radiancia del canal IR o RED.

Finalmente, se plantean dos modelos de regresión múltiple (Müller and Guido 2016) para la predicción de la radiancia en cada una de las cámaras, RGB (Canal Rojo) e IR. Se utilizarán como predictores el valor medio de las CD y el tiempo de exposición.

3.2.2 Software de captura de datos de calibración

La adquisición de imágenes se ha llevado a cabo a través de un script de Python, en el que se comunica el PC con la cámara mediante la librería *pyrealsense2* para cambiar parámetros internos y extraer las imágenes en bruto (formato RAW); los formatos elegidos son RAW 16 bits para la RGB, Y16 para la IR. Se observa en la Figura 19 que el FOV de la IR es mayor, además, las resoluciones de ambas cámaras son diferentes (1280x800-IR / 1920x1080-RGB).

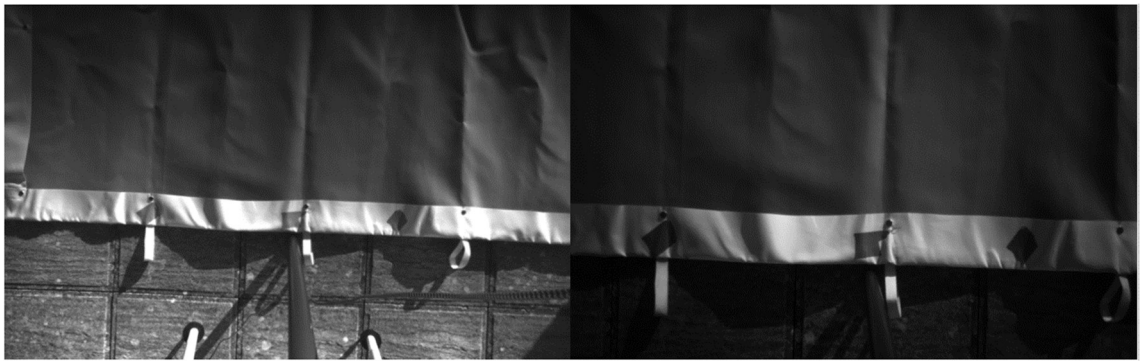

Figura 19. Izqda. Imagen IR (formato Y16), Drcha. Imagen RGB (formato RAW 16). Imágenes de lonas.

Los datos de entrada del algoritmo hacen referencia a la habilitación de cada una de las cámaras, valores discretos/continuos del tiempo de integración, ruta de escritura de las imágenes que se capturan, etc. Cada vez que se cambia la configuración interna hay que apagar electrónicamente la cámara para que se apliquen los cambios, este dispositivo no está pensado para este tipo de aplicaciones, y es por ello por lo que no integra ninguna función en la librería *pyrealsense* con la que se trabaje de esta manera, aunque la solución que se ha desarrollado es rápida y eficaz, tal y como se describe a continuación.

Las imágenes se guardan en formato TIFF sin compresión (para evitar que la compresión modifique los valores brutos de los píxeles de la imagen). Una vez que son guardadas, a través de la librería *exiftool* se escribe en los metadatos correspondientes de este formato los valores de ganancia y tiempo de exposición con los que se ha tomado la fotografía para su posterior análisis en postproceso. A continuación, en la Figura 20, se

muestra el diagrama de flujo completo del programa de adquisición para la calibración radiométrica.

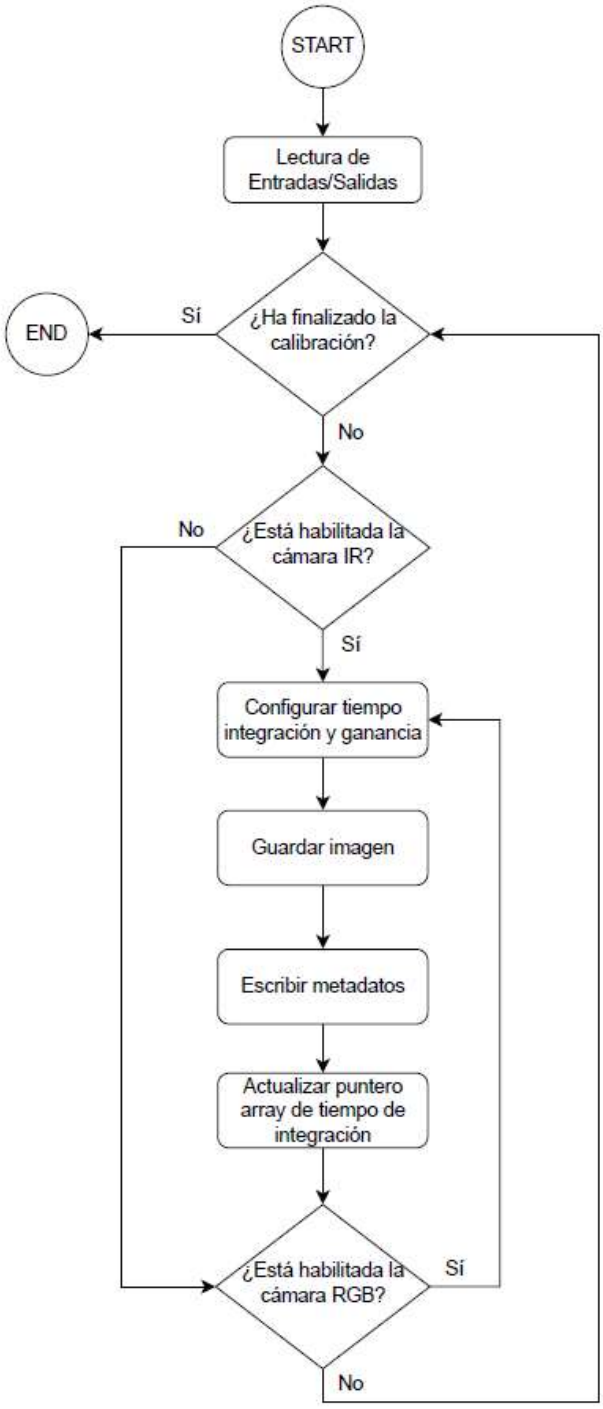

Figura 20. Diagrama de flujo de script de calibración radiométrica de la cámara.

3.3 Software de captura y procesamiento de imágenes

Para la adquisición de imágenes y desde el punto de vista de la implementación, se ha desarrollado un script en el lenguaje de programación Python para poder obtener las imágenes infrarrojas, RGB y de profundidad para el cálculo de NDVI y altura de la región de vegetación fotografiada. La Figura 22 muestra un esquema del proceso seguido.

Se presentan varios inconvenientes al necesitar esas imágenes en formato RAW-16 bits por limitaciones del software asociado a la cámara, son los siguientes:

- La cámara no permite mandar los fotogramas de IR, RGB y profundidad de manera simultánea bajo una misma configuración.
- La imagen IR y RGB no están alineadas, tienen diferentes FOV (Field Of View) y resoluciones en formato RAW.

El primero de los problemas se puede resolver apagando y encendiendo la cámara electrónicamente a través de software, tomando así de manera secuencial los fotogramas de interés en una misma ejecución de programa; en este caso se obtienen fotografías de la cámara IR izquierda y derecha, profundidad alineada con la IR izquierda, RGB y profundidad alineada con la RGB.

El asunto de la alineación se resuelve con la librería de *pyrealsense,* configurándola para que el fotograma de profundidad esté alineado a través de matemática fotogramétrica con la cámara RGB, ya que, el fotograma de profundidad está alineado con la cámara IR izquierda per se (las cámaras estereoscópicas son las mismas que las infrarrojas). Una vez que se obtienen las imágenes alineadas con sus respectivos fotogramas de profundidad, se implementa una máscara que recoge la misma región de interés en la cámara RGB y la IR a través de una calibración manual previamente configurada por el usuario, es así como se solventa la diferencia de FOV.

El programa de adquisición tiene varias etapas (Figura 22):

1) Lectura de parámetros de configuración
   Con la intención de que cuando se realicen experimentos, no se modifique el código fuente, se ha diseñado un archivo de configuración en formato YAML en el que se recogen los parámetros relevantes que se pueden cambiar, entre ellos, el tiempo de exposición y ganancia de cada uno de los tipos de fotogramas que se van a guardar; ya que, en función de la cantidad de luz y de la reflectancia del objeto que se mida en cada uno de los canales, pueden ser necesarias diferentes configuraciones internas de la cámara.

2) Creación de un nuevo proyecto
   Se crea una estructura jerárquica de carpetas con un nombre único (fecha y hora de la ejecución del script) en el que se guardan todas las imágenes para que no se solape la información si se vuelve a arrancar el algoritmo.

3) Medidas de calibración
   Debido al cálculo del índice de vegetación NDVI, es imprescindible obtener los valores de irradiancia solar, para ello, se utiliza un panel de calibración con una

reflectancia conocida en cada canal. En este proyecto se ha utilizado un panel de la empresa MICASENSE. Se realiza una lectura de un QR para conocer la posición dentro de la imagen de los bordes y con esa referencia poder calcular la región de interés del panel en la que no haya diferencias significativas de valores de CD. En la Figura 21 se muestra un escenario de detección automática del panel de calibración.

Figura 21. Detección automática de panel de calibración.

Una vez que se ha detectado correctamente el panel, se calcula el valor medio de las CD en cada canal y se comprueba que no haya saturación negativa (valor medio de CD bajos que no permiten tener precisión suficiente), ni saturación positiva (valores muy próximos al límite superior de los píxeles, > 60000 Uds.). Finalizada la comprobación de las saturaciones, se procede a la predicción de la irradiancia, a través de los modelos de calibración radiométricos en función de cada canal y de la reflectancia conocida del panel.

4) Medidas de vegetación

Cuando finaliza la etapa de calibración, el dispositivo, de forma repetitiva, va adquiriendo fotografías en función de las necesidades del usuario. Los fotogramas que guardan son los citados con anterioridad:

- RGB
- Profundidad alineada con RGB
- IR izquierdo y derecho
- Profundidad alineada con IR.

Tras la adquisición de estas imágenes, se realiza de igual modo la comprobación de saturaciones con el fin de avisar al usuario de que las muestras podrían no ser válidas.

5) Cálculo de parámetros biofísicos

Este dispositivo estima dos parámetros biofísicos, el primero de ellos es la altura de la planta. La cámara proporciona un mapa de profundidad de las distancias que hay desde la cámara a los objetos que mide, dado que la cámara está en una estructura fija y la altura al suelo es conocida, podemos obtener la altura de la planta desde el suelo, que no es más que una resta de ambas alturas.

En las imágenes de profundidad, existen píxeles que la visión estéreo no es capaz de resolver la distancia, esos píxeles están excluidos del análisis.

Para el cálculo de alturas se utiliza la imagen de profundidad RGB a la que se aplica una máscara para anular el resto de los píxeles que no están en la región de interés, en este caso, la superficie de la planta que queremos medir. Para el cálculo de la altura de la planta, se han probado distintas metodologías como el cálculo de la altura media, mediana o un percentil de la distribución de valores de todos los píxeles en la región de interés.

El segundo parámetro es el NDVI medio de la región interés. Al igual que en el cálculo de alturas, también se utilizan máscaras en los fotogramas IR y RGB para acotar la región de planta que se mide, evitando con esto medir zonas de suelo. Usando la calibración radiométrica obtenida mediante la metodología descrita en el apartado anterior, es posible obtener la irradiancia y radiancia en los canales IR y rojo a partir de los valores brutos de la imagen y el tiempo de integración utilizado en cada caso. De forma análoga a metodología en la fase de calibración, se toma una imagen del panel de referencia de reflectancia conocida para estimar la irradiancia de ese momento. Posteriormente se pueden tomar las imágenes de las zonas de interés para estimar la radiancia de cada zona de interés. Usando la ratio radiancia/irradiancia es posible estimar la reflectancia (ρ). Finalmente, se calcula el índice NDVI a través de su correspondiente expresión:

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

6) Guardar metadatos e imágenes

La última etapa consiste en la escritura de los metadatos que son requeridos para el postproceso y análisis de los resultados. En este caso se opta por guardar los siguientes metadatos:

- Tiempo de exposición
- Ganancia
- Radiancia del canal rojo e infrarrojo
- Irradiancia del canal rojo e infrarrojo
- Reflectancia del canal rojo e infrarrojo
- NDVI
- Media, mediana y percentil de altura medida.
- Ángulos de Euler - IMU

En el caso de que se decida solamente realizar medidas de alturas, los datos relativos a la radiancia, irradiancia, reflectancia y NDVI saldrían como valores nulos.

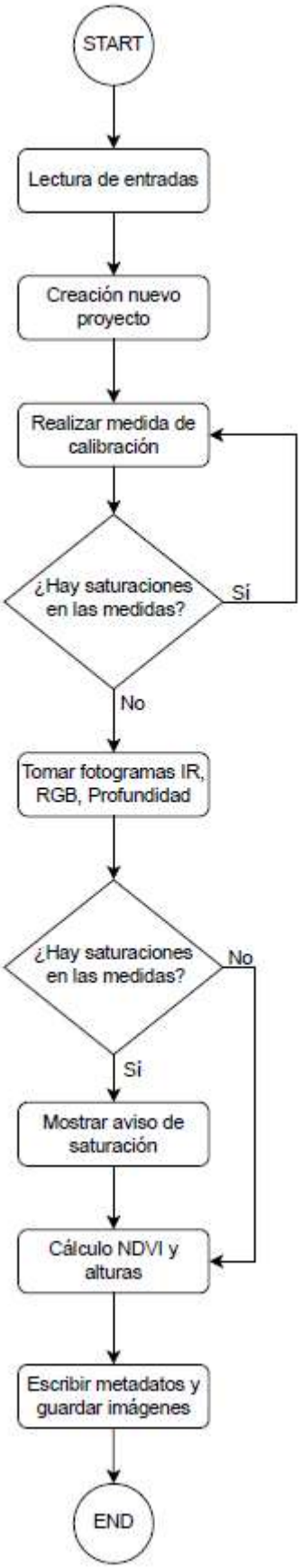

Figura 22. Diagrama de flujo de un ciclo de programa de la adquisición y procesamiento de imágenes.

3.4 Campaña de validación en campo

Este experimento tiene como principal objetivo la validación de los parámetros biofísicos que se obtienen a través de la cámara Intel-RealSense. Las medidas se han obtenido en una explotación comercial de algodón ubicada en las proximidades de Almodóvar del Río, Córdoba, coordenadas geográficas (37.793917N, 5.010538W).

El dispositivo que se ha utilizado para la validación de los parámetros asociados al NDVI (radiancia, irradiancia, reflectancia) es el mismo espectrómetro de rango completo que se ha usado en la calibración radiométrica (Spectra Vista Corporation, modelo: HR-1024i).

La metodología general detallada del método cálculo de medidas espectrales es la siguiente:

1) Conversión de valores brutos digitales a radiancia: A partir de la calibración radiométrica que relaciona las cuentas digitales para unos determinados parámetros internos de la cámara (ganancia y tiempo integración) con valores conocidos de radiancia.

2) Obtención de irradiancia solar: Una vez conocida la respuesta en radiancia frente a las CD, es necesario que cuando se inicie el protocolo de medidas, se haga una calibración con un panel cuya reflectancia sea conocida, con el fin de obtener el valor de irradiancia solar. Se presupone que el valor de irradiancia es constante durante un tiempo determinado o si no cambian las condiciones ambientes (por ejemplo, si hay nubes). En caso contrario habría que repetir este paso.

3) Cálculo de reflectancia: El objetivo es poder predecir el valor de reflectancia de la superficie u objeto de interés, al conocerse el valor de radiancia e irradiancia se puede aplicar la fórmula del cálculo de la reflectancia para calcular la reflectancia.

$$\text{Reflectancia} = \text{Radiancia}/\text{Irradiancia}$$

Para la validación de la radiancia y reflectancia, se han comparado los valores obtenidos de las imágenes con las medidas radiométricas y de reflectancia realizadas con el espectrómetro en campo.

En cuanto a la validación de las medidas de altura se emplea una regla graduada para la medición vertical de altura, en el que se miden las cuatro esquinas de la porción de vegetación aproximada que mide la cámara y el punto central, como se representa en la Figura 23.

Figura 23. Metodología de medición de alturas en campo.

El protocolo de medición completo es el siguiente:

1) Medida de calibración de la cámara con el panel de calibración MICASENSE (~ 50% de reflectancia)
2) Medida de calibración del espectrómetro con el panel de calibración SVC (~100% de reflectancia).
3) Adquisición y procesamiento de fotografías con la cámara Intel-RealSense, calculando NDVI y estadísticas de altura (media, mediana, percentil-90).
4) Medida espectral con espectrómetro de la zona aproximada en la que mide la cámara.
5) Medición manual y anotación de alturas en hoja de cálculo.

Se realiza una calibración de cámara y espectrómetro cada 10 minutos o cuando se produce un cambio significativo de las condiciones de irradiancia solar, con la ayuda de un piranómetro que está enlazado al espectrómetro.

En una hoja de cálculo se van anotando el nombre de las imágenes de la cámara, nombre de los ficheros de las medidas espectrales y las cinco alturas medidas manualmente con la vara; para posteriormente procesar con un script de Python los datos espectrales, leer los metadatos de las imágenes (altura, NDVI) y calcular las estadísticas de las alturas con vara, obteniendo así de manera automática los resultados de cada porción de vegetación.

4. Resultados

Terminada la exposición de los materiales y métodos, en esta sección se tratan los resultados obtenidos en la construcción del modelo de calibración radiométrico y los resultados en la validación de los parámetros biofísicos de interés, altura y medidas espectrales.

4.1 Resultados de calibración radiométrica

Se han generado dos modelos de regresión múltiple para la predicción de la radiancia en cada una de las cámaras, RGB (Canal Rojo) e IR. Se utilizarán como predictores el valor medio de las cuentas digitales (CD) y el tiempo de exposición (TI), que es inherente al valor físico de las CD. El conjunto de datos que se utiliza para ajustar el modelo es el que aparece en la Figura 24 al que se le ha realizado una corrección consistente eliminando los puntos que estén dentro de la región de saturación (valores de CD mayores de 60000 Uds.) debido a que no aportan información útil para el modelo de predicción. Se aplica una segunda corrección al conjunto de datos restando a todos los valores CD el valor medio de los píxeles cuando la cámara toma una medida de corriente oscura (4151,56 Uds. para la IR y 33,98 Uds. para el canal rojo); siendo esta una corrección necesaria para que la interceptada en el origen de cada uno de los modelos sea asumida como cero.

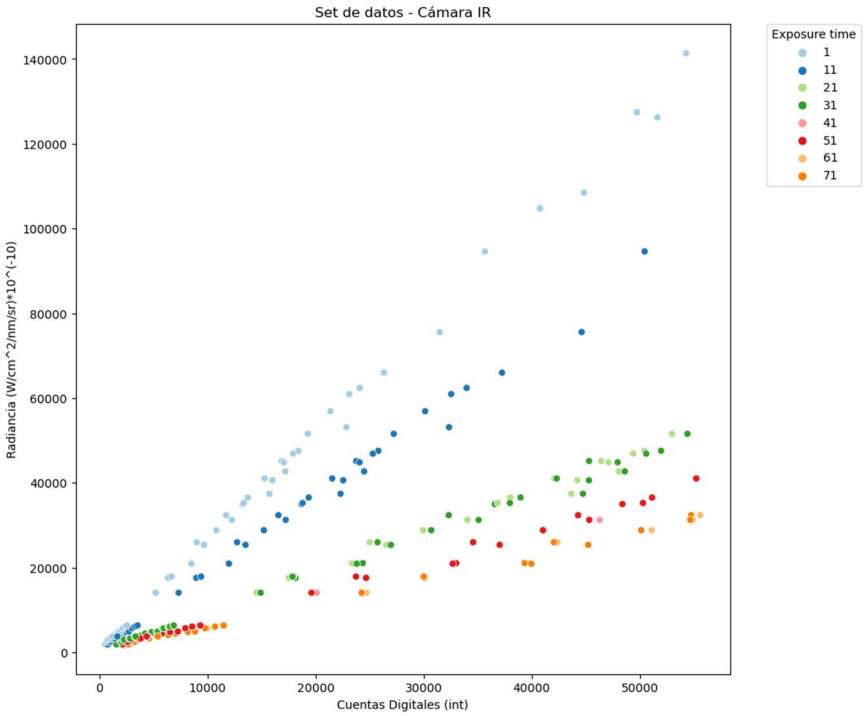

Figura 24,. Conjunto de datos para el modelo de la cámara IR.

4.1.1 Modelo de regresión en cámara IR

La variable dependiente o parámetro por predecir es la radiancia, y las variables independientes iniciales son las CD y el tiempo de exposición que es inherente al valor CD, todo ello por cuestiones físicas de funcionamiento de la cámara. La recta que se pretende ajustar tiene la siguiente forma:

$$y = n_1 + \beta_1 C_{digitales}$$

Dónde n_1 es el término independiente que consideramos nulo debido a la corrección de corriente oscura, y el coeficiente de regresión parcial β_1 es de la forma potencial:

$$\beta_1 = \beta_2 * t_{integracion}^{\beta_3}$$

- **Relación entre variables**

El primer paso consiste en realizar un estudio de la relación que existe entre las variables involucradas. Este aspecto es crítico a la hora de identificar los mejores predictores para el modelo y detectar la colinealidad entre predictores. Además, es recomendable representar la distribución de cada variable mediante histogramas.

En la Figura 25 se muestra la matriz de correlaciones de los predictores numéricos en la que se aprecia que el coeficiente de determinación, R^2 es bajo, por lo que es buen síntoma de que no existe multicolinealidad.

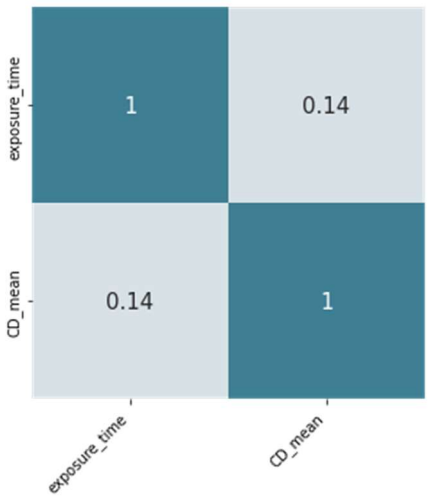

Figura 25. Matriz de correlaciones de predictores numéricos para cámara IR.

En los histogramas de distribución, Figura 26, se puede observar que el tiempo de exposición no tiene una distribución normal, porque la saturación positiva (valores de píxeles superiores a 60000) es más frecuente en TI más altos, por lo tanto, el número de

muestras difiere en cada TI. Además, las zonas de interés en esta aplicación son tiempos de exposición pequeños en los que se pueda tomar mediciones de vegetación lo más cercanas al mediodía solar con el fin de que la irradiancia solar no varíe.

En cuanto a las CD, la mayoría de los valores están concentrados en el rango de [4000 – 15000] debido a que la mayoría de las telas empleadas para las pruebas tienen una reflectancia baja-media, solamente la tela blanca tiene reflectancia entorno al 90%. Sería conveniente utilizar una paleta de grises que abarquen mayor reflectancia, aunque esto no implica que la capacidad de predicción del modelo no vaya a ser precisa porque la vegetación tiene una reflectividad baja en el visible y media en el NIR.

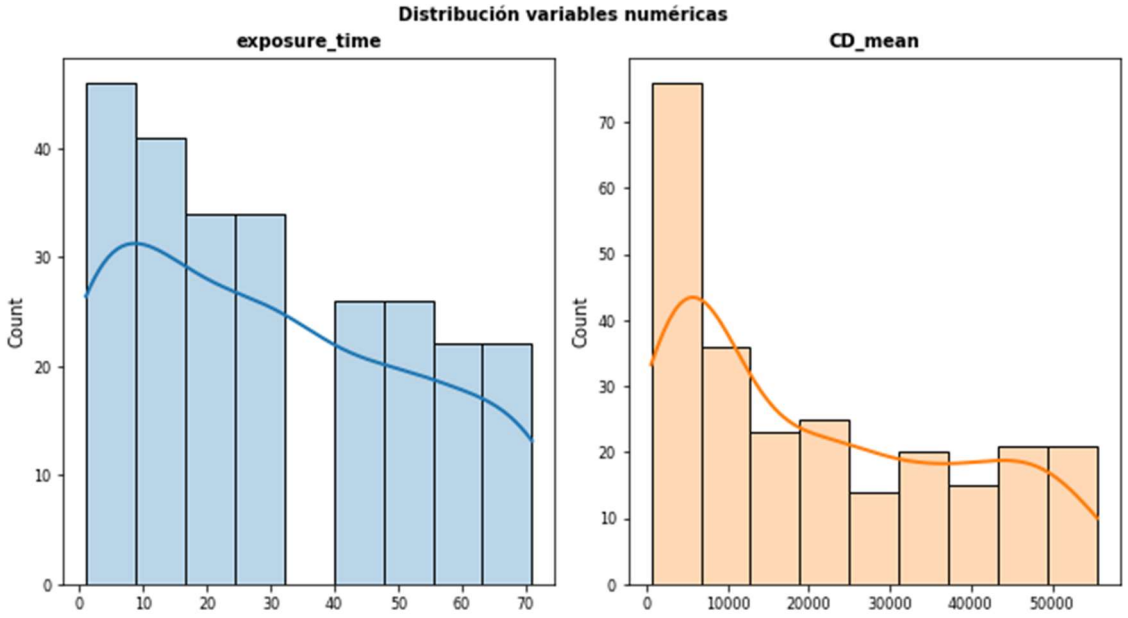

Figura 26. Distribución de las variables numéricas para cámara IR.

- **Ajuste del modelo**

El tiempo de integración está implícito dentro de la variable de las CD, esto implica que se tiene que modelar una regresión lineal para cada tiempo de integración, teniendo en cuenta que la interceptada en el origen es cero debido a la corrección de la medida de corriente oscura, Figura 27.

Los resultados que se obtienen de los coeficientes de cada uno de los modelos de regresión lineales son a su vez ajustados por un modelo de regresión NO lineal con una función potencial que tiene la siguiente ecuación y representación gráfica, Figura 28).

La modelización de la predicción de radiancia para esta aplicación en concreto quedaría de la siguiente forma:

$$L_{IR} = (3{,}009 * TI^{-0{,}369}) * C_{Digitale}$$

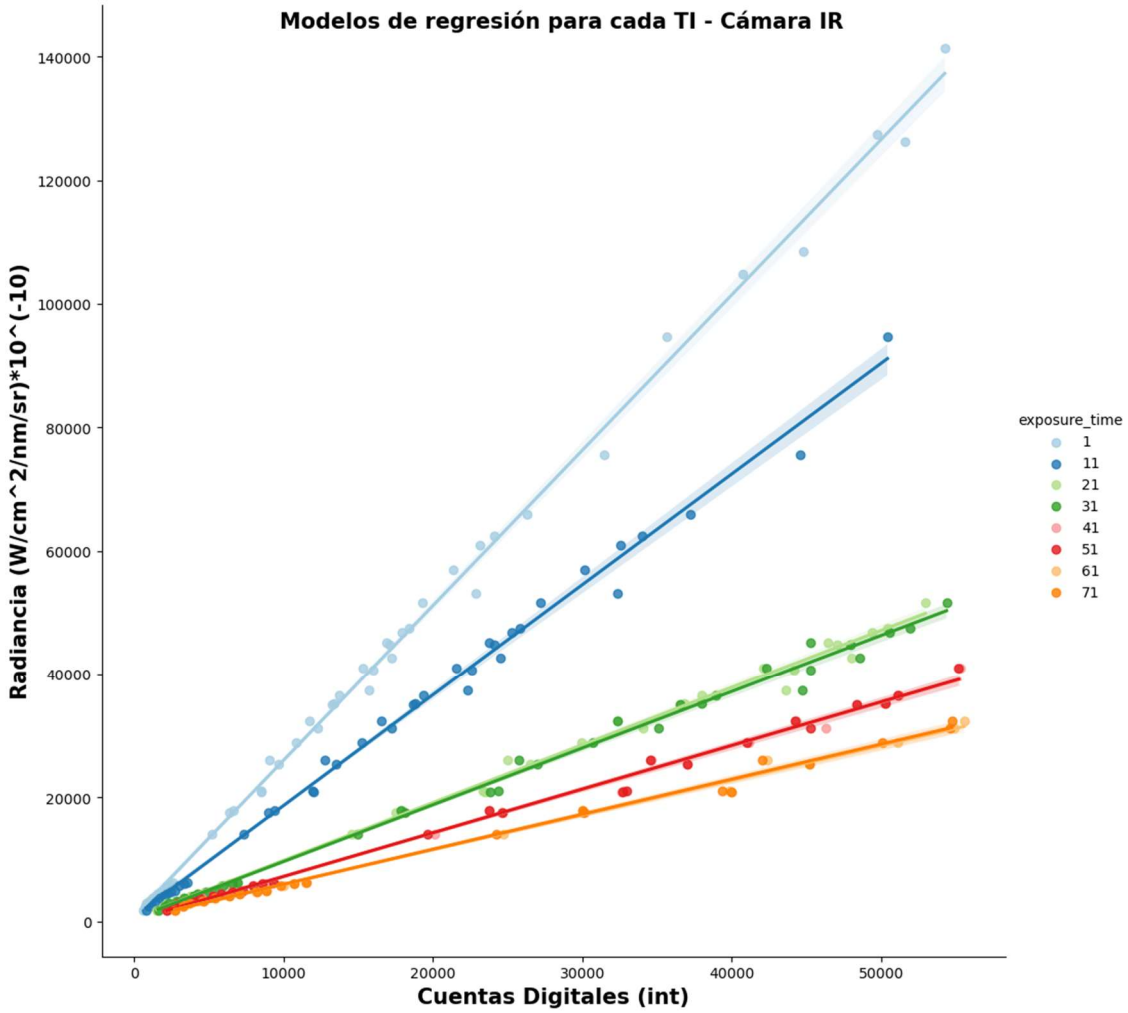

Figura 27. Modelos de regresión lineal para cada TI – Cámara IR

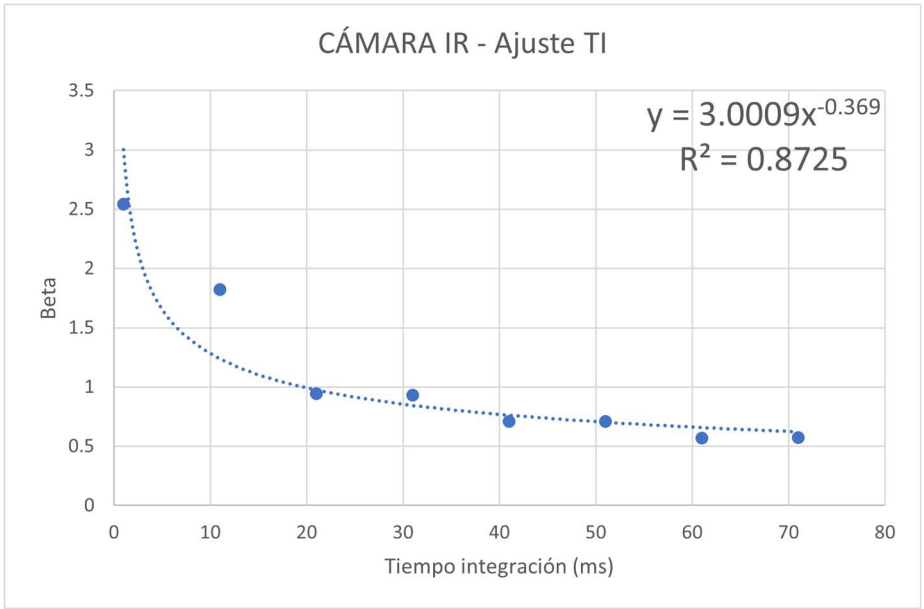

Figura 28. Modelo de regresión no lineal para el ajuste de todos los TI – Cámara IR.

4.1.2 Modelo de regresión en cámara RGB-Canal Rojo

Para el canal rojo de la cámara RGB se realiza el mismo estudio de relación entre variables que para la cámara IR, dando resultados muy semejantes, Figura 29 y Figura 30, debido a la naturaleza de las pruebas, el conjunto de datos y el propio modelo en sí. De esta forma se define la siguiente expresión y representación gráfica, Figura 32.

$$L_{RED} = (21{,}202 * TI^{-1{,}06}) * C_{Digitales}$$

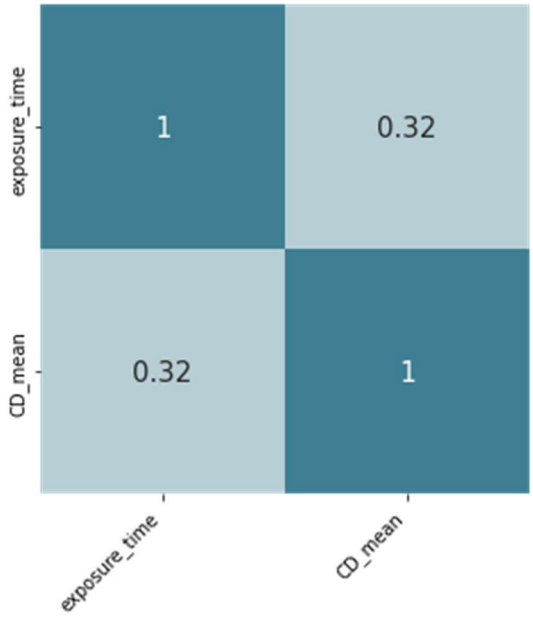

Figura 29. Matriz de correlaciones de predictores numéricos para cámara RGB – Canal Rojo.

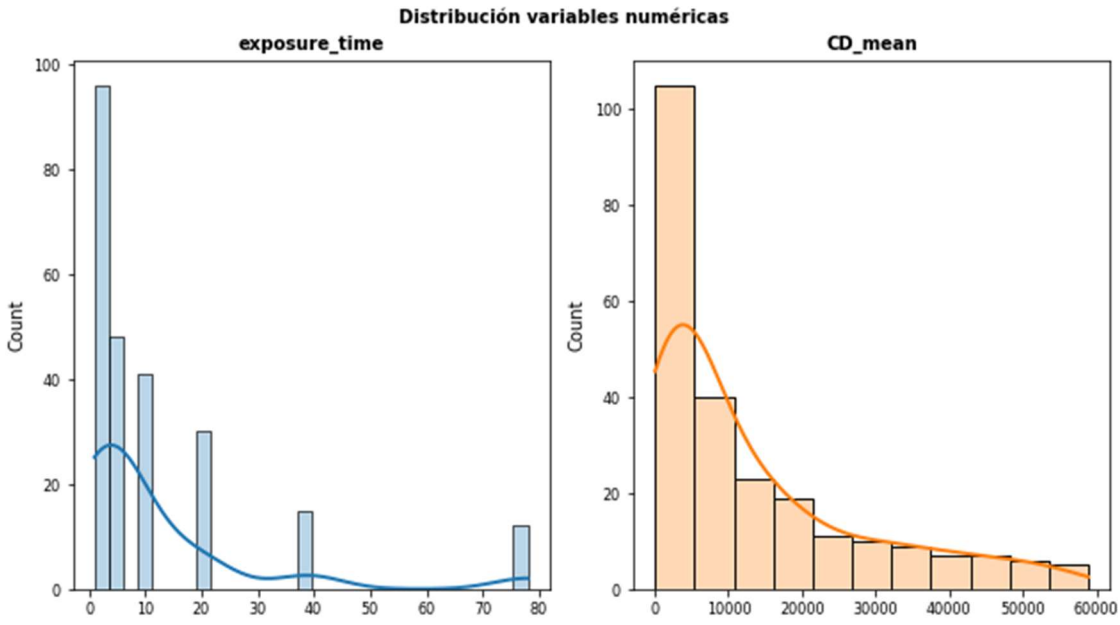

Figura 30. Distribución de las variables numéricas para cámara RGB – Canal Rojo.

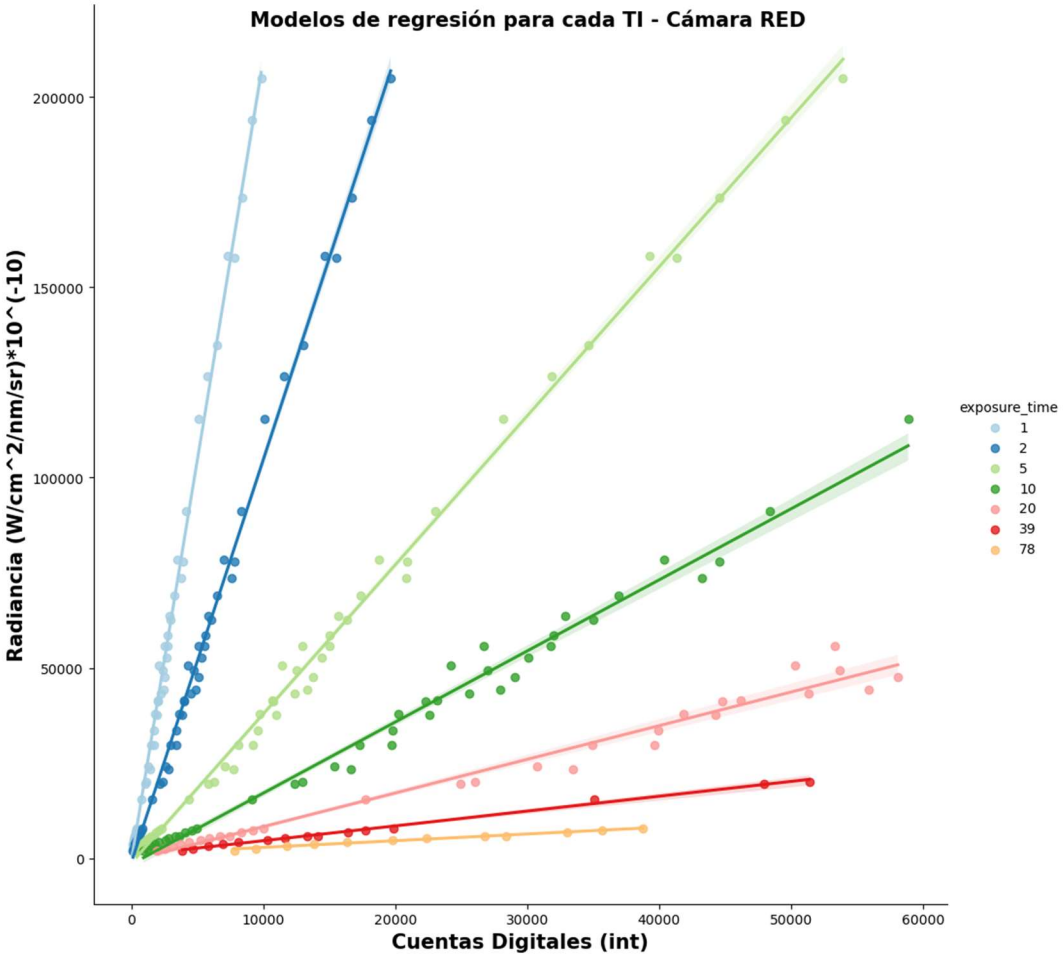

Figura 31. Modelos de regresión lineal para cada TI – Cámara RED.

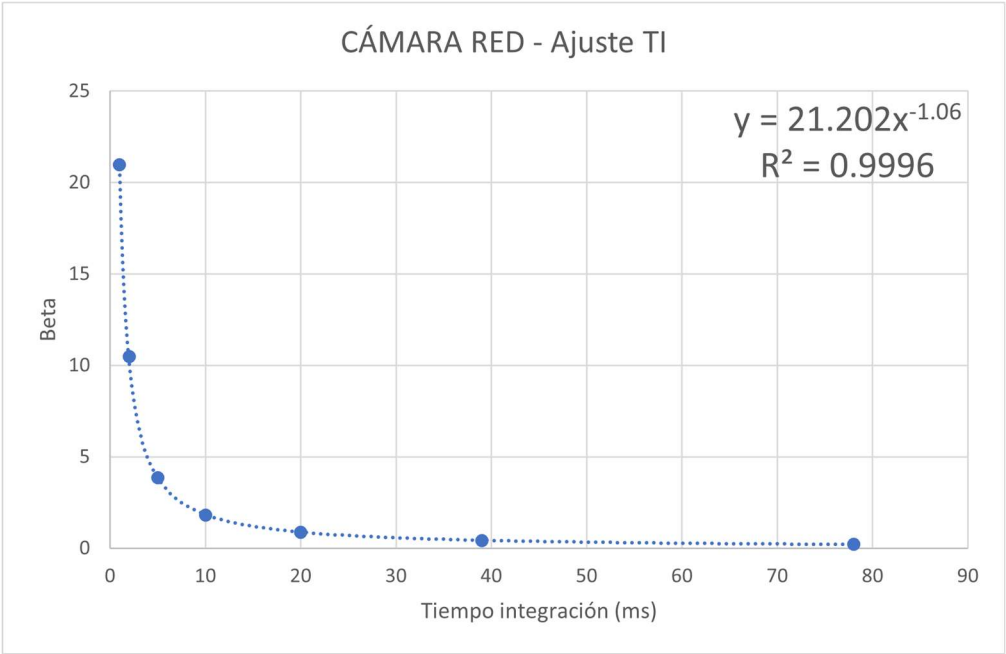

Figura 32. Modelo de regresión no lineal para el ajuste de todos los TI – Cámara RED.

4.2 Resultados de las medidas de altura de la campaña de campo

Se han tomado 18 muestras en una explotación agrícola de algodón, bajo el protocolo descrito en el apartado anterior, con el objetivo de validar variables relativas al cálculo de medidas espectrales– incluido el índice NDVI – y medidas de alturas. Para evaluar la capacidad de predicción de los parámetros frente a los valores que suponemos como reales se han empleado una serie de estadísticos que describen este comportamiento, estos son: coeficiente de determinación (R^2), error cuadrático medio (RMSE) que cuantifica la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, pendiente de la recta se interpreta cómo cuánto cambia la variable dependiente (y) cuando se incrementa una unidad de la variable independiente (x), la ordenada en el origen o interceptada que es el valor mínimo que tiene la variable dependiente cuando la independiente es nula, y por último, el error de sesgo medio (MBE-Mean Bias Error) que calcula la media del sesgo entre los valores de predicción y el valor real.

En la Figura 33 se representan cuatro gráficas de validación de alturas con diferentes estadísticas aplicadas, media, mediana, percentil-90 y percentil 98. Se corrobora que el percentil-98 es la que mejor resultados ofrece; surge la necesidad de ajustar para cada cultivo el percentil adecuado con el que se calculan las alturas (Jimenez-Berni et al. 2018), en este caso, se obtienen buenos resultados al captar regiones en las que aparecen más de una planta y tener superficies muy poco regulares. El modelo podría explicar el 91% de los datos (R^2=0,91), con un error cuadrático medio de 7,3 cm (RMSE=73,06) y un error de sesgo medio de -5 cm (MBE=-50) lo que implica una subestimación del valor de predicción con respecto al valor real.

Los estadísticos de la media y la mediana tienen un desplazamiento significativo con respecto a la recta de pendiente 1:1, en cultivos mucho más homogéneos serían predictores interesantes, pero para el caso del algodón no. A continuación, se muestra en la Tabla 4 resumen de los estadísticos medidos para cada parámetro de altura.

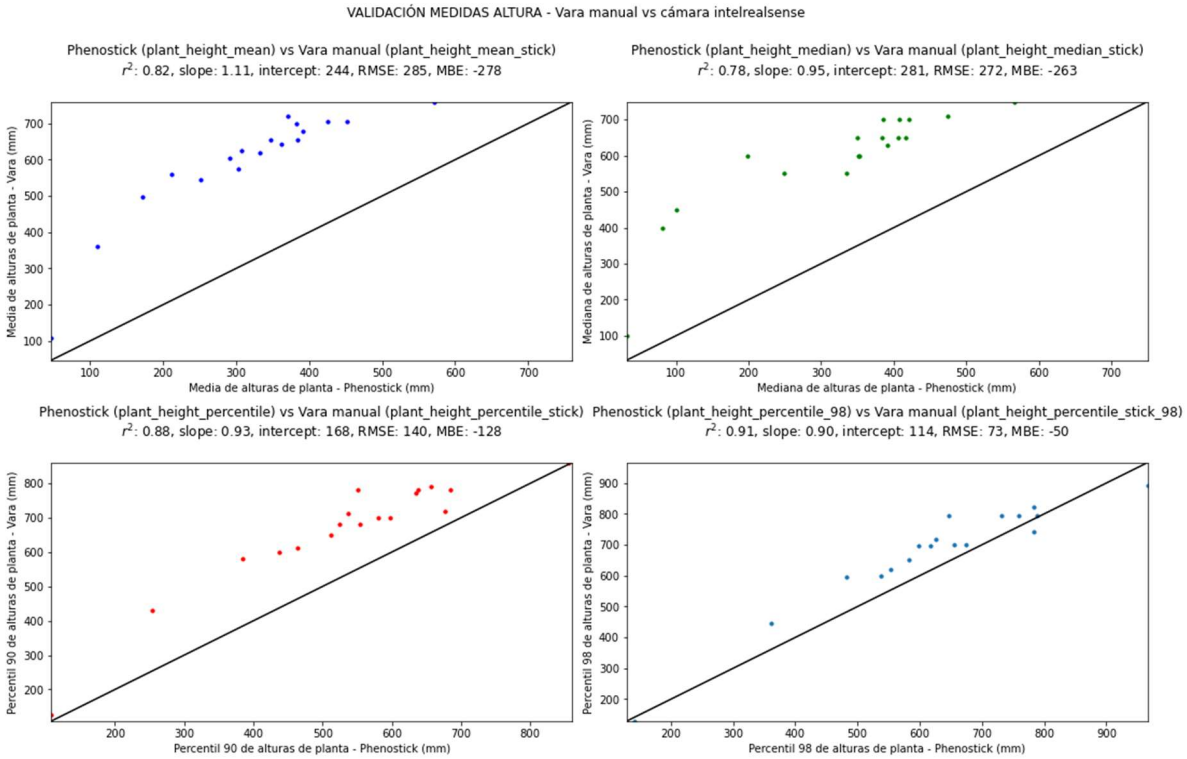

Figura 33. Validación de resultados obtenidos en alturas. Medidas en milímetros.

Tabla 4. Resumen de resultados estadísticos de validación de alturas.

	Mean	*Median*	*Percentile-90*	*Percentile-98*
R2	0,82	0,78	0,88	0,91
Slope	1,11	0,95	0,93	0,90
Intercept	244	281	168	114
RMSE (mm)	285	272	140	73
MBE (mm)	-278	-263	-128	-50

4.3 Resultados espectrales de la campaña de campo

En las gráficas mostradas en la Figura 34, se representan los datos relativos a las medidas espectrales que se pueden calcular con la cámara, estos son: radiancia y reflectancia en ambos canales, además del NDVI. Los estadísticos que intervienen en el análisis son los mismos que para la validación de las alturas. Hay que tener en cuenta que los valores de reflectancia del canal rojo e infrarrojo y NDVI son valores en tanto por uno, por ende, los resultados de los estadísticos también lo son.

Se puede observar que la predicción de la radiancia con respecto a los valores reales no es buena, el coeficiente de determinación es muy bajo y el error de sesgo medio junto con el error cuadrático medio son muy elevados.

Tras un exhaustivo análisis de la posible causa de estas bajas correlaciones, se ha observado un error que se describe a continuación. La configuración de la lente del espectrómetro cuando se realizaron las medidas de calibración radiométrica de la cámara era diferente a la lente que realmente se utilizó. Esto podría explicar las diferencias en la

predicción, porque cambian los coeficientes de calibración internos que el espectrómetro utiliza para el cálculo de radiancia; este hecho influye directamente en la obtención del modelo de regresión que se utiliza para la estimación de la radiancia. Se une a la anterior problemática el desconocimiento de la respuesta espectral de los sensores CMOS (RGB e IR) que se utiliza para aplicar el cálculo porcentual de la radiancia captada por el sensor en función de la longitud de onda. Otro de los inconvenientes que agravan los porcentajes de error son las diferentes superficies que capta la cámara y el espectrómetro, tal y como se explica a continuación. Al tratarse de vegetación poco tupida que tiene muchos huecos, cada sensor podría estar recogiendo información diferente de la planta (suelo, tallo, flor, etc.). Si bien, esto no explica totalmente las grandes variaciones que se obtienen en los parámetros espectrales medidos.

Como consecuencia de lo anteriormente explicado, el cálculo del NDVI al estar intrínsecamente relacionado con la reflectancia y esta a su vez con el cálculo de la radiancia e irradiancia, los valores tienen una subestimación media de un 40%, siendo este un resultado muy desfavorable. A continuación, se muestra en la Tabla 5 un resumen de los resultados estadísticos para cada variable medida, en el que los resultados de las medidas espectrales del canal rojo están sobreestimados y son más desfavorables con respecto a las medidas del canal NIR que están subestimadas.

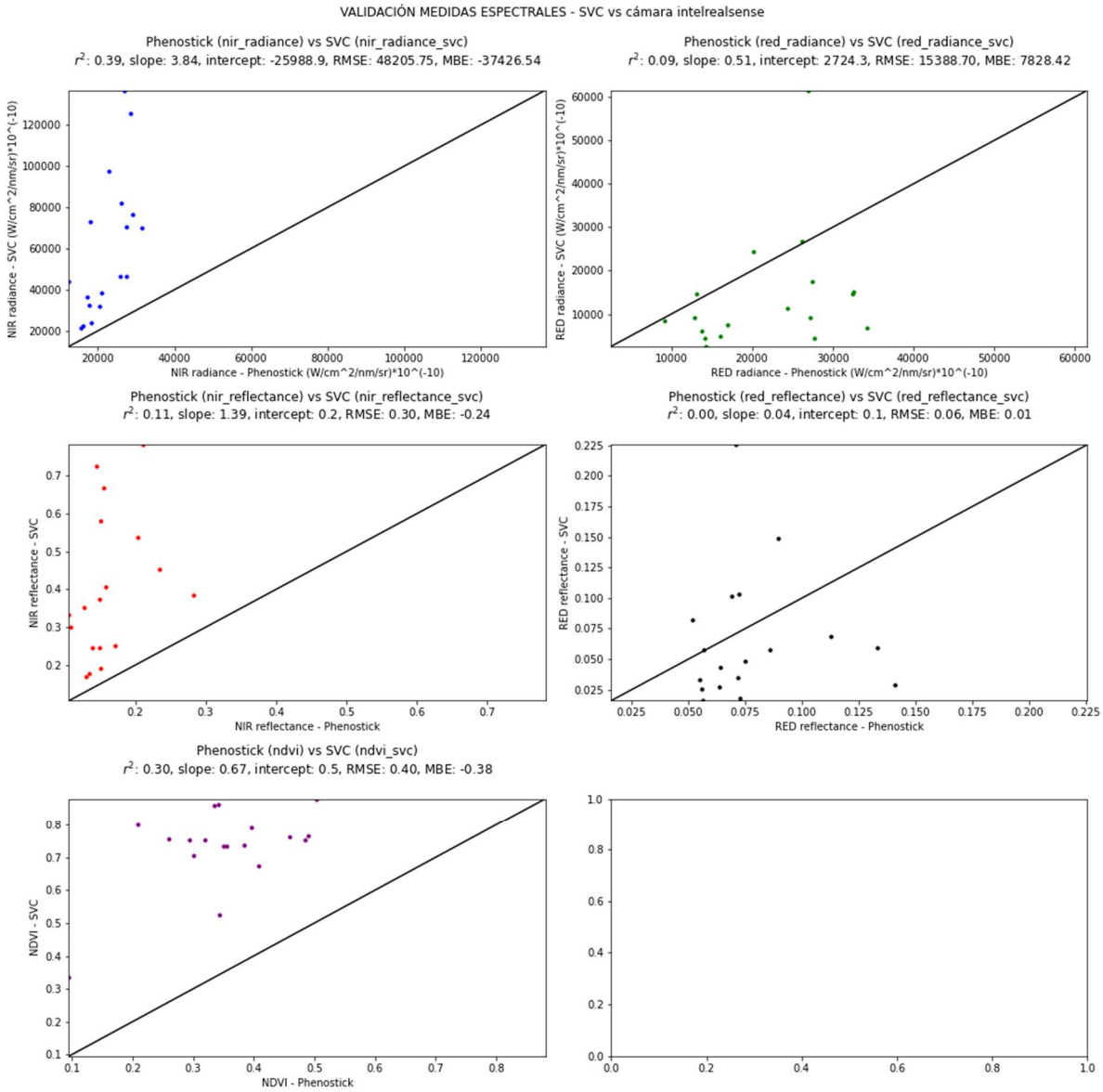

Figura 34. Validación de resultados obtenidos en medidas espectrales.

*Tabla 5. Resumen de resultados estadísticos de validación de medidas espectrales. Las unidades de radiancia son (W/cm²/sr)*10⁻¹⁰. La reflectancia y el NDVI es adimensional y está representado en tanto por uno.*

	NIR rad.	*Red rad.*	*NIR reflect.*	*Red reflect.*	*NDVI*
R2	0,39	0,09	0,10	0,00	0,30
Slope	3,84	0,51	1,39	0,04	0,67
Intercept	-25988,9	2724,3	0,2	0,07	0,5
RMSE	48205,75	15388,69	0,30	0,06	0,40
MBE	-37426,54	7828,42	-0,24	0,01	-0,38

5. Conclusiones y trabajos futuros

En el presente trabajo se ha llevado a cabo el desarrollo y la validación de un prototipo de medidas de fenotipado usando una cámara 3D-RGB-NIR con el que se obtienen parámetros biofísicos de altura y valores del índice NDVI. La medición de ciertas características biofísicas de los cultivos en el mundo del fenotipado es un trabajo de medidas relativas en el que los investigadores deben desempeñar de manera independiente; una misma persona es la que toma referencias subjetivas de la afección de enfermedades, vigor de la planta, alturas, etc. siendo este aspecto la piedra angular del proyecto debido a la repetibilidad de lo que se cuantifica. La extracción de información de cultivos a través de índices de vegetación es una tarea que comercializan los fabricantes de cámaras espectrales que normalmente están montadas en plataformas del tipo UAV, el coste de toda la tecnología que se necesita es muy elevado, en ocasiones, de decenas de miles de euros; la búsqueda de la eficiencia tecnológico-económico es otro de los aspectos que habría que remarcar.

Los resultados de la medición de alturas han sido favorables, con un índice de correlación del 90% y un error medio de sesgo de -5 cm, a pesar de tratarse de un cultivo como el algodón, cuya planta es un arbusto poco tupido y muy irregular en cuanto a forma, lo que implica que en la región de interés hay mucha información que aporta ruido.

Para el caso del índice de vegetación, los resultados obtenidos no han sido totalmente favorables, principalmente por el error de calibración comentado en el apartado de resultados, agravado por la falta de información por parte del fabricante de la respuesta espectral de los sensores CMOS de la cámara, y por la naturaleza de las plantas de algodón, con la amplia variabilidad de colores en el estadio en el que se han tomado las muestras; color rojizo en el tallo, blanco en la flor, partes descubierta de suelo, etc. Siendo el color verde lo que determina valores altos de NDVI. A pesar de los resultados desfavorables en la predicción de radiancia, se tratan de fallos que se pueden corregir realizando una nueva calibración radiométrica, la metodología empleada es la correcta y la cámara promete una buena adaptación para esta aplicación.

En base a los objetivos marcados, las conclusiones más relevantes tras la realización del presente trabajo y en relación con los objetivos han sido:

- Se ha integrado la cámara Intel-RealSense con un software de control para la adquisición de fotografías RGB-IR-Profundidad de manera simultánea y posibilidad de ajuste manual de diferentes parámetros internos, como son el tiempo de integración y la ganancia, lo que permite almacenar imágenes brutas y con los metadatos necesarios para un análisis cuantitativo de las imágenes en aplicaciones de fenotipado y monitorización de cultivos. Se trata de una aplicación de uso para la que este dispositivo que no ha sido diseñado.

- Se ha obtenido una calibración radiométrica de los canales rojo e infrarrojo de la cámara Intel-RealSense, mediante modelos de regresión que predicen la radiancia en función del tiempo de integración y los valores de cuentas digitales. Esto

permite el cálculo de valores de radiancia a partir de las imágenes brutas y la obtención de reflectancias a partir del uso de un panel de reflectancia conocida.

- Se ha llevado a cabo la validación de las medidas de alturas obtenidas a través de la cámara Intel-RealSense frente a metodologías de medición de alturas agronómicas, obteniendo resultados favorables con un índice de correlación alto, un error cuadrático medio y error medio de sesgo bajos.

- La validación del índice de vegetación NDVI y medidas espectrales, mediante la utilización de un espectrómetro de rango completo, aunque no se han obtenido resultados con la correlación esperada que se deben a errores en la configuración del espectroradiómetro en la etapa de calibración.

- El prototipo desarrollado en este proyecto permite obtener de forma rápida y sencilla medidas simultaneas de altura y vigor del cultivo mediante una cámara 3D RGB-NIR comercial y económica en cultivos herbáceos.

Como líneas de trabajo futuras para la puesta en marcha de un prototipo comercial que pueda ser utilizado por usuarios sin conocimientos en la materia, quedarían las siguientes fases:

- Realización de un nuevo modelo de calibración radiométrico solventando el error de la configuración de la lente del espectroradiómetro y teniendo valores de radiancia fiables.

- Caracterización de la respuesta espectral de los sensores CMOS de la cámara para los canales Rojo, Verde, Azul e infrarrojo, con el objetivo de poder ampliar el número de índices que se pueden calcular (GNDVI, OSAVI, etc.).

- La integración de un GNSS-RTK con correcciones NTRIP para la geolocalización de las fotografías a través de los metadatos.

- Implementación del software de adquisición y procesado de imágenes en una unidad de control tipo Raspberry Pi, con el fin de no tener que transportar el PC para tomar las medidas de campo y poder integrar todos los dispositivos (GPS, Raspberry Pi, Cámara) en una misma estructura fija.

- Incorporar un estabilizador externo (GIMBAL) capaz de corregir las vibraciones, temblores y movimientos bruscos de la cámara, manteniendo a su vez una horizontalidad perfecta con el plano de la vegetación sin necesidad de hacer esta estabilización manualmente.

- Desarrollar una interfaz gráfica para el programa de adquisición y procesamiento de imágenes, con el objetivo de que lo pueda utilizar un usuario sin conocimientos de programación.

6. Bibliografía

Bannari, A., D. Morin, F. Bonn, and A. R. Huete. 1995. "A Review of Vegetation Indices." *Remote Sensing Reviews* 13 (1–2): 95–120.

Barnes, Robert A., William L. Barnes, Cheng-Hsuan Lyu, and Joel M. Gales. 2000. "An Overview of the Visible and Infrared Scanner Radiometric Calibration Algorithm." *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 17 (4): 395–405.

Berni, J. A. J., P. J. Zarco-Tejada, L. Suárez, V. González-Dugo, and E. Fereres. 2009. "Remote Sensing of Vegetation from UAV Platforms Using Lightweight Multispectral and Thermal Imaging Sensors." *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inform. Sci* 38 (6): 6.

Berni, Jose A. J., Pablo J. Zarco-Tejada, Lola Suarez, and Elias Fereres. 2009. "Thermal and Narrowband Multispectral Remote Sensing for Vegetation Monitoring From an Unmanned Aerial Vehicle." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing: A Publication of the IEEE Geoscience and Remote Sensing Society* 47 (3): 722–38.

Comino, F., M. J. Ayora-Cañada, V. Aranda, A. Díaz, and A. Domínguez-Vidal. 2018. "Near-Infrared Spectroscopy and X-Ray Fluorescence Data Fusion for Olive Leaf Analysis and Crop Nutritional Status Determination." *Talanta* 188 (October): 676–84.

Condotta, Isabella C. F. S., Tami M. Brown-Brandl, Santosh K. Pitla, John P. Stinn, and Késia O. Silva-Miranda. 2020. "Evaluation of Low-Cost Depth Cameras for Agricultural Applications." *Computers and Electronics in Agriculture* 173 (June): 105394.

Daroya, Rangel, and Manuel Ramos. 2017. "NDVI Image Extraction of an Agricultural Land Using an Autonomous Quadcopter with a Filter-Modified Camera." *2017 7th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*. https://doi.org/10.1109/iccsce.2017.8284389.

Gitelson, Anatoly A., Yoram J. Kaufman, and Mark N. Merzlyak. 1996. "Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS." *Remote Sensing of Environment* 58 (3): 289–98.

Grunnet-Jepsen, Sweetser, and Winer. 2019. "Projectors for Intel® Realsense™ Depth Cameras D4xx." *Intel Support, Interl*. https://intelrealsense.com/wp-content/uploads/2019/03/WhitePaper_on_Projectors_for_RealSense_D4xx_1.0.pdf.

Huete, A. R. 1988. "A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)." *Remote Sensing of Environment* 25 (3): 295–309.

James, Gareth, Daniela Witten, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani. 2014. *An Introduction to Statistical Learning*. Springer US.

Jimenez-Berni, Jose A., David M. Deery, Pablo Rozas-Larraondo, Anthony Tony G. Condon, Greg J. Rebetzke, Richard A. James, William D. Bovill, Robert T. Furbank, and Xavier R. R. Sirault. 2018. "High Throughput Determination of Plant Height, Ground Cover, and Above-Ground Biomass in Wheat with LiDAR." *Frontiers in Plant Science* 9 (February): 237.

Keselman, and Iselin Woodfill. 2017. "Intel Realsense Stereoscopic Depth Cameras." In .

https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017_workshops/w15/html/Keselman_Intel_RealSense_Stereoscopic_CVPR_2017_paper.html.

Khaled, Alfadhl Yahya, Samsuzana Abd Aziz, Siti Khairunniza Bejo, Nazmi Mat Nawi, Idris Abu Seman, and Daniel Iroemeha Onwude. 2018. "Early Detection of Diseases in Plant Tissue Using Spectroscopy – Applications and Limitations." *Applied Spectroscopy Reviews* 53 (1): 36–64.

Lecumberry, Federico. 2005. "Cálculo de Disparidad En Imágenes Estéreo, Una Comparación." In . IIE - Fac. de Ingeniería, Universidad de la República, Uruguay. http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/23010.

López García, M. J., V. Casselles, S. Gandia S, and J. Meliá. 1991. "Introducción a La Teledetección." *Teledetección En El Seguimiento …*.

Meer, Freek D. van der, and S. M. de Jong. 2011. *Imaging Spectrometry: Basic Principles and Prospective Applications*. Springer Science & Business Media.

Montgomery, Douglas C., Elizabeth A. Peck, and G. Geoffrey Vining. 2021. *Introduction to Linear Regression Analysis*. John Wiley & Sons.

Müller, Andreas C., and Sarah Guido. 2016. *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. "O'Reilly Media, Inc."

Okura, Fumio. 2022. "3D Modeling and Reconstruction of Plants and Trees: A Cross-Cutting Review across Computer Graphics, Vision, and Plant Phenotyping." *Breeding Science* 72 (1): 31–47.

Paulus, Stefan, Jan Behmann, Anne-Katrin Mahlein, Lutz Plümer, and Heiner Kuhlmann. 2014. "Low-Cost 3D Systems: Suitable Tools for Plant Phenotyping." *Sensors* 14 (2): 3001–18.

Pieruschka, Roland, and Uli Schurr. 2019. "Plant Phenotyping: Past, Present, and Future." *Plant Phenomics (Washington, D.C.)* 2019 (March): 7507131.

Qi, J., A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr, and S. Sorooshian. 1994. "A Modified Soil Adjusted Vegetation Index." *Remote Sensing of Environment* 48 (2): 119–26.

Qiu, Quan, Na Sun, He Bai, Ning Wang, Zhengqiang Fan, Yanjun Wang, Zhijun Meng, Bin Li, and Yue Cong. 2019. "Field-Based High-Throughput Phenotyping for Maize Plant Using 3D LiDAR Point Cloud Generated With a 'Phenomobile.'" *Frontiers in Plant Science* 10. https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00554.

Rojas, Pedro Luis Vargas, and Eduardo Cabal Yepez. 2017. "ALGORITMO DEMOSAICING PARA LA RECONSTRUCCIÓN DE UNA IMAGEN PROPORCIONADA POR UN SENSOR ÓPTICO." *JÓVENES EN LA CIENCIA* 3 (2): 2618–22.

Rouse, J. W., R. H. Hass, J. A. Schell, and D. W. Deering. 1973. "Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Greenwave Effect) of Natural Vegetation." Remote Sensing Center, Texas A&M Univ., College Station. http://agris.fao.org/agris-search/search.do?f=2013/US/US2013040600004060.xml;US201300406063.

Simko, Ivan, Jose A. Jimenez-Berni, and Xavier R. R. Sirault. 2017. "Phenomic Approaches and Tools for Phytopathologists." *Phytopathology* 107 (1): 6–17.

Smith, Geoffrey M., and Edward J. Milton. 1999. "The Use of the Empirical Line Method to Calibrate Remotely Sensed Data to Reflectance." *International Journal of Remote Sensing* 20 (13): 2653–62.

Sobrino, J. A. 2000. "Teledetección, Universidad de Valencia."

Syed, Tabinda Naz, Liu Jizhan, Zhou Xin, Zhao Shengyi, Yuan Yan, Sami Hassan Ahmed Mohamed, and Imran Ali Lakhiar. 2019. "Seedling-Lump Integrated Non-Destructive Monitoring for Automatic Transplanting with Intel RealSense Depth Camera." *Artificial Intelligence in Agriculture* 3 (September): 18–32.

Thomas, Stefan, Matheus Thomas Kuska, David Bohnenkamp, Anna Brugger, Elias Alisaac, Mirwaes Wahabzada, Jan Behmann, and Anne-Katrin Mahlein. 2018. "Benefits of Hyperspectral Imaging for Plant Disease Detection and Plant Protection: A Technical Perspective." *Journal of Plant Diseases and Protection: Scientific Journal of the German Phytomedical Society* 125 (1): 5–20.

Tominaga, Shoji, Shogo Nishi, and Ryo Ohtera. 2021. "Measurement and Estimation of Spectral Sensitivity Functions for Mobile Phone Cameras." *Sensors* 21 (15). https://doi.org/10.3390/s21154985.

Velu, Govindan, and Ravi Prakash Singh. 2013. "Phenotyping in Wheat Breeding." *Phenotyping for Plant Breeding*. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-8320-5_2.

Vit, Adar, and Guy Shani. 2018. "Comparing RGB-D Sensors for Close Range Outdoor Agricultural Phenotyping." *Sensors* 18 (12). https://doi.org/10.3390/s18124413.

Wang, Liangju, Yunhong Duan, Libo Zhang, Tanzeel Rehman, Dongdong Ma, and Jian Jin. 2020. "Precise Estimation of NDVI with a Simple NIR Sensitive RGB Camera and Machine Learning Methods for Corn Plants." *Sensors* 20 (11). https://doi.org/10.3390/s20113208.

Xia, Chunlei, Longtan Wang, Bu-Keun Chung, and Jang-Myung Lee. 2015. "In Situ 3D Segmentation of Individual Plant Leaves Using a RGB-D Camera for Agricultural Automation." *Sensors* 15 (8): 20463–79.

Anexo I: Calibración IMU cámara Intel-RealSense

Las unidades de medición inercial (IMUs) suelen estar compuestas por un acelerómetro para medir la aceleración, normalmente en unidades del Sistema Internacional (SI) de metros por segundo al cuadrado (m/s^{-2}) y un giroscopio que mide la velocidad angular en radianes por segundo (rad/s).

Los parámetros de calibración de la IMU incluyen parámetros intrínsecos y extrínsecos. Aunque hay muchos parámetros posibles de calibración, el fabricante en aras de la simplicidad considera los siguientes parámetros:

- Parámetros intrínsecos:
  - **Acelerómetro:**
    - Factor de escala (sensibilidad): Que son términos utilizados para multiplicar las medidas en bruto garantizando así que la salida sea a escala métrica. Matemáticamente representado como: S_x, S_y, S_z
    - Bias (zero offset): Son términos que se usan para cancelar cualquier valor que no es cero cuando el sensor debería de estar leyendo un cero. Matemáticamente representado como: $\vec{a}_{\text{bias}}$
    - Off-axis: Estos términos son utilizados para corregir si los ejes del acelerómetro no son ortogonales. Expresados como: C_{xy}, C_{yx}, C_{xz}, C_{zx}, C_{zy}, C_{yz}.
  - **Giroscopio:**
    - Bias (zero offset): Son términos que se usan para cancelar cualquier valor que no es cero cuando el sensor debería de estar leyendo cero. Matemáticamente representado como: $\vec{w}_{bias}$

    Los parámetros intrínsecos intentan transformar los datos brutos del sensor en medidas reales a través del modelado de las imprecisiones del sensor.

$$\vec{a}_{true} = \begin{bmatrix} S_x & C_{xy} & C_{xz} \\ C_{yx} & S_y & C_{yz} \\ C_{zx} & C_{zy} & S_z \end{bmatrix} = \vec{a}_{raw} - \vec{a}_{bias}$$

    Para el caso del giroscopio quedaría de la siguiente manera:

$$\vec{w}_{true} = \vec{w}_{raw} - \vec{w}_{bias}$$

- Parámetros extrínsecos:
  - Rotación: Rotación de la cámara de infrarrojos (IR) izquierda a la IMU, especificada como una rotación 3x3.
  - Traslación: Traslación desde la cámara IR izquierda a la IMU, especificada como un vector 3x1 en milímetros.

La calibración de los parámetros *intrínsecos* se muestra en los siguientes párrafos, los parámetros extrínsecos están disponible para modificarlos a través de la librería de *librealsense*.

La cámara D435i contiene incorporada la IMU calibrada de fábrica; sin embargo, la precisión puede mejorarse mediante un procedimiento de calibración. La herramienta '*rs-imu-calibration*' es un código que guía al usuario a través de los pasos de calibración necesarios y guarda los coeficientes de calibración en la EEPROM, para ser aplicados automáticamente por el controlador.

Para ejecutar el script es necesario tener instalado python >=2.7 con las dependencias de *Pip*, *Numpy*, *Enum* y *pyrealsense2* (librería de realsense codificada en python).

- *python get-pip.py*
- *pip install numpy*
- *pip install enum34*
- *pip install pyrealsense2*

El proceso general de calibración abarca tres etapas; captura de los datos de la IMU en 6 posiciones, cálculo de magnitud de parámetros intrínsecos y escritura de calibración en el dispositivo.

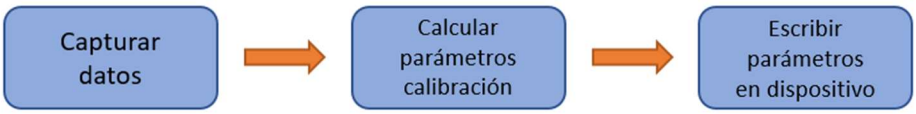

Figura 35. Etapas de calibración IMU Intel-RealSense.

Para realizar la calibración en cada una de las posiciones, el dispositivo debe estar estático en la posición que se indica en el script durante 3 o 4 segundos. Hay que asegurarse de mantener la cámara lo más estable posible en cada posición. El objetivo de cada posición es alinear el eje de la IMU con la dirección de gravedad.

Para mayor comodidad, se puede utilizar la caja original de la cámara y realizar una pequeña obertura con el que se conecte el cable de alimentación.

Figura 36. Posiciones de calibración de la cámara.

Una vez que haya finalizado la captura de las 6 posiciones, aparecerá por pantalla un diálogo para guardar los datos en bruto, en caso afirmativo, hay que introducir una extensión del nombre para los archivos de calibración del giroscopio y el acelerómetro. En caso contrario, no introducir nada para no guardar los ficheros en el disco.

Finalmente, aparecen los resultados de la calibración como se muestran a continuación en la Figura 56.

```
Writing files:
accel_first_calib.txt
gyro_first_calib.txt
[ 0.00119664 -0.00203318  0.00535896]
[1000 1000 1000 1000 1000 1000]
using 6000 measurements.
[[ 1.01393385e+00  1.84671940e-02 -4.15207191e-02]
 [-2.90975070e-03  1.01854136e+00 -5.09973831e-03]
 [ 2.29262343e-02  8.52769718e-05  1.01863856e+00]
 [ 3.59512264e-02 -3.38042570e-02  2.54995736e-01]]
residuals: [  8.68360069 326.55431019  18.64647401]
rank: 4
singular: [436.36210157 431.42367876 425.59593035  77.37558738]
norm (raw data  ): 9.639808
norm (fixed data): 9.803265 A good calibration will be near 9.806650
```

Figura 37. Resultados de calibración.

Si el valor de valor ‘fixed data’ se aproxima a 9.086650 se podrían aceptar los cambios y se procedería a escribir la calibración en la EEPROM, Figura 57.

```
Would you like to write the results to the camera? (Y/N)Y
Writing calibration to device.
  Device PID:  0B3A
  Device name:  Intel RealSense D435I
  Serial number:  845112070771
  Firmware version:  05.13.00.50
SUCCESS: saved calibration to camera.
Done.
```

Figura 38. Diálogo calibración cámara.

Anexo II: Código

El código con el que se han obtenido la adquisición de datos y el procesamiento de las etapas de calibración radiométrica y validación de resultados, así como todas las gráficas que se han plasmado en este documento, están disponibles en un repositorio de GITHUB, con el siguiente enlace: https://github.com/sergiobellido/TFM-SergioBellido

La guía para la instalación de las dependencias se puede encontrar en la presentación del repositorio. Se ha habilitado un archivo de configuración que instala automáticamente las librerías requeridas.

El código se ha estructurado de la siguiente forma. Por un lado, están los scripts con extensión *'.py'* ubicados en la carpeta *'src/'* que son el software de adquisición-procesado de imágenes para la extracción de los parámetros biofísicos (*'main.py'*) y el software de calibración radiométrica (*'main_radiom_calib.py'*) con sus respectivos archivos de configuración ubicados en *"/config_files"*. Por otra parte, tenemos los jupyter-notebooks con extensión *"ipynb"* ubicados en la carpeta *'notebooks/'* en los que se presentan el análisis de los datos para las fases de calibración, generación del modelo de predicción y análisis de los resultados.