

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS
INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA



Trabajo Fin de Grado

**Análisis de imágenes multispectrales
aéreas de vegetación**
**Analysis of multispectral aerial images of
vegetation**

Para acceder al Título de

***Graduado en
Ingeniería de Tecnologías de Telecomunicación***

Autor: Sara Trueba Aja

Septiembre - 2017

**GRADUADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE
TELECOMUNICACIÓN**

CALIFICACIÓN DEL TRABAJO FIN DE GRADO

Realizado por: Sara Trueba Aja

Director del TFG: Adolfo Cobo García

Título: “Análisis de imágenes multispectrales aéreas de vegetación”

Title: “Analysis of multispectral aerial images of vegetation “

Presentado a examen el día: 14 de Septiembre de 2017

para acceder al Título de

**GRADUADO EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE
TELECOMUNICACIÓN**

Composición del Tribunal:

Presidente (Apellidos, Nombre): Cobo García, Adolfo

Secretario (Apellidos, Nombre): García Arranz, Marta

Vocal (Apellidos, Nombre): Manzano Ansorena, Miguel Angel

Este Tribunal ha resuelto otorgar la calificación de:

Fdo.: El Presidente

Fdo.: El Secretario

Fdo.: El Vocal

Fdo.: El Director del TFG
(sólo si es distinto del Secretario)

Vº Bº del Subdirector

Trabajo Fin de Grado Nº
(a asignar por Secretaría)

Agradecimientos

A la primera persona que quiero agradecer este trabajo es a Adolfo, ya que sin su ayuda y conocimientos no hubiera sido posible realizar este Trabajo de Fin de Grado. Gracias por prestarme toda la ayuda que he necesitado en todo momento y por haberme dado todas las facilidades para trabajar con él. Sobre todo, gracias por hacerme aprender.

A las personas que han ayudado con los vuelos del dron y la toma de imágenes.

A mi familia, por toda la paciencia que han tenido conmigo en estos años, y sobre todo por la oportunidad que me han dado. A Diego, porque siempre que he necesitado algo, ahí ha estado él ayudándome sin pedir nada a cambio. A Álvaro, que siempre ha estado a mi lado.

A todos mis compañeros y amigos que he hecho en estos años, gracias por su ayuda y buenos momentos a lo largo del grado

Índice

Agradecimientos	3
Índice	4
Índice de figuras	5
Resumen	8
Abstract	9
1. Introducción	10
1.1 Introducción.....	10
1.2 Motivación.....	11
1.3 Contenido del documento.....	13
2. Estado del arte	14
3. Análisis de imágenes	25
3.1 Cámara multiespectral.....	26
3.2 Índice NDVI	28
3.3 Descriptores de texturas	34
4. Resultados	43
4.1 Resultados de NDVI Pix4D y Matlab	43
4.2 Resultados de la obtención de los	61
descriptores de texturas	61
5. Conclusiones	74
6. Líneas futuras	76
Bibliografía	77

Índice de figuras

3: Dron utilizado para la toma de imágenes

3.2.1: Toma de imágenes multiespectrales

3.2.2: Interfaz Pix4D

4.1.1: Región del vuelo del dron sobre el pinar

4.1.2: Mapa NDVI pinar con Pix4d

4.1.3: Mapa NDVI pinar con Matlab

4.1.4: Región del vuelo del dron sobre el maizal

4.1.5: Mapa NDVI Maizal vuelo 1

4.1.6: Mapa NDVI Maizal vuelo 2

4.1.7: Mapa NDVI Maizal vuelo 3

4.1.8: Mapa NDVI Maizal vuelo 1, zona superior

4.1.9: Mapa NDVI Maizal vuelo 1, zona inferior

4.1.10: Imagen RGB maizal vuelo 1, parte superior

4.1.11: Imagen RGB maizal vuelo 1, zona inferior

4.1.12: Mapa NDVI vuelo 2, zona superior

4.1.13: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior azul

4.1.14: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior roja

- 4.1.15: Imagen RGB maizal vuelo 1, zona superior azul
- 4.1.16: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior azul
- 4.1.17: Mapa NDVI vuelo 2, inferior
- 4.1.18: Mapa NDVI vuelo 3, zona superior
- 4.1.19: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona verde
- 4.1.20: Imagen RGB maizal vuelo 3, zona verde
- 4.2.1: Imagen RGB pinar
- 4.2.2: Imagen Green pinar
- 4.2.3: Descriptor media de grises
- 4.2.4: Descriptor desviación estándar
- 4.2.5: Descriptor de suavidad
- 4.2.6: Descriptor tercer momento
- 4.2.7: Descriptor de uniformidad
- 4.2.8: Descriptor entropía
- 4.2.9: Imagen Green maizal, zona con vegetación
- 4.2.10: Imagen Green maizal, zona sin vegetación
- 4.2.11: Descriptor media de grises, zona 1
- 4.2.11: Descriptor media de grises, zona 2
- 4.2.12: Descriptor media de grises, zona 2
- 4.2.13: Descriptor de la desviación, zona 1

- 4.2.14: Descriptor de la desviación, zona 2
- 4.2.15: Descriptor de la suavidad, zona 1
- 4.2.16: Descriptor de la suavidad, zona 2
- 4.2.17: Descriptor de tercer momento, zona 1
- 4.2.18: Descriptor de tercer momento, zona 2
- 4.2.19: Descriptor de uniformidad, zona 1
- 4.2.20: Descriptor de uniformidad, zona 2
- 4.2.20: Descriptor de entropía, zona 1
- 4.2.21: Descriptor de entropía, zona 2

Resumen

Cada vez hay más enfermedades en la vegetación, ya sean cultivos o masas de árboles. Estas enfermedades provocan pérdidas a los agricultores, así como problemas de alimentación. Han aumentado en los últimos años debido a la globalización, el cambio climático y la sobreexplotación de los cultivos. El desarrollo de la tecnología está haciendo que las técnicas utilizadas para la detección de enfermedades de la vegetación cambien. Las imágenes de satélite o las imágenes obtenidas desde drones pueden ser procesadas y analizadas para detectar anomalías en los cultivos, y plantaciones. De esta forma, se puede identificar y establecer el nivel o tipo de daño, y tomar medidas de forma más rápida.

El objetivo de este trabajo es analizar varias técnicas de posible detección de enfermedades. Para ello se ha utilizado una cámara multispectral que ha tomado imágenes, desde un dron. Estas imágenes han sido procesadas con el software Pix4D, y con Matlab, de forma que se ha obtenido índices de reflectancia de la vegetación y descriptores de texturas.

Abstract

There are more and more vegetation diseases, whether crops or tree masses. These diseases cause losses to farmers and feeding problems. They have increased in recent years due to globalization, climate change and overexploitation of crops. The development of technology is changing the techniques used to detect vegetation diseases. Satellite images or images obtained from drones can be processed and analyzed to detect crop and plantation anomalies. This way, the level or type of damage can be identified and established, and action taken more quickly.

The aim of this work is to analyze several techniques of possible disease detection. A multispectral camera has been used to do this, taking images from a drone. These images have been processed with software, Pix4D, and Matlab. In such a way, vegetation reflectance indexes and textures descriptors have been obtained.

1. Introducción

1.1 Introducción

Cada vez hay más masas de árboles y cultivos enfermos. Estas enfermedades son alteraciones de las funciones normales de las plantas debidas a la acción de agentes patógenos o de factores ambientales adversos. Las plagas y enfermedades que afectan a los cultivos alimentarios provocan pérdidas significativas a los agricultores, así como problemas de alimentación. La propagación de plagas y enfermedades ha aumentado en estos últimos años debido a la globalización, el cambio climático y la falta de capacidad de recuperación de los cultivos debido a la sobreexplotación de estos.

El progresivo desarrollo de la tecnología está haciendo que las técnicas utilizadas para la detección de enfermedades y perturbaciones de la vegetación cambien. Las imágenes de satélite o las imágenes obtenidas desde drones pueden ser procesadas y analizadas para detectar anomalías en los cultivos, plantaciones, bosques, etc. De esta manera se puede establecer de forma rápida el nivel o tipo de daño y tomar medidas de forma más rápida que con las técnicas convencionales.

El desarrollo de los drones está facilitando la teledetección, ya que son una buena alternativa en relación calidad-precio para obtener imágenes con un alto detalle espacial. Además, volar a baja altura favorece la obtención de imágenes de calidad, ya que los datos contienen menos ruido, que las imágenes de satélite, al estar menos afectadas por los efectos atmosféricos.

1.2 Motivación

Los métodos comunes para el diagnóstico y la detección de enfermedades de las plantas incluyen una estimación visual de las enfermedades de las plantas por evaluadores humanos, una evaluación microscópica de las características morfológicas para identificar patógenos y también técnicas de diagnóstico molecular, serológico y microbiológico. Las estimaciones visuales tradicionales identifican una enfermedad basada en síntomas característicos de la enfermedad de las plantas (por ejemplo, lesiones, tumores, marchitez, putrefacción...) La desventaja de esto es que la estimación visual siempre está sujeta a la experiencia de un individuo y puede verse afectada por la variación temporal. Estos métodos necesitan tiempo y personal experimentado, debido a esto ha surgido la necesidad de desarrollar métodos nuevos y automatizados con alta sensibilidad, especificidad y fiabilidad para mejorar la detección de enfermedades.

La investigación ha identificado nuevos métodos basados en sensores para la detección, identificación y cuantificación de

enfermedades de las plantas. Estos sensores evalúan las propiedades ópticas de las plantas dentro de diferentes regiones del espectro electromagnético y son capaces de utilizar información más allá del rango visible. La teledetección es el uso de energía reflejada y emitida para medir las propiedades físicas de objetos distantes y sus alrededores. En el ámbito de las ciencias vegetales, la teledetección es un método utilizado para obtener información de plantas o cultivos sin contacto directo o manipulación invasiva. Estos sensores se pueden instalar en múltiples plataformas como microscopios digitales, tractores, portadores, robots, plataformas de alto rendimiento, drones, aeronaves, satélites, etc.

Las técnicas ópticas como la imagen RGB, sensores multiespectrales, híperespectrales, la termografía o la fluorescencia de la clorofila son usadas en sistemas de detección automatizados para la identificación de enfermedades de las plantas en épocas tempranas. Las técnicas de detección óptica se utilizan para identificar focos de enfermedad primaria y áreas que difieren en la gravedad de la enfermedad en los campos. Estas técnicas junto con métodos avanzados de análisis de datos se utilizan para programas específicos de manejo de plagas en la producción sostenible de cultivos. [1]

El objetivo de este trabajo es analizar diferentes herramientas y cámaras que ayuden a la detección e identificación de enfermedades y plagas. Se profundizará en el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y los descriptores de textura de imágenes, así como en el análisis de diferentes cámaras que puedan obtener estas imágenes. Estas herramientas pueden ayudar a los agricultores en su

labor, facilitando el trabajo de detectar anomalías y plagas en las masas de árboles, bosques, cultivos, etc., de forma que se puedan tomar medidas antes de que se pierdan los cultivos, los daños sean de gran magnitud y las pérdidas sean elevadas.

1.3 Contenido del documento

Este documento está dividido en seis capítulos. Tras este primer capítulo en el que se han presentado brevemente algunos conceptos importantes, así como la motivación y los objetivos del trabajo, el segundo capítulo describe el estado actual de la tecnología de teledetección, así como el análisis de investigaciones y proyectos que han sido llevadas a cabo con anterioridad

El capítulo tres se centra en el análisis de imágenes, donde se explica el uso de las cámaras multispectrales, los índices de vegetación, en concreto el NDVI (Índice de vegetación diferencial normalizado), y los descriptores de textura.

A continuación, en el capítulo cuatro se analizarán los resultados que se han obtenido de la obtención y procesamiento de las imágenes.

Por último, se expondrá todas las conclusiones alcanzadas tras el análisis de los resultados, así como las líneas futuras que quedan abiertas tras la realización de este trabajo.

2. Estado del arte

La defoliación en masas forestales provoca cambios en la reflectancia y puede emplearse para detectar los daños causados por los insectos. Las imágenes de satélite permiten que se pueda establecer de forma rápida el nivel de daño actual, de esta forma se puede actuar de diferente manera según el nivel de infección. Además permite a investigadores investigar la defoliación debida a los insectos en áreas muy extensas, de modo que la dinámica seguida por los brotes se puede relacionar con otros parámetros ambientales de manera que se puedan entender mejor, y llegar a predecirlos.

En los años 80 se demostró la utilidad de las imágenes Landsat para detectar los daños causados por polillas y gusanos de los abetos en los bosques americanos. Estas imágenes se han seguido utilizando para detectar otros ataques de insectos. Hoy en día la aparición de nuevos sensores, la disminución en los costes de adquisición de imágenes de mayor resolución y los problemas existentes con Landsat, ha inducido al empleo de nuevas resoluciones (espaciales y espectrales) y nuevos sensores en la detección de áreas defoliadas. [2]

La mayoría de los estudios de defoliación en masas forestales realizados han empleado imágenes procedentes de sensores multispectrales de resolución media.

Hay que tener en cuenta que las interacciones entre la planta y el herbívoro son dinámicas y que los periodos en los que se puede detectar la defoliación son a menudo cortos. Otro aspecto a tener en cuenta es que la defoliación causa cambios en el árbol que tienen diferentes efectos según se consideren como objeto de estudio las hojas, el tronco o la cubierta forestal en su conjunto. La respuesta de las diferentes partes del espectro electromagnético a los cambios de las masas:

- Espectro visible (0,4 - 0,7 μm): la mayor parte de la radiación incidente de la parte visible del espectro se absorbe por parte de los pigmentos de las hojas, mientras que solo el 10% se refleja. Las clorofilas, carotenoides y antocianinas, con una fuerte absorción en el rojo y el azul, son responsables de la mayoría de la reflectancia en esta parte del espectro. Debido a la baja reflectancia en el visible, empleando sensores solo se puede detectar y medir la reflectancia de la parte más superior de la cubierta. La disminución en los pigmentos y la concentración de nutrientes aumenta la reflectancia en las regiones del rojo y el azul y la disminuye en el verde. Al disminuir la biomasa de hojas, la proporción de sombras en la masa puede aumentar, causando un pequeño descenso de la reflectancia en el visible. Este efecto puede enmascarse de forma simultánea ya que la reflectancia de la corteza es mayor que la de las hojas en esta parte del espectro. Según va aumentando la defoliación, la contribución a la reflectancia de las hojas va disminuyendo, mientras que aumenta la de las ramas, la corteza, sotobosque, suelo y sombras.

Por ello, un pequeño descenso en la reflectancia puede transformarse en un aumento de la misma en masas forestales muy defoliadas.

- Infrarrojo cercano (NIR 0,7 - 1,2 μm): la elevada reflectancia de las hojas en esta parte del espectro está causada por la estructura interna

de la hoja. El 50% de la radiación incidente es reflejada por cubiertas de bosques sanos, mientras que la absorción es baja y la transmitancia alta. Sin embargo, la radiación solar puede penetrar y reflejar energía a través de las múltiples capas de hojas de la cubierta. Un aumento en el número de capas de hojas aumenta de forma significativa la reflectancia en el NIR. La defoliación disminuye la reflectancia en el NIR; además de los cambios en la estructura interna de la hoja y la FCC, el aumento de la proporción de sombra y fondo oscuro pueden explicar este hecho. El aumento de la exposición de la corteza disminuye la reflectancia de la cubierta, ya que la corteza refleja menos que las hojas en el NIR, aunque puede ocurrir lo contrario si el fondo es brillante (como en el caso de la hierba). Con esta banda es difícil determinar las clases de defoliación bajas, ya que se superpone la influencia de la vegetación del sotobosque.

· Infrarrojo medio (MIR, 1,2 - 2,5 μ m): las propiedades ópticas de este rango se ven afectadas principalmente por el contenido en agua de blanco, que absorbe gran parte de la energía que incide. Si disminuye el contenido en humedad aumenta reflectancia en el MIR. La defoliación incrementa la reflexión en el rango de la banda 5 del sensor TM (1,55-1,75 μ m) debido a que se reduce la absorción. La reflexión debida a la corteza y al fondo es mayor que la producida por las hojas en el MIR. Las bandas 4 y 5 del sensor TM tienen una correlación negativa debido a la defoliación, por lo que emplear un índice TM4/TM5 es adecuado ya que pone de manifiesto la separabilidad de ambas bandas.

Otro aspecto a considerar es que las características dasométricas y silvícolas de las masas forestales afectan a la respuesta espectral. Por lo

que hay que realizar una estratificación en función de la especie, la densidad, la edad, o la selvicultura. De esta manera, se podrán obtener resultados más precisos y se minimizarán los errores debidos a la influencia de la estructura de masa. Además de las características de la masa forestal y de los síntomas que ésta pueda presentar las propiedades reflectantes están influidas por factores externos como la geometría de la cubierta, la geometría del triángulo sol -sensor –blanco, las propiedades del suelo (por ejemplo la humedad) la reflectancia del fondo la disposición y el error causado por condiciones atmosféricas durante la toma de la escena. [3]

En el caso concreto del pino, la procesionaria del pino (*Thaumetopoea pityocampa*) es uno de los principales defoliadores de estos, reduciendo su crecimiento si son adultos o pudiendo causar la muerte si son jóvenes. La procesionaria defolia más de 500.000 hectáreas en España al año. Se trata de una mariposa nocturna, un lepidóptero defoliador perteneciente a la familia Thaumetopoeidae. Se alimenta principalmente de pinos y cedros. Tienen una sola generación anual, pero las crisálidas pueden entrar en diapausa prolongada y permanecer en ese estado de uno a cuatro años, por lo que dan lugar a ciclos plurianuales. Este insecto pasa por cuatro fases diferentes de desarrollo a lo largo de su vida: adultos, huevos, orugas y crisálidas. Los adultos son mariposas estivales nocturnas que viven de uno a dos días, los huevos son puestos por las hembras en forma de canutillo dorado, cada puesta puede contener de 48 a 336 huevos. Las orugas al nacer tienen un aspecto verdoso y miden unos 3 mm. Cuando están desarrolladas llegan a medir unos 4 cm. Estas tienen unos pliegues en

la piel en los cuales se alojan los pelos urticantes. Las crisálidas se encuentran enterradas, encerradas en un capullo de seda, que miden unos 2 cm.

El vuelo de las mariposas dura de 45 a 60 días, el vuelo tiene lugar entre los meses de verano, pero en lugares fríos, se puede adelantar. El mismo día que nacen las mariposas, se produce el apareamiento y la puesta. Las hembras fecundadas vuelan a zonas de monte, estas son capaces de diferenciar las diferentes especies de pino. Se dejan caer sobre el árbol y hacen la puesta. Un mes después las orugas nacen y se agrupan en la base de la puesta. Las orugas se alimentan de las partes externas de las acículas. La colonia se va desplazando en busca de una zona favorable en la copa, dejando un rastro de 'plumerillos' de acículas secas. Las colonias se siguen moviendo hacia las partes más soleadas de las copas, a finales de noviembre las colonias ya han elegido el emplazamiento definitivo y allí permanecen hasta completar su desarrollo. El invierno transcurre de forma que las orugas durante el día están en el interior de los bolsones, pero al caer la noche, la colonia sale de los bolsones para alimentarse sobre las acículas del pino. Cuando el invierno finaliza y las orugas alcanzan la madurez, los días que comienza la estación de verano, las orugas de cada colonia se organizan en procesión y bajan de los árboles para enterrarse en los claros del monte, donde el sol calienta la tierra. Las orugas se entierran de unos 15 a 20 cm, allí se transforman en crisálidas que entran en diapausa. La diapausa es una parada de desarrollo de duración variable, puede durar de pocos días a cuatro años. Cuando la diapausa finaliza, el periodo de formación de los adultos comienza, suele durar un mínimo de tres

semanas. Los adultos emergen del suelo a partir de las horas de crepúsculo de los días de verano.

El aumento o la disminución del número de individuos de una generación a otra a lo largo del tiempo dependen del clima y la alimentación. Los niveles de infestación de una gradación completa son los siguientes:

Nivel 0 (Sin presencia): son muy escasos o no se ven los bolsones en el monte

Nivel 1 (Asedio): Comienza la gradación con la aparición de algunos bolsones en las zonas preferidas por la plaga, bordes de claros y pies aislados.

Nivel 2 (Asalto): abundancia de bolsones en las zonas de borde y aparición esporádica de bolsones en el centro de la masa. Se dice que en este nivel, la procesionaria "asalta" el pinar.

Nivel 3 (invasión): La invasión del pinar tiene lugar, la procesionaria se ha introducido en la masa, donde se ven numerosas colonias, mientras las zonas de borde y los pinos aislados quedan parcialmente defoliados.

Nivel 4 y 5 (conquista y saqueo): Las orugas esquilman el pinar y comienzan los problemas que originan la escasez de alimentos, lo que conlleva a la mortalidad por hambre, disminución de la fecundidad y diapausa prolongada por alimentación insuficiente. Esto, junto con la acción de parásitos y predadores, reducirán los efectivos de su población para comenzar de nuevo un ciclo. [4]

Para detectar la procesionaria del pino muchos estudios han utilizado el empleo de imágenes de satélite en la evaluación y seguimiento de los procesos de decaimiento, mediante la interpretación visual de las mismas o buscando una relación entre la respuesta espectral de la vegetación y el grado de afectación (este se manifiesta a través de los grados de decoloración o defoliación). La defoliación es el parámetro más adecuado para el seguimiento del decaimiento de las masas forestales. Varios estudios han estudiado los efectos espectrales del decaimiento de masas forestales. El efecto difiere entre los tres espectros dominantes de interés, que son el visible (400-700 nm), el infrarrojo cercano (700-1300 nm) y el de onda corta (1300-2500 nm).

Estudios que han usado información procedente de satélites, sensores aerotransportados, fotogrametría y trabajos de campo han mostrado que los valores de la radiación infrarroja (NIR) disminuyen con una defoliación elevada. Sobre un 50% de la radiación NIR incidente es reflejada por las hojas, lo que conlleva a que una pérdida elevada de hojas, tiene un efecto importante sobre los valores de radiación. Por lo tanto, el único efecto que se puede considerar consistente del decaimiento de las masas forestales es la caída de la reflectividad en la región NIR.

En las masas afectadas por la procesionaria, los daños se concentran fundamentalmente durante el final del invierno (de enero a marzo), por lo que es adecuado llevar a cabo la toma de imágenes en estas fechas.

En el caso del maíz varios estudios han llevado a cabo toma de imágenes y análisis de estos de cultivos de maíz mediante teledetección.

El maíz es uno de los principales cultivos a nivel mundial, por lo que resulta interesante poder incorporar nuevas tecnologías, para aumentar la eficiencia de las explotaciones.

Algunos estudios han tomado imágenes mediante cámaras térmicas y multiespectrales. Con la cámara de imagen térmica se mide la temperatura del dosel, la cual es un indicador de estrés hídrico en las plantas. Si estas no están bien hidratadas cierran sus estomas para evita perdida de humedad por transpiración, lo que hace que la temperatura de la planta aumente ya que hay menos enfriamiento por evaporación. En el caso de la cámara multiespectral se mide la reflexión de la luz en rangos de verde, rojo y cercano al infrarrojo. El dosel denso de una planta puede absorber más del 95% de la luz en un rango visible (violeta a rojo), pero gran parte de la luz que refleja se encuentra en un rango cercano al infrarrojo. Estos datos obtenidos de la reflexión ayudan a estimar la cobertura vegetal y el índice del área foliar, que son parámetros que se relacionan con la biomasa y el rendimiento. Los dos principales métodos para la estimación de las variables biofísicas del maíz mediante teledetección son los índices de vegetación y la inversión de modelos. En el cultivo del maíz se ha logrado establecer robustas relaciones entre los índices de vegetación calculados a partir de imágenes aéreas y parámetros biofísicos, como son la producción de biomasa, la evapotranspiración, el índice de área foliar, la fracción de cobertura, así como otros parámetros obtenidos a partir de las reflectividades de la cubierta como es la temperatura superficial. Una de las aplicaciones más interesantes de estas variables biofísicas del maíz es la determinación del estrés hídrico, el cual detiene el crecimiento del maíz y produce una pérdida de rendimiento del grano severa si la sequía ocurre en la etapa de floración o llenado de grano. [5]

Los sensores ópticos para la detección de enfermedades de las plantas que se utilizan hoy en día son la cámara fotográfica, cámaras de vídeo, cámara de infrarrojo cercano, cámaras multiespectrales e híperespectrales y cámaras térmicas, entre otras.

La imagen RGB (rojo, verde y azul) tiene como fuente más sencilla la cámara digital. Los parámetros técnicos que se tienen en cuenta en este tipo de dispositivos son la sensibilidad a la luz del sensor, la resolución espacial o el enfoque óptico. Una alternativa a la cámara convencional es la cámara de vídeo. Los sensores RGB se utilizan en todas las escalas de resolución para monitorizar las plantas durante la temporada de crecimiento. Con las imágenes RGB se ha detectado el estrés biótico en las plantas. Grupos de investigación han usado métodos de reconocimiento de patrones y aprendizaje de máquinas para detectar e identificar enfermedades a partir de imágenes RGB. Para evaluar estas enfermedades se usa el análisis de imagen digital. Se usan programas de software que se pueden parametrizar para diferenciar zonas sanas y enfermas. La dificultad en la detección y la baja precisión de esta técnica suele ser resultado de una baja calidad de imagen.

La termografía infrarroja (IRT) evalúa la temperatura de la planta y está relacionada con el estado de las aguas de la planta, el microclima de los cultivos y los cambios en la transpiración debidos a infecciones tempranas por patógenos vegetales. La radiación infrarroja emitida en el rango infrarrojo térmico de 8 a 12 μm es detectada por cámaras termográficas e infrarrojas y se muestra en imágenes de color falso, en las que cada píxel de la imagen contiene el valor de temperatura del objeto medido. La diferencia de temperatura media dentro de las hojas

individuales, las plantas y los rodales de cultivo es un indicador importante para la aparición de la enfermedad de las plantas. En el caso de integrar un sensor térmico a un vehículo no tripulado, se integra un núcleo de sensor térmico (peso menos a los 100gr) en él. La captura de imágenes se lleva a cabo por el núcleo, y se almacenan junto a los datos de telemetría del dron para posteriormente poder realizar la corrección geométrica. En este tipo de sensores también es necesaria la calibración radiométrica y corrección atmosférica.

Varios parámetros de fluorescencia de clorofila se usan para estimar las diferencias en la actividad fotosintética de las plantas. Los instrumentos de fluorescencia de clorofila suelen ser sensores activos con una fuente de luz LED o láser que evalúa la transferencia de electrones fotosintéticos. La combinación de imágenes de fluorescencia con técnicas de análisis de imágenes ha demostrado ser útil para la discriminación y cuantificación de las infecciones por hongos.

Una desventaja de este sistema es que la preparación de las plantas debe seguir un protocolo estricto, cosa que no se puede hacer en invernaderos agrícolas normales ni en entornos de campo.

Por último, los sensores multiespectrales evalúan la información espectral de los objetos en varias bandas de ondas relativamente amplias. Las cámaras de imágenes multiespectrales pueden dar datos en las bandas de ondas RGB y en una banda adicional de infrarrojo cercano. Los sensores híperespectrales han aumentado la complejidad de los datos medidos, debido al rango de las longitudes de onda que

miden. Las propiedades ópticas de las hojas se caracterizan por la transmisión de la luz a través de una hoja, la luz que es absorbida por químicos de las hojas (por ejemplo, pigmentos, agua, azúcares, lignina y aminoácidos) y las estructuras internas de las hojas o directamente reflejadas desde la superficie de la hoja. [1]

3. Análisis de imágenes

El trabajo realizado se ha centrado en el análisis de imágenes obtenidas mediante una cámara multispectral implementada en un dron. El dron ha realizado diferentes vuelos sobre un pinar y un maizal. Una vez obtenidas las imágenes se han procesado mediante Pix4D, obteniendo una ortofoto compuesta por cada foto que la cámara ha tomado. Con el software Pix4d se ha calculado el índice NDVI de cada ortofoto y se ha comparado con el índice NDVI calculado a través de procesar las imágenes con Matlab.

Por otra parte, se han calculado diferentes descriptores de las texturas de varias imágenes tomadas por la cámara multispectral, a través de funciones en Matlab.



Figura 3: Dron utilizado para la toma de imágenes

3.1 Cámara multispectral

Los sensores espectrales se categorizan en base a la resolución espectral (número y anchura de las bandas de ondas), a la escala espacial y al tipo de detector (sensores de imágenes o de no imágenes).

La reflectancia de la luz de las plantas es un fenómeno complejo que depende de múltiples interacciones biofísicas y bioquímicas. El rango visible (VIS 400 a 700 nm) está influenciado principalmente por el contenido de pigmentos foliares. La reflectancia del infrarrojo cercano (NIR 700 a 1,100 nm) depende de la estructura de las hojas, los procesos de dispersión interna y la absorción por el agua de las hojas. El infrarrojo de onda corta (1,100 a 2,500 nm) está influenciado por la composición química de las hojas y el agua. Existen sensores multispectrales miniaturizados para usarlos en vehículos aéreos no tripulados. Estos sensores están diseñados para el uso de parámetros relativos a la vegetación, por lo que las bandas suelen estar entre los rangos del verde, rojo e infrarrojo cercano, donde la vegetación presenta su mayor respuesta de absorbancia y reflectancia. El tratamiento de estas imágenes no solo precisa de corrección geométrica, sino que son necesarias operaciones de calibración radiométrica y correcciones atmosféricas (necesarias para la obtención de datos validados de reflectancia y temperatura de superficie).

La cámara utilizada se trata de la cámara Sequoia – Parrot, una cámara fabricada para uso en labores relacionadas con la agricultura de

precisión. El sistema está compuesto por dos elementos. Por un lado está la cámara multiespectral que inspecciona el terreno, y por otro lado está un sensor solar que mide y registra, mientras se realiza el vuelo, las condiciones solares en las mismas bandas del espectro del sensor multiespectral. Esto permite que los datos sobre la luz solar puedan confirmar los valores de los datos espectrales. (Auto calibrado). Además incluye una cámara RGB de 16 megapíxeles.

El sensor multiespectral, el cual está ubicado frente a las plantas, capta la luz que reflejan las plantas en cuatro canales espectrales diferentes: el verde (centrado en 550 nm, con banda de paso de 40 nm), el rojo (centrado en 660 nm y banda de paso 40 nm) y las dos bandas infrarrojas: Borde rojo (centrado en 735 nm, con banda de paso de 10 nm) e Infrarrojo cercano (centrado en 790 nm y banda de paso de 40 nm). El sensor solar, está ubicado encima del dron y recoge la intensidad de la luz que desprende el sol en esas cuatro bandas. Esta cámara está diseñada para adaptarse a cualquier tipo de avión no tripulado, tanto de ala fija como multi-rotor. Los datos se comparten mediante conexión WiFi y USB. Además incluye GPS, lo que aumenta la precisión de los datos recogidos. [6]

Los usos típicos para los cuales está diseñada esta cámara son, entre otros, la detección de síntomas generados por la falta de nutrientes, la optimización de la cantidad de pesticidas lanzados para prevenir el estrés biológico de los cultivos, localizar y solventar el estrés hídrico en zonas localizadas y realizar estimaciones en cuanto a la producción de cultivos. En nuestro caso, la cámara se ha utilizado para obtener imágenes que permitan analizar el estado del pinar y maizal.

3.2 Índice NDVI

Los índices de vegetación son medidas cuantitativas basadas en los valores digitales que toman la biomasa y la vegetación. El índice de vegetación es una combinación de las bandas espectrales, siendo el producto de varios valores espectrales que son sumados, divididos o multiplicados en una forma específicamente diseñada para poder producir un valor que indique la cantidad o vigor de la vegetación dentro de un pixel. Esto nos permite estimar y evaluar el estado de la salud de la vegetación, en base a la medición de la radiación que las plantas emiten o reflejan.

Los valores de índices de vegetación altos, identifican pixeles cubiertos por proporciones substanciales de vegetación saludable. Hay una variedad de índices de vegetación que han sido creados para ayudar a la monitorización de la vegetación. La mayoría de estos índices se basan en la relación entre la vegetación y la energía electromagnética de las bandas del espectro rojo e infrarrojo.

El NDVI mide la relación entre la energía absorbida y emitida por los objetos terrestres (plantas) en diversas partes del espectro electromagnético. Aplicado a las comunidades de plantas, el índice arroja valores de intensidad del verdor de la zona, y da cuenta de la cantidad de vegetación presente en una superficie y su estado de salud o vigor vegetativo. Se calcula mediante la siguiente expresión:

$$NDVI = \frac{IRC - R}{IRC + R}$$

Donde IRC es la reflectancia espectral del canal infrarrojo cercano y R es la reflectancia en el canal rojo del visible. Esta fórmula indica que existe una relación inversa entre el valor de reflectancia de estas bandas. Estos índices se calculan a partir de las bandas 1 y 2. La banda 1 corresponde al canal visible y está relacionado con la reflectividad en el rojo y a banda 2 corresponde con al canal infrarrojo cercano. La banda visible proporciona información de la cantidad de energía absorbida por las plantas y la banda infrarroja actúa a la inversa, por lo que su diferencia muestra la respuesta de la vegetación.

El rango de valores de las reflexiones espectrales se encuentra entre el 0 y el 1; ya que, tanto la reflectividad del infrarrojo cercano como la del rojo, son cocientes de la radiación reflejada sobre la radiación entrante en cada banda espectral. Por consecuencia de estos rangos de valores, el NDVI varía su valor entre -1 y 1. Valores por encima del 0.1 indican presencia de vegetación y cuanto más alto sea este índice, las condiciones de vigor son mejores. La respuesta espectral que tiene la vegetación sana, muestra un claro contraste entre el espectro del visible, especialmente la banda roja, y el Infrarrojo Cercano (NIR). En el visible los pigmentos de la hoja absorben la mayor parte de la energía que reciben en el NIR, las células de las hojas que se encuentran llenas de agua, reflejan la mayor cantidad de energía. Por otro lado, cuando la vegetación sufre algún tipo de daño o estrés (presencia de plagas, sequía...) la cantidad de agua disminuye en las células por lo que la reflectividad disminuye en el NIR y aumenta en el rojo al tener menor absorción clorofílica. Esta diferencia en la respuesta espectral permite separar la vegetación sana de las demás. [1]

Para calcular el NDVI se han utilizado el software Pix4D y se ha implementado el algoritmo en Matlab. El Pix4D es un software que combina las imágenes tomadas por vehículos aéreos no tripulados u otro tipo de aeronave y las convierte en mapas 2D o 3D. Se pueden obtener mapas de índices o mapas de reflectancia de las bandas. En este caso, se ha obtenido el índice NDVI mediante la herramienta Calculadora de índices, así como los mapas de reflectancia de la banda NIR y RED.



Figura 3.2.1: Toma de imágenes multispectrales

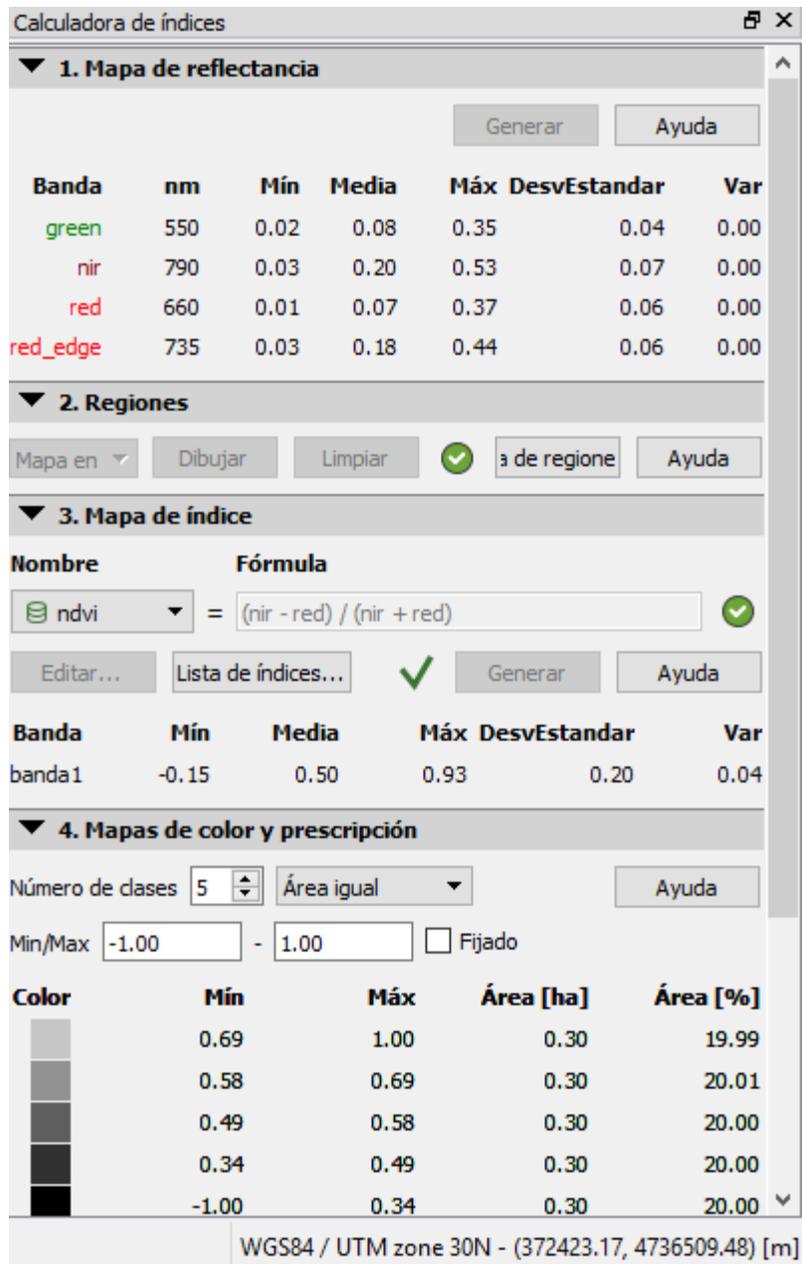


Figura 3.2.2: Interfaz Pix4D

En la imagen se muestra la interfaz de Pix4D, en concreto la calculadora de índices. Esta calculadora de índices consta de varios

paneles y funciones. La primera función que se utiliza es el Mapa de reflectancia, que muestra información para cada banda de los mapas de reflectancia generados para cada grupo de imágenes. Se muestra el nombre de cada banda junto al valor mínimo, máximo y promedio del pixel por banda, así como la desviación estándar de los valores del pixel y la varianza. Estos valores generan un mapa de reflectancia para cada banda: Green, RED, NIR y RED_EDGE. Los mapas de reflectancia contienen los valores de reflectancia de cada pixel y se utilizan para generar los Mapas de índice. En este caso se ha utilizado el mapa de reflectancia de las bandas NIR y RED.

La siguiente herramienta utilizada es el Mapa de índice. El mapa de índice es una imagen de banda única en la que cada valor de pixel se calcula utilizando una fórmula matemática que combina la información de banda de los mapas de reflectancia. Para calcular el índice NDVI se combinan las bandas NIR y RED como se ha visto anteriormente en la fórmula. Al igual que en el panel anterior, con esta herramienta también se obtienen los valores mínimos, máximos y promedio del pixel, así como la desviación estándar y la varianza. En nuestro caso, se exportan los mapas de reflectancia y de índice como imágenes .TIF para poder usarlos más adelante. Por último se utiliza la herramienta Mapas de color y prescripción. Se puede elegir entre varias opciones para representar el mapa, como escoger el número de clases en que se quiere dividir los rangos de valores, las propiedades de las clases o los colores que representan cada clase. Este panel también muestra los parámetros de las clases, el área y el porcentaje del área total ocupada por la región.

Para calcular el índice NDVI con Matlab, se ha utilizado el siguiente código:

```

I = imread ('MaizalTFG_index_nir.tif');
i=single(I);
figure(1)
imshow(i, 'DisplayRange', [0 65535])

figure(2)
I2 = imread ('MaizalTFG_index_red.tif');
i2=single(I2);
imshow(i2, 'DisplayRange', [0 65535])

NDVI= (i(:, :) - i2(:, :))./(i(:, :) + i2(:, :));

figure(3)
imshow(NDVI, 'DisplayRange', [-1 1])
title('Normalized Difference Vegetation Index')

```

La función de este código es calcular el índice NDVI a partir de la banda NIR y RED. Lo primero que hace es leer la imagen .TIF de la banda NIR exportada con Pix4D, así como la imagen de la banda RED. A continuación, aplicando la fórmula matemática del NDVI se obtienen los valores correspondientes, los cuales se muestran como una figura con valores entre -1 y 1, donde a cada valor se le asigna un color utilizando una paleta de grises.

3.3 Descriptores de texturas

La textura es una característica visual de la imagen que es de gran interés en el campo del procesado digital de imagen, incluyendo las imágenes de satélite. La textura representa las variaciones tonales en el dominio espacial, y determina la suavidad visual general, así como la tosquedad de las características de la imagen. La textura proporciona información importante sobre la disposición de los objetos y sus relaciones espaciales dentro de la imagen, lo cual es un factor de interés para la fotointerpretación y la clasificación de la cubierta terrestre. Existe una amplia variedad de metodologías para el análisis de texturas, entre ellos, uno de los más conocidos es el estudio de la variación local de brillo de la imagen.

La idea de crear operadores de varianza de la textura local puede ser explotada a través del estudio de la función del variograma. El variograma sirve para analizar la variabilidad espacial de los valores digitales tanto como a escala global (imagen completa) como local (ventana). La función del variograma es utilizada como punto de partida del cual pueden obtenerse varios operadores de textura geoestadística utilizando diferentes tipos de estimadores de variograma.

Las imágenes satelitales son un caso especial muy adecuado para la caracterización visual mediante operadores de textura. Las regiones urbanas, categorización de cultivos, así como otros usos de la tierra muestran diferentes texturas distintivas que se pueden reconocer fácilmente. La textura es un descriptor de las características visuales de

una imagen, al igual que la suavidad, rugosidad, simetría, regularidad, etc. Las variaciones de los valores de grises se producen a una mayor o menor frecuencia e intensidad dentro de la imagen, dependiendo de la naturaleza de la cubierta estudiada.

Frecuentemente las imágenes satelitales contienen regiones caracterizadas no por un valor único de brillo, sino por una variación de brillo de un píxel a otro o dentro de una región pequeña. Esto hace que sea importante para la fotointerpretación de imágenes satelitales, ya que cuando se hace un examen visual de la imagen sugiere que la base para la discriminación de las regiones estructurales es la textura más que el grado de brillo o el color. Una imagen de satélite se puede ver, en términos de relieve, como un modelo de terreno donde los números digitales representan elevaciones en cada píxel de la imagen. Es fácil considerar un concepto cuantitativo de textura como medida de la rugosidad del relieve. En este caso, sería posible definir diferentes operadores de textura para obtener imágenes de textura, en las que el brillo representa la textura y donde las regiones principales se pueden distinguir y extraer según su rango de grados de brillo.

Básicamente, en el procesado de imágenes, se pueden distinguir tres grupos principales de métodos de análisis textural: estadístico, estructural y espectral. La primera de ellas caracteriza la textura por medio de operadores estadísticos globales o locales dependiendo de los niveles de grises de la imagen. Las técnicas estructurales se ocupan de la disposición espacial de las partes constitutivas dentro de la imagen y se basan en medidas de regularidad de la separación de líneas paralelas.

Las técnicas espectrales se basan en la transformada de Fourier y

detectan las periodicidades globales identificando picos característicos (frecuencias). [7]

La textura en un sentido estadístico puede analizarse en términos de las dos características esenciales de los valores digitales: la variabilidad local o global y la correlación espacial. La variabilidad está relacionada estrechamente con la dispersión estadística, que se analiza frecuentemente con el cálculo de la varianza, una medida estadística de la dispersión de los valores digitales con respecto al valor medio o el valor del píxel central dentro de una ventana en movimiento. La correlación espacial, asume que los valores digitales no están completamente distribuidos al azar dentro de una imagen y, consecuentemente, que existe una estructura espacial de variabilidad (o dependencia) asociada con cada clase de cobertura vegetal. La cantidad de variabilidad entre pares de píxeles depende de sus relaciones espaciales y que puede usarse como un descriptor de textura de cada clase de cobertura vegetal. [8]

En este caso, se ha utilizado una función de Matlab con la cual se obtienen seis descriptores de la textura basados en medidas estadísticas y espectrales. Esta función analiza la textura basándose en las propiedades estadísticas del histograma de intensidad, en concreto en los momentos estadísticos de los valores de intensidad. La expresión para el momento n-ésimo del promedio es dada por:

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (\tau_i - m)^n p(\tau_i)$$

Donde τ es una variable aleatoria que indica la intensidad, $p(\tau)$ es el histograma de los valores de la intensidad en la región, L es el número de posibles niveles de intensidad y

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} \tau_i p(\tau_i)$$

es la intensidad media.

Los descriptores que usa la función están basados en estos momentos estadísticos, en la uniformidad y en la entropía.

La función es `t=statxture(f, scale)` donde f es la imagen de entrada que se procesa y t es un vector de 6 elementos, donde cada elemento es un descriptor de la textura. [9]

En concreto los descriptores son los siguientes:

· Mean (media): descriptor que mide la media de la intensidad, es decir la media del nivel de grises, su expresión es:

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} \tau_i p(\tau_i)$$

· Standard deviation: descriptor que mide el contraste medio, cuya expresión es:

$$\sigma = \sqrt{\mu_2} = \sqrt{\sigma^2}$$

- Smoothness (suavidad): descriptor que mide la suavidad relativa de la intensidad en una región. Cuya expresión es:

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2}$$

R es 0 para para una región de intensidad constante y se aproxima a 1 en las regiones que tienen grandes excursiones en los valores de sus niveles de intensidad.

- Third moment (tercer momento): este descriptor mide la asimetría del histograma. Es 0 para histogramas simétricos, positivo para histogramas sesgados a la derecha sobre la media; y negativos para los histogramas sesgados a la izquierda. Su expresión es

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} (\tau_i - m)^3 p(\tau_i)$$

- Uniformity (uniformidad): este descriptor mide la uniformidad de una región de la imagen. Esta medida es máxima cuando todos los valores de intensidad son iguales (máximamente uniformes) y disminuye desde ese punto. Su expresión es:

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(\tau_i)$$

· Entropy (entropía): este descriptor mide la aleatoriedad de la imagen.
Su expresión es:

$$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(\tau_i) \log_2 p(\tau_i)$$

El código de la función `statxture` es el siguiente:

```
function t = statxture (f, scale )

if nargin == 1
    scale (1:6) = 1;
else
    scale = scale(:)';
end

p = imhist( f );
p = p ./numel(f);
L = length (p);

[v , mu ] = statmoments(p,3);

% Average gray level
t(1) = mu(1) ;

% Standard deviation
t(2) = mu(2).^0.5;

% Smoothness
varn = mu ( 2 ) / ( L - 1 )^2 ;
t(3) = 1 - 1 / ( 1 + varn ) ;

% Third moment
t(4) = mu(3) / (L - 1)^2;

% Uniformity
t(5) = sum( p .^2 ) ;
```

```

% Entropy
t(6) = -sum( p .*( log2 ( p + eps ) ) ) ;

% Scale the values
t = t.* scale;

```

Se observa que esta función `statxture` hace uso de la función `statmoments`. La función `statmoments` es utilizada para obtener los momentos centrales estadísticos del histograma de la imagen.

Para poder obtener imágenes representativas de estos descriptores se han creado matrices 40x40, de este modo se han almacenado los valores de cada descriptor en una matriz para posteriormente dibujarla. El código que se ha utilizado para esto es:

```

f = imread('IMG_170708_160856_0274_GRE.TIF');
% "f" tiene cada imagen que va encontrando
T1=zeros(40,40);
T2=zeros(40,40);
T3=zeros(40,40);
T4=zeros(40,40);
T5=zeros(40,40);
T6=zeros(40,40);
scale= [1 1 1 1 1 1];
for x=1:40
    for y=1:40

        trozo = f(24*y-23:24*y,32*x-31:32*x);

        t = statxture (trozo, scale );

        T1(y,x)=t(1);

```

```
T2(y,x)=t(2);  
T3(y,x)=t(3);  
T4(y,x)=t(4);  
T5(y,x)=t(5);  
T6(y,x)=t(6);
```

```
end
```

```
end
```

```
min1= min(min(T1))  
max1= max(max(T1))
```

```
min2= min(min(T2))  
max2= max(max(T2))
```

```
min3= min(min(T3))  
max3= max(max(T3))
```

```
min4= min(min(T4))  
max4= max(max(T4))
```

```
min5= min(min(T5))  
max5= max(max(T5))
```

```
min6= min(min(T6))  
max6= max(max(T6))
```

```
figure(1)  
T1g = mat2gray(T1, [min1 max1]);  
imshow(T1g)
```

```
figure(2)  
T2g = mat2gray(T2, [min2 max2]);  
imshow(T2g)
```

```
figure(3)  
T3g = mat2gray(T3, [min3 max3]);  
imshow(T3g)
```

```
figure(4)
T4g = mat2gray(T4, [min4 max4]);
imshow(T4g)
```

```
figure(5)
T5g = mat2gray(T5, [min5 max5]);
imshow(T5g)
```

```
figure(6)
T6g = mat2gray(T6, [min6 max6]);
imshow(T6g)
```

4. Resultados

4.1 Resultados de NDVI Pix4D y Matlab

Como se ha visto anteriormente, el índice NDVI, aplicado a las comunidades de plantas arroja valores de intensidad del verdor de la zona, y da cuenta de la cantidad de vegetación presente en una superficie y su estado de salud o vigor vegetativo. A continuación se va a comparar los resultados obtenidos a partir de Pix4D y Matlab.

Sobre el pinar se ha realizado un único vuelo. En la siguiente imagen se puede ver la zona por la cual el dron ha realizado el vuelo:

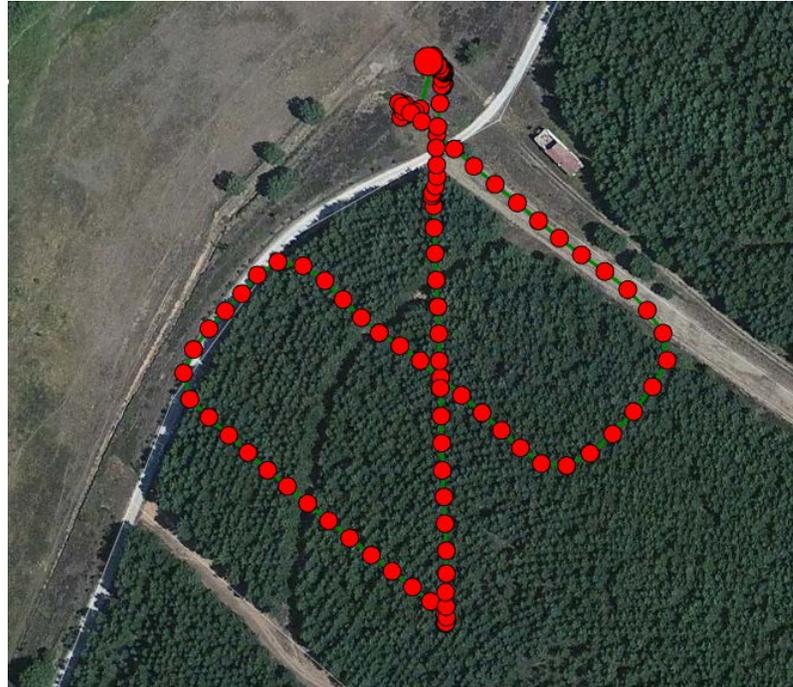


Figura 4.1.1: Región del vuelo del dron sobre el pinar

A partir de Pix4D se ha obtenido el siguiente mapa de índice NDVI:



Valor de índice: 0.70 WGS84 / UTM zone 30N - (372262.16, 4736390.84) [m]

Figura 4.1.2: Mapa NDVI pinar con Pix4d

Y a partir de Matlab se ha obtenido el siguiente mapa de índice NDVI:

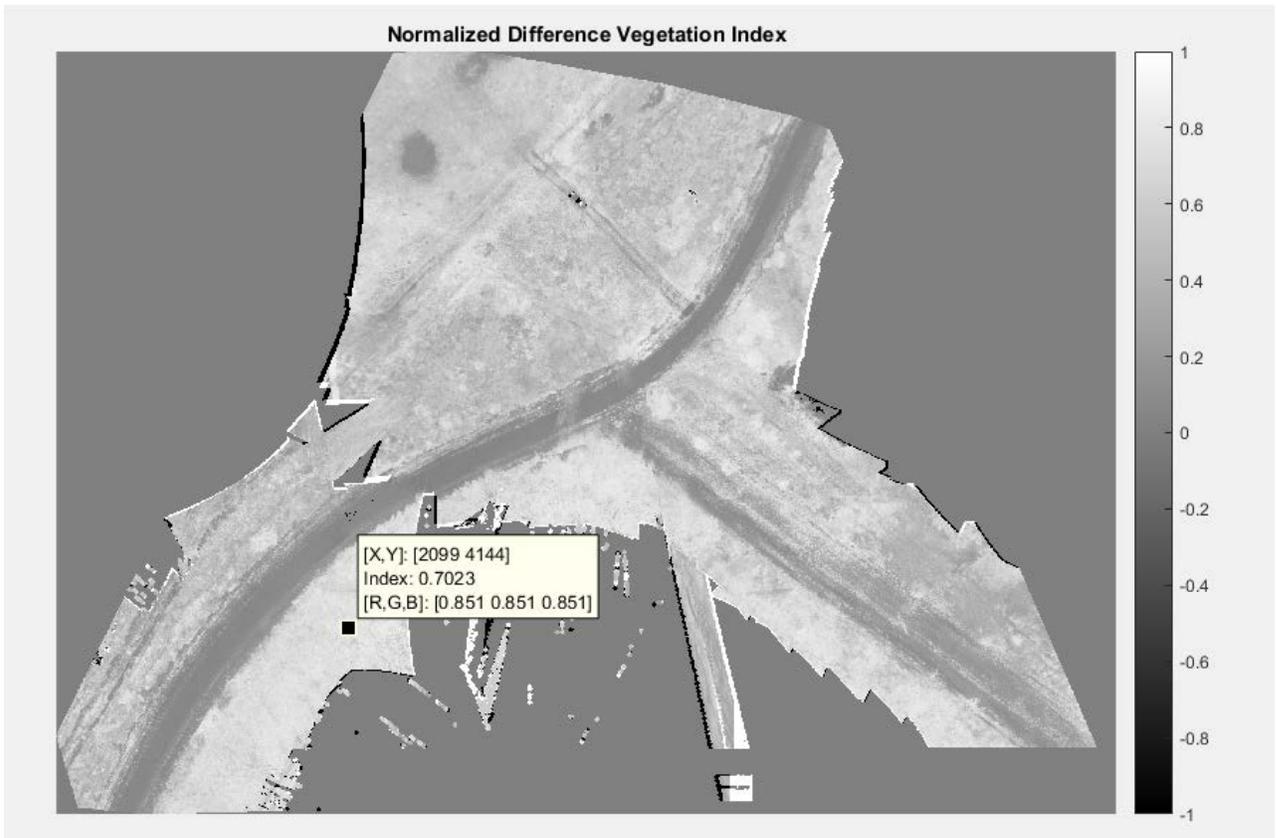


Figura 4.1.3: Mapa NDVI pinar con Matlab

En ambos mapas el valor del NDVI varía entre -1 y 1. Se observa que para un mismo punto del mapa el valor de NDVI obtenido a través del Pix4D y Matlab es el mismo. En el ejemplo de la imagen el índice en ese punto es 0.70.

Analizando los mapas del índice NDVI se observa que las zonas que se corresponde con el pinar tiene un índice más alto que las zonas que

no lo son, como los caminos o terrenos sin árboles ni cultivos. Las zonas del pinar tienen un índice que va desde 0,65 a 0,85. Por el contrario, las zonas del camino tienen un índice que varía entre 0,04 y 0,1, y las zonas que se corresponden con los terrenos sin vegetación tienen un índice de 0,35 a 0,6. Como hemos visto anteriormente, los índices de vegetación altos identifican píxeles cubiertos por proporciones substanciales de vegetación saludable, por lo que es lógico obtener índices altos en las zonas del pinar e índices muy bajos en las zonas que no hay vegetación.

No se ha podido realizar otro vuelo sobre el pinar, pero es necesario para poder ver si hay diferencias entre unas imágenes y otras, y así detectar una posible mayor incidencia de la plaga.

En el caso del maizal se han realizado tres vuelos, los cuales tienen una diferencia temporal de 40 días entre el primero y el segundo y de 15 días entre segundo y último. La zona por la cual se ha realizado el vuelo es la siguiente:



Figura 4.1.4: Región del vuelo del dron sobre el maizal

De nuevo se ha realizado el cálculo del NDVI desde el Pix4D y en Matlab, y ambos valores coinciden. Se muestran a continuación los mapas de índice de NDVI de los vuelos.

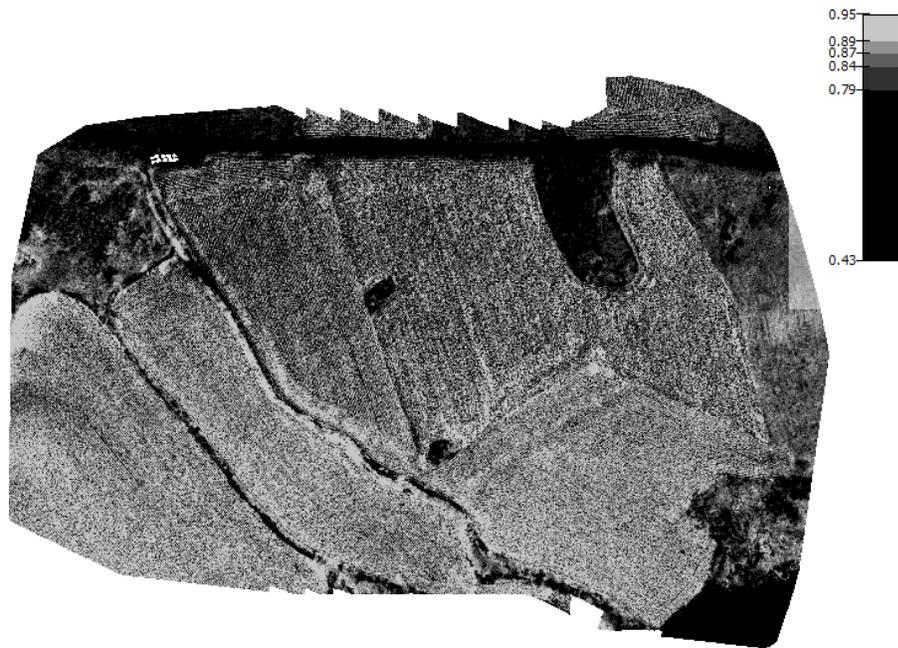


Figura 4.1.5: Mapa NDVI Maizal vuelo 1

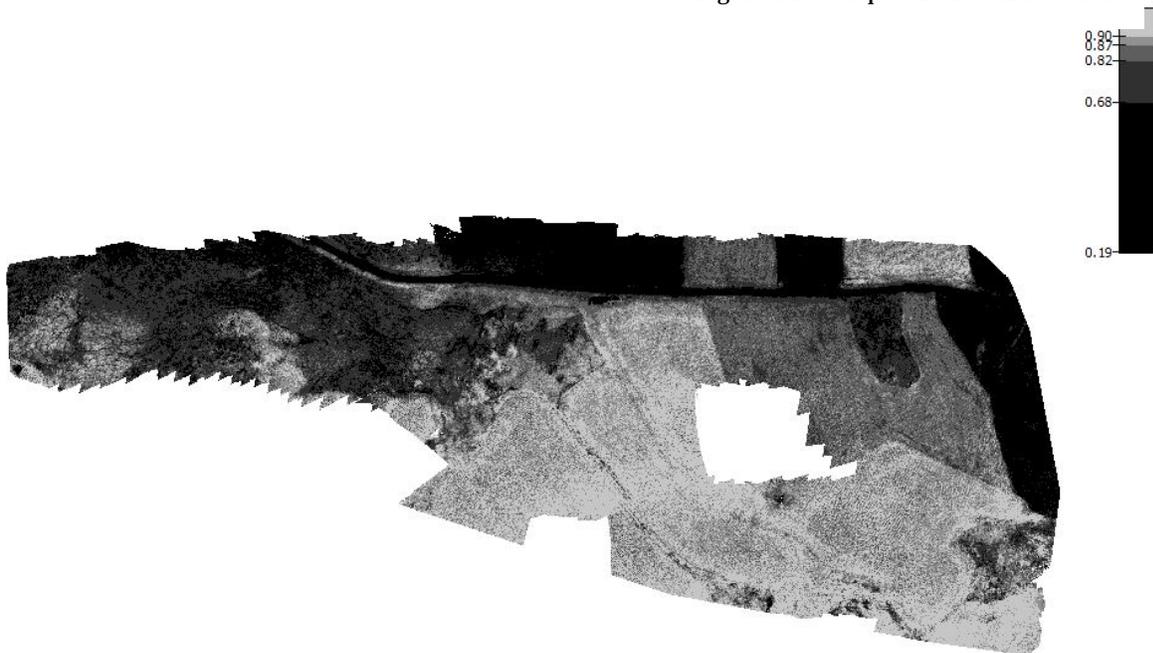


Figura 4.1.6: Mapa NDVI Maizal vuelo 2

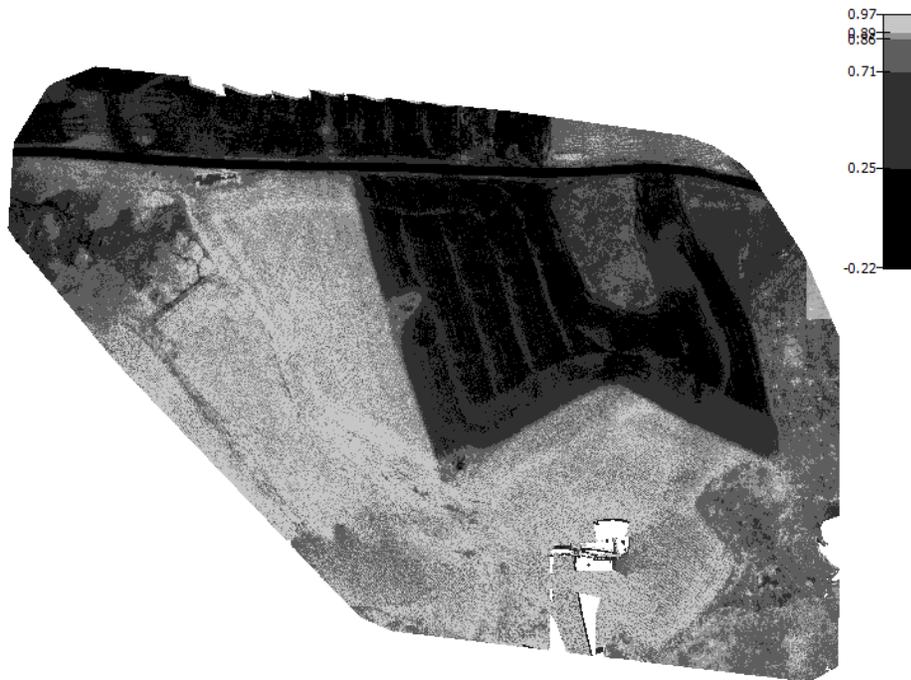


Figura 4.1.7: Mapa NDVI Maizal vuelo 3

A partir de estos mapas podemos analizar los resultados obtenidos. En el mapa NDVI del primer vuelo se observa que las zonas cultivadas

de maíz tienen diferentes índices. La zona cultivada superior tiene un índice que varía entre los 0,6 y 0,87.



Figura 4.1.8: Mapa NDVI Maíz vuelo 1, zona superior

Mientras que la zona de cultivo inferior los valores de índice oscilan entre los 0,80 y los 0,93.

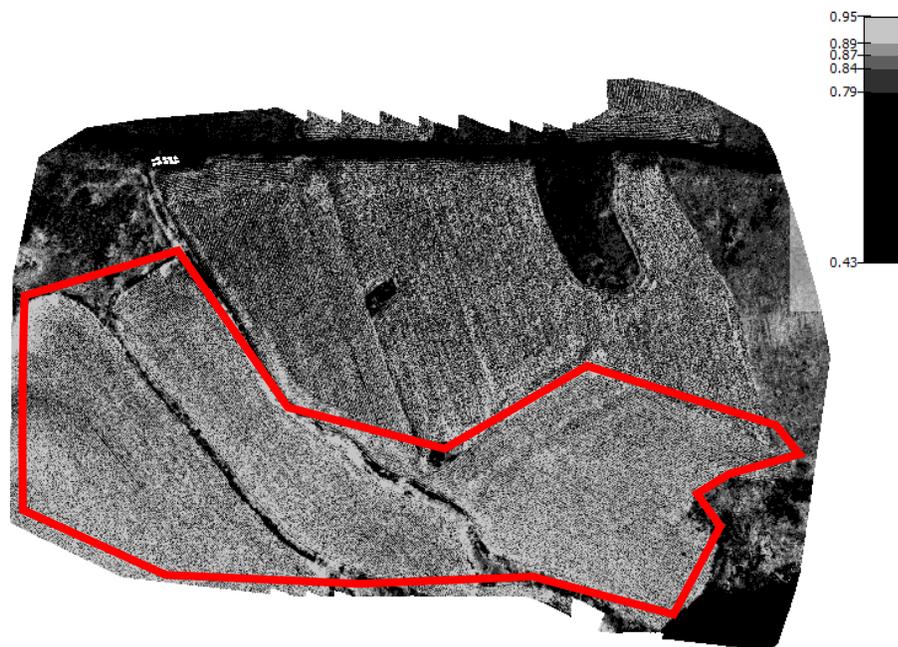


Figura 4.1.9: Mapa NDVI Maizal vuelo 1, zona inferior

A continuación se observa una imagen real tomada por el dron de la parte superior del cultivo y otra imagen de la parte inferior. Se puede observar que la primera imagen no tiene el mismo aspecto que la segunda, ya que el verdor es diferente, por lo tanto el NDVI es menor en la zona superior. Esto se produce por una menor densidad foliar, ya que hay menos superficie de tierra cubierta por la planta. Además, se observa que las plantas de los cultivos de la zona superior tienen más proporción de zona seca que la de la zona inferior.



Figura 4.1.10: Imagen RGB maizal vuelo 1, parte superior



Figura 4.1.11: Imagen RGB maizal vuelo 1, zona inferior

En el mapa del segundo vuelo aparecen diferencias respecto al primero. La zona superior que en el primer mapa tenía los valores de índice similares en toda su zona, ahora se puede observar que se dividen en dos zonas. Los valores de la región roja son menores que los de la azul. Los índices de la zona roja varían entre 0,70 y 0,86, mientras que los valores de la zona azul varían entre 0,87 y 0,94, repartiéndose los valores más altos por la zona baja de esa región.



Figura 4.1.12: Mapa NDVI vuelo 2, zona superior

A continuación se muestra dos imágenes reales correspondientes a ambas zonas.



Figura 4.1.13: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior azul



Figura 4.1.14: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior roja

En la primera imagen se puede observar que la densidad foliar es menor, por lo que el NDVI es esta región del cultivo es menor. Además hay zonas en las que la vegetación es casi nula. En esos lugares en los que se puede ver la tierra y el maíz está caído, el índice desciende a valores en torno a 0,54.

A continuación se observa dos imágenes reales del mismo lugar, pero con la diferencia temporal que hay entre vuelo y vuelo. Las imágenes se corresponden con la zona azul, ya que es esta zona la que muestra diferencias de NDVI entre el primer vuelo y el segundo. Entre ambas imágenes hay unos 40 días de diferencia. Se observa que el índice NDVI en la imagen inferior es mayor ya que hay menos zonas amarillas, debido a la disminución de la sequía.



Figura 4.1.15: Imagen RGB maizal vuelo 1, zona superior azul



Figura 4.1.16: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona superior azul

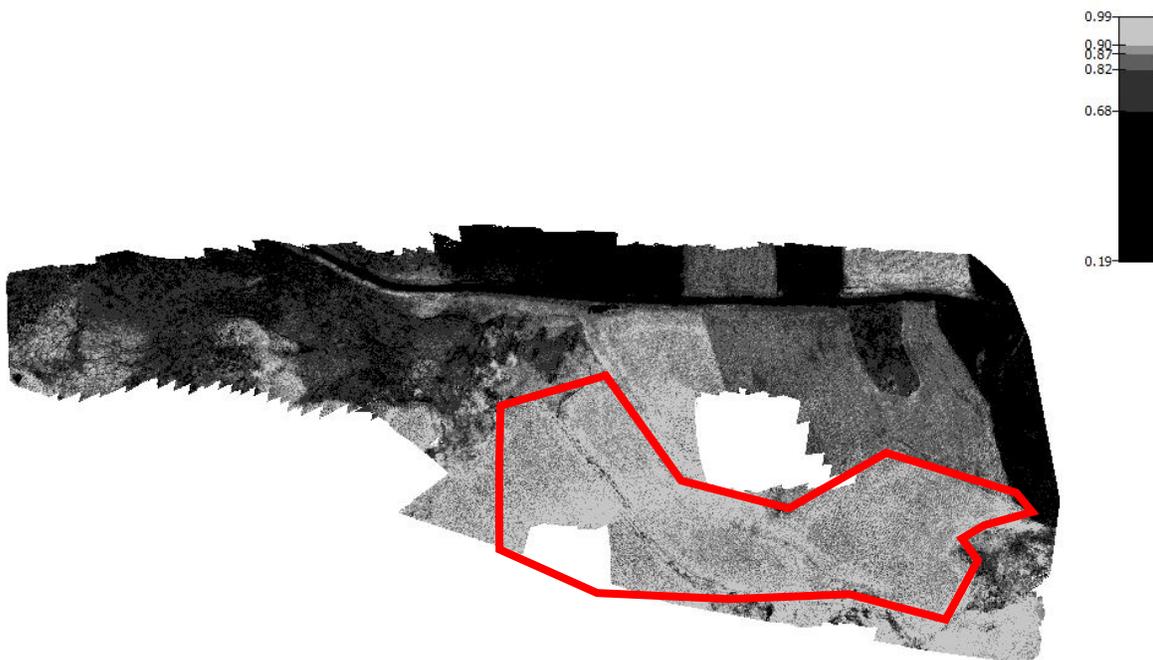


Figura 4.1.17: Mapa NDVI vuelo 2, inferior

Respecto a la siguiente zona, limitada en rojo, el NDVI tiene valores de 0,85 a 0,94, siendo los más bajos repartidos por la zona derecha. Estos valores no muestran una diferencia tan notable como en la región anterior, respecto al primer vuelo.

En el mapa del tercer vuelo, se ve una clara diferencia de la región marcada en verde, entre el vuelo uno y dos, y tres.



Figura 4.1.18: Mapa NDVI vuelo 3, zona superior

En esta zona el NDVI varía entre 0.18 y 0.28, valores mucho más bajos que en los anteriores vuelos. Esta zona indica que hay una falta de densidad foliar muy alta. En las siguientes imágenes se compara dos imágenes reales tomadas en la misma zona entre el vuelo dos y tres. Se observa que el maizal en la imagen del tercer vuelo ha sido eliminado, por lo que se deja al descubierto la tierra, lo que conlleva a que el índice haya descendido a valores tan bajos. En las demás regiones del mapa los valores se mantienen respecto a los vuelos anteriores.



Figura 4.1.19: Imagen RGB maizal vuelo 2, zona verde



Figura 4.1.20: Imagen RGB maizal vuelo 3, zona verde

4.2 Resultados de la obtención de los descriptores de texturas

Para el análisis de la textura de las imágenes se han utilizado seis descriptores, como ya se ha comentado anteriormente. Estos descriptores se han aplicado a imágenes de la banda del verde, ya que esta banda es la más adecuada para detectar cambios en el verdor de las hojas.

En el caso del pinar, la imagen que se ha escogido para analizar la textura es la que se muestra a continuación. Esta imagen ha sido seleccionada ya que muestra diferentes estados de salud en las hojas del pino, una parte dañada y una parte sana.



Figura 4.2.1: Imagen RGB pinar

La imagen de la banda del verde que se ha utilizado para calcular los descriptores con Matlab, es la que se muestra a continuación:

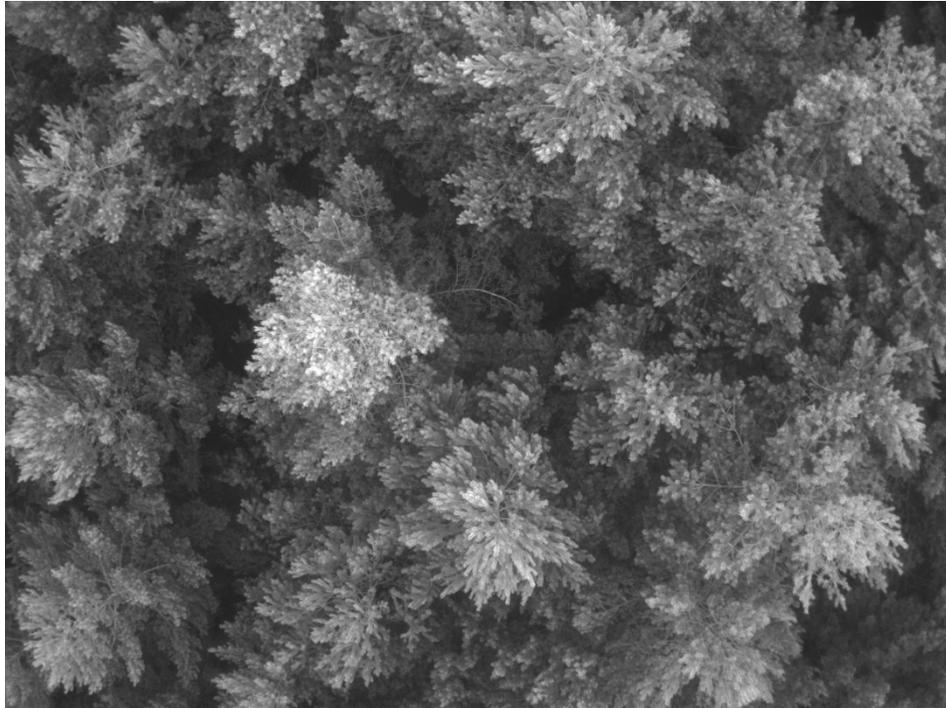


Figura 4.2.2: Imagen Green pinar

Aplicando el código que se ha presentado anteriormente, se ha obtenido la representación de los seis descriptores.

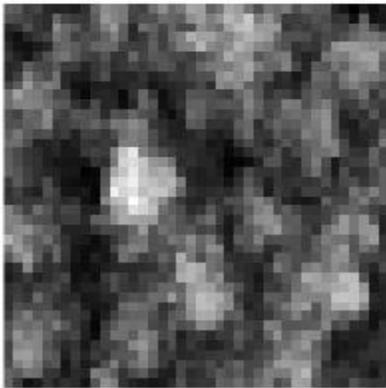


Figura 4.2.3: Descriptor media de grises

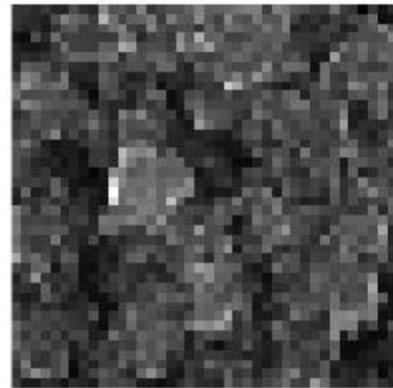


Figura 4.2.4: Descriptor desviación estándar

Estas dos imágenes representan los descriptores 1 y 2: la media de grises (media de la intensidad) y la desviación estándar, que mide el contraste medio. Los valores que ha tomado el descriptor media de grises varían entre 35.6849 y 206.5990, siendo los valores más bajos los más oscuros. Los valores que ha tomado el descriptor desviación estándar varían entre 1.9558 y 68.3125, de la misma manera, los valores menores se corresponden con las zonas más oscuras.

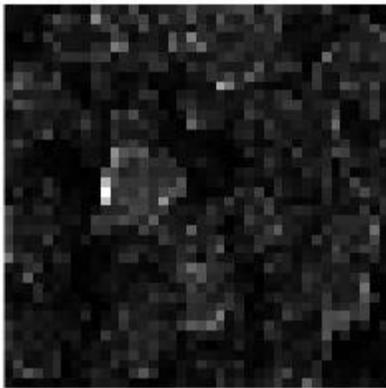


Figura 4.2.5: Descriptor de suavidad

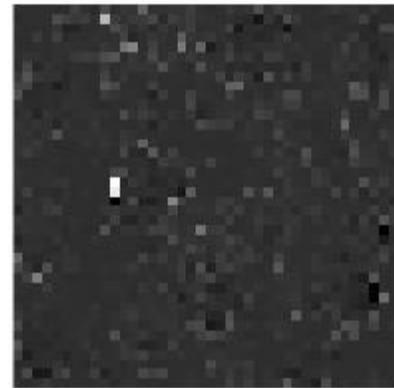


Figura 4.2.6: Descriptor tercer momento

Estas dos imágenes representan los descriptores 3 y 4: la suavidad y el tercer momento. Los valores del descriptor de suavidad varían entre 0.000058823 y 0.0670. En este descriptor los valores que se aproximan a cero indican que se trata de una región con intensidad constante, los valores que más se aproximan a 0 son los que se corresponden con las zonas negras. El tercer momento indica la asimetría del histograma, toma valores entre -0.6930 y 3.1752. Los valores negativos indican que los histogramas están sesgado hacia la izquierda, los positivos sesgados a la derecha y cero cuando el histograma es simétrico. Las zonas más blancas indican que el histograma esta sesgado a la derecha.

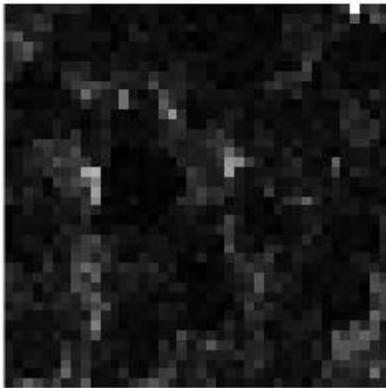


Figura 4.2.7: Descriptor de uniformidad

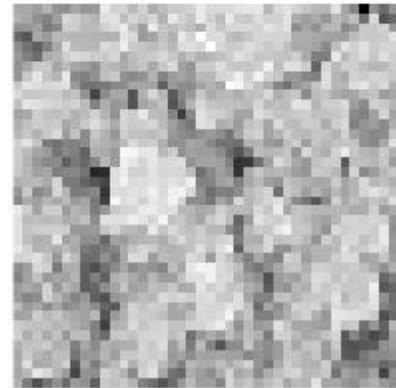


Figura 4.2.8: Descriptor entropía

Estas imágenes representan los descriptores 5 y 6, es decir, los descriptores que muestran la uniformidad y la entropía. El descriptor de la uniformidad toma valores entre 0.0073 y 0.1544, siendo los valores más altos (blancos) los que representan una uniformidad máxima. El descriptor de la entropía mide la aleatoriedad, y toma valores entre 2.9470 y 7.2551, siendo los valores que menos aleatoriedad muestran las zonas oscuras.

En el caso del maizal, se han utilizado dos imágenes, una región cubierta completamente por maizal y otra en la que no hay vegetación. Estas imágenes se corresponden con las imágenes que se ha utilizado para comparar el NDVI entre la región entre el vuelo dos y tres. A continuación se muestran las imágenes de la banda verde, que son utilizadas para procesarlas con Matlab.

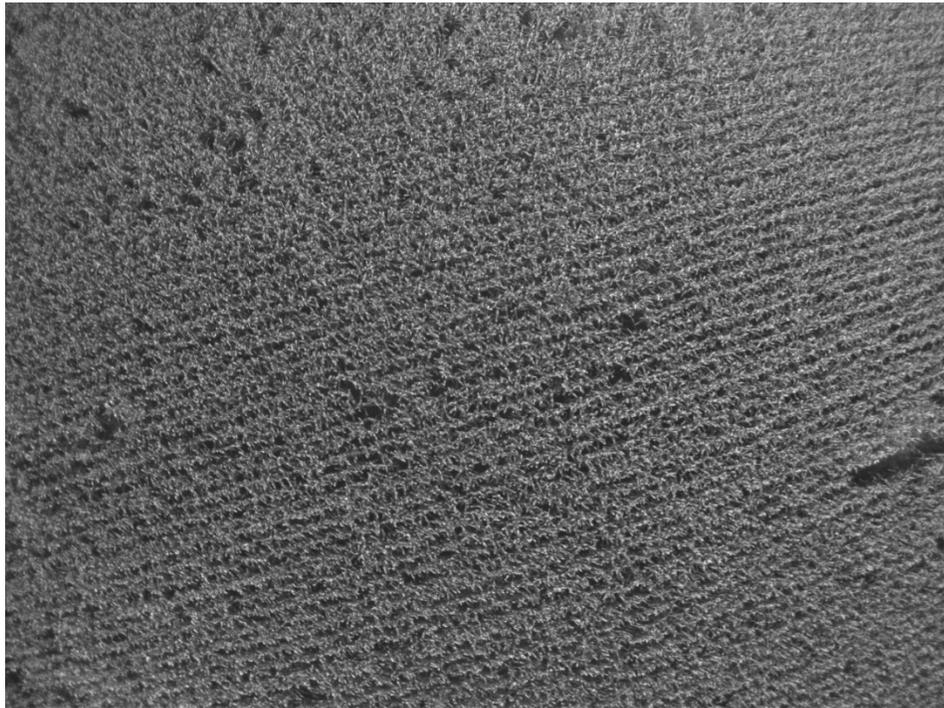


Figura 4.2.9: Imagen Green maizal, zona con vegetación

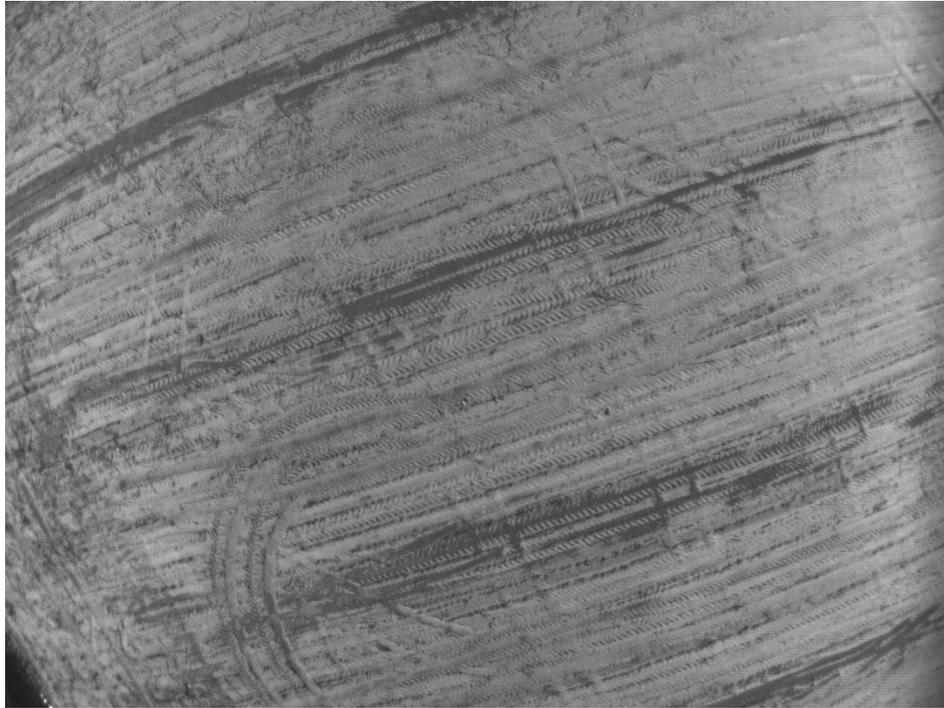


Figura 4.2.10: Imagen Green maizal, zona sin vegetación

Aplicando el código obtenemos los seis descriptores de textura, los cuales están representados por las imágenes siguientes. Se muestra a la derecha la figura correspondiente a la región sin vegetación y a la izquierda la región con maizal.

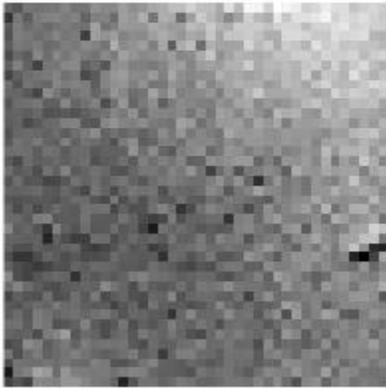


Figura 4.2.11: Descriptor media de grises, zona 1

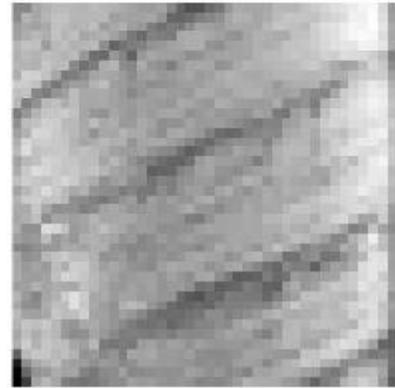


Figura 4.2.12: Descriptor media de grises, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor 1, es decir la media de grises o la media de la intensidad. En la región cultivada los valores de este descriptor varían entre 60.3620 y 135.73, mientras que en la zona de tierra varían entre 34.1758 y 174.1992.

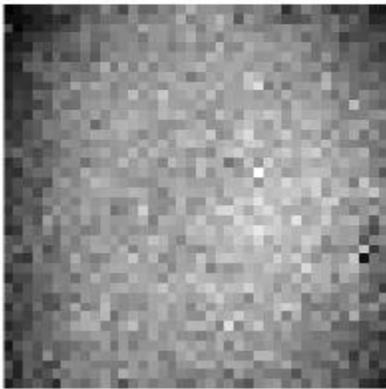


Figura 4.2.13: Descriptor de la desviación, zona 1

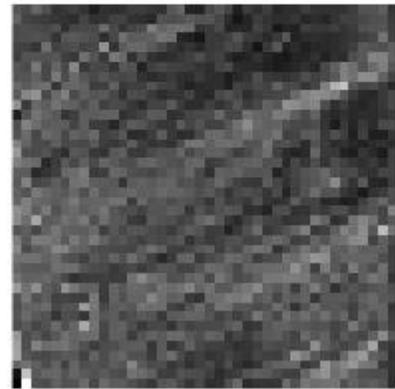


Figura 4.2.14: Descriptor de la desviación, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor de la desviación estándar. En el primer caso toma valores entre 14.6890 y 45.1708, mientras que en el segundo caso varían entre 4.3150 y 38.9014

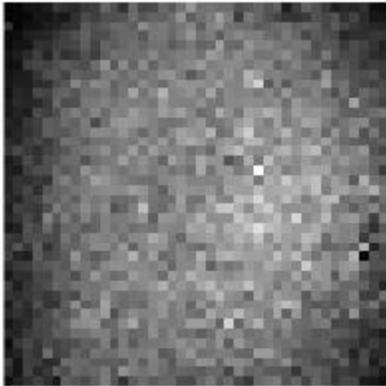


Figura 4.2.15: Descriptor de la suavidad, zona 1

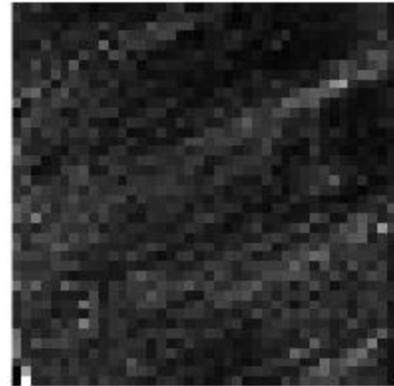


Figura 4.2.16: Descriptor de la suavidad, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor 3, la suavidad de la imagen. Los valores varían en la primer región entre 0.0033 y 0.0304, mientras que en la segunda varía entre 0.00028625 y 0.0227. En la segunda imagen los valores son más pequeños, es decir, se aproximas más a cero, lo que quiere decir que es una región más constante que la primera. Las zonas más negras muestran los valores más bajos.

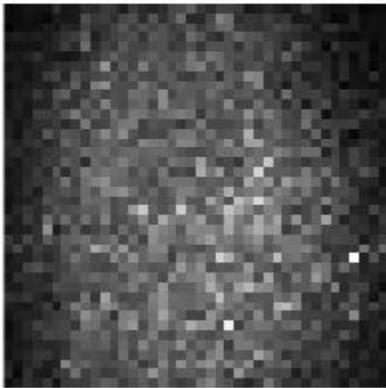


Figura 4.2.17: Descriptor de tercer momento, zona 1

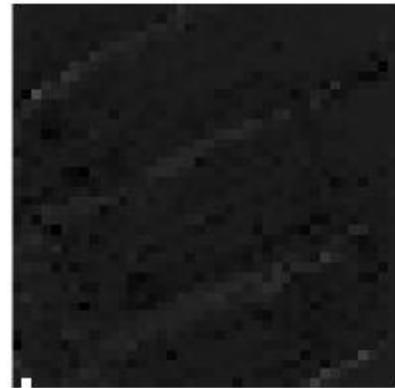


Figura 4.2.18: Descriptor de tercer momento, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor 4, el descriptor de tercer momento. Los valores de la región cultivada varían entre -0.0511 y 1.1944 , mientras que en la región sin cultivar varían entre -0.1923 y 1.4966 . Este descriptor muestra la asimetría del histograma de la imagen, en el caso de la derecha una cantidad más alta de valores son negativos, por lo que el histograma de la derecha se encuentra más sesgado a la izquierda que el izquierdo.

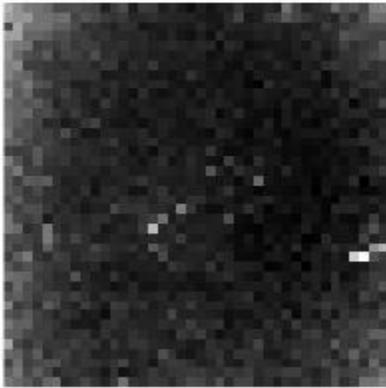


Figura 4.2.19: Descriptor de uniformidad, zona 1

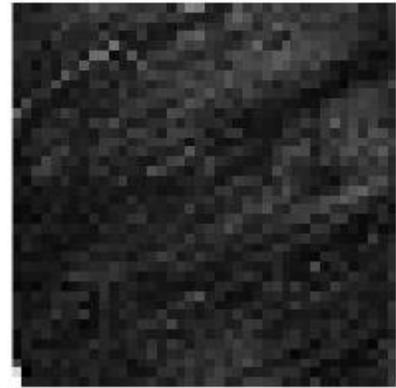


Figura 4.2.19: Descriptor de uniformidad, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor 5, el descriptor de que mide la uniformidad de la imagen. La zona cultivada muestra valores entre 0.0082 y 0.0252, mientras que la zona sin cultivar tiene valores entre 0.0099 y 0.0878. Se observa que ninguna de las dos imágenes es uniforme, ya que tienen valores bajos, ya que los valores blancos serían los que muestran más uniformidad.

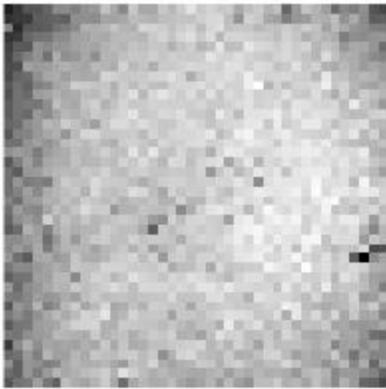


Figura 4.2.20: Descriptor de entropía, zona 1

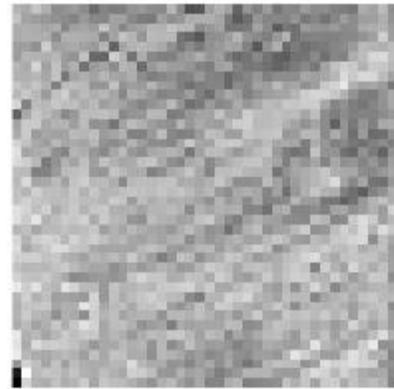


Figura 4.2.21: Descriptor de entropía, zona 2

En estas imágenes se muestra el descriptor 6, el descriptor de la entropía. La entropía mide la aleatoriedad de la imagen y en este caso, los valores de la zona cultivada varían entre 5.6480 y 7.1000. Los valores de la imagen sin vegetación varían entre 3.8626 y 6.7687. Las zonas oscuras son los valores que menos aleatoriedad presentan, por lo que la imagen izquierda tiene más aleatoriedad que la derecha.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha realizado el análisis de imágenes multiespectrales procedentes de una cámara instalada en un dron. A partir de estas imágenes se ha analizado el índice de vegetación de diferencia normalizada y la textura de estas.

Para poder analizar el índice de vegetación de diferencia normalizada de todas las imágenes se ha creado la ortofoto compuesta por cada una de las imágenes tomadas en cada vuelo. De esta forma, se ha analizado el índice de NDVI del pinar, y del maizal en varios intervalos de tiempo. Con el software Pix4D e implementando el algoritmo en Matlab., se han comparado los valores obtenidos por ambos procedimientos y han sido iguales en los dos. Se ha analizado el índice NDVI en varias imágenes del maizal de diferentes periodos, obteniendo diferencias de valores entre unas regiones del maizal más sanas y verdes, y otras con menos densidad foliar y más secas. También se han obtenido NDVI diferentes entre imágenes tomadas en el mismo lugar pero en distinto tiempo, observando que la densidad foliar entre un vuelo y otro había cambiado en algunas regiones, y observando valores muy bajos en zonas del maizal en la cual ya no había vegetación.

En el análisis de la textura se han analizado varios descriptores, tanto para el pinar como para el maizal. Estos seis descriptores se han

representado a través de Matlab como imágenes. Para ello se ha dividido cada imagen analizada en 40 trozos, los cuales han sido procesados con el código de Matlab y guardado cada resultado en una posición de una matriz 40x40. De esta forma se ha pintado la matriz y cada valor ha quedado representado, formando una nueva imagen para cada descriptor.

A través del NDVI se han obtenido resultados que han mostrado diferencias entre zonas menos sanas y verdes que otras, por lo que puede ayudar a identificar enfermedades en cultivos y bosques. De la misma manera, los descriptores han mostrado diferencias entre zonas verdes y dañadas, ya que los valores tomados por cada pixel han variado en función de la zona, por lo que la textura también puede ayudar a la detección de enfermedades y anomalías en la vegetación.

6. Líneas futuras

En base a los resultados obtenidos se puede definir una serie de acciones para completar el análisis realizado.

Sería necesario realizar más vuelos sobre el pinar en los meses donde la procesionaria es más evidente, para comprobar los daños y compararlos con los resultados obtenidos en este documento.

También sería interesante tomar imágenes con una cámara térmica, para analizar los resultados y comprobar que con la ayuda de esta se puede detectar plagas y enfermedades en los cultivos.

En lo que respecta a la textura, sería interesante analizar con más detalle otros descriptores de textura, y sacar los histogramas de otras bandas, como la RGB, la cual aportaría más información.

Bibliografía

- [1] Anne-Katrin Mahlein “Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping” (2016).
- [2] Rafael M^a Navarro Cerrillo, Pablo Blanco Oyonarte, Pilar Fernández Rebollo “Aplicación de las imágenes IRS-WiFs al análisis y evaluación de daños producidos por la procesionaria del pino en los pinares de Andalucía oriental” (2000).
- [3] Álvarez Taboada, María Flor; Lorenzo Cimadevilla, Enrique; Rodríguez Pérez, José Ramón; Picos Martín, Juan; Valero Gutiérrez del Olmo, Enrique. "Detección de áreas forestales afectadas por el ataque de insectos empleando teledetección y sistemas de información geográfica. Aplicación a las masas de eucalipto afectadas por *Gonipterus scutellatus* en Galicia” (2005).
- [4] Montoya Moreno, R; Hernandez Alonso, R; Pérez Fortea, V; Martín Bernal, E. “Procesionaria del Pino, Gobierno de Aragón” (2002).
- [5] C. Portero, M. Mercadal, P. Salas “Incorporación de imágenes aéreas en el manejo del cultivo del maíz” (2015).
- [6] <https://www.parrot.com/es/profesional/parrot-sequoia>
- [7] Rodolfo Bongiovanni, “Agricultura de precisión: integrando

conocimientos para una agricultura moderna y sustentable”(2006)

[8] Steven M. de Jong and Freek D. van der Meer “Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain” (2005)

[9] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins “Digital Image Processing using Matlab” (2009)