



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE INGENIERÍA GEODÉSICA
CARTOGRÁFICA Y TOPOGRÁFICA

PRODUCCIÓN DE CARTOGRAFÍA AGRÍCOLA MEDIANTE ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SATÉLITE (SENTINEL-2) Y CARTOGRAFÍA CATASTRAL

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería Geomática y Topografía

Autora: Beatriz Inés Fernández Gallo

beaferga@topo.upv.es

Tutor: D. Jorge Abel Recio Recio

jrecio@cgf.upv.es

Agradecimientos

Agradecer en primer lugar, la ayuda proporcionada por mi tutor. Gracias por su paciencia en todo momento para la realización de este proyecto, y por despertar en mí el interés por la Teledetección.

Gracias a mi familia, por ser el pilar fundamental durante todos estos años de estudio. Por apoyarme incondicionalmente y ayudarme en todo momento a hacer aquello que me apasiona. A Sam, por su apoyo constante durante los últimos meses y por animarme cuando más lo necesitaba.

Por último, doy las gracias a todos los profesores que, durante todos estos años me han formado como profesional y como persona, haciendo de mí una apasionada de la Topografía y la Geomática.

Índice de figuras

Figura 1. Componentes de un sistema de Teledetección.....	6
Figura 2 . Propagación de la energía electromagnética	7
Figura 3 . Espectro electromagnético.....	8
Figura 4. Respuestas espectrales: agua, suelo, vegetación.....	9
Figura 5. Espectro de absorción para la clorofila.....	13
Figura 6. Reflectancia espectral.....	14
Figura 7. Diagrama de flujo.....	17
Figura 8. Situación del municipio de Utiel.....	17
Figura 9. Datos gráficos y alfanuméricos.....	19
Figura 10. En azul se remarca la parcela de ‘Almendros’.....	20
Figura 11. En azul se remarca la parcela de ‘Frutales’	20
Figura 12. En azul se remarca la parcela de ‘Frutos Secos’.....	21
Figura 13. En azul se remarca la parcela de ‘Improductivo’.....	21
Figura 14. En azul se remarca la parcela de ‘Olivar’.....	21
Figura 15. En azul se remarca la parcela de ‘Pasto Arbustivo’.....	22
Figura 16. En azul se remarca la parcela de ‘Tierras Arables’.....	22
Figura 17. En azul se remarca la parcela de ‘Viñedo’.....	22
Figura 18. Arbol de decisión EVI.....	28
Figura 19. Matriz de confusión NDVI.....	30
Figura 20. Matriz de confusión EVI.....	31
Figura 21. Matriz de confusión VARI.....	31
Figura 22. Matriz de confusión NDVI + VARI.....	32
Figura 23. Matriz de confusión NDVI + EVI.....	32
Figura 24. Matriz de confusión EVI + VARI.....	33
Figura 25. Matriz de confusión NDVI + EVI + VARI.....	33

Índice de tablas

Tabla 1. Cultivos de las parcelas de entrenamiento	10
Tabla 2. Resoluciones del Sentinel-2.....	12
Tabla 3. Cultivos de las parcelas de entrenamiento.....	19
Tabla 4. Valores medios del índice NDVI para cada mes.....	23
Tabla 5. Valores medios del índice EVI para cada mes.....	24
Tabla 6. Valores medios del índice VARI para cada mes.....	26
Tabla 7. Número de parcelas de entrenamiento/cultivo	27

Índice de gráficos

Gráfico 1. Valores medios del índice NDVI para cada mes.....	10
Gráfico 2. Valores medios del índice EVI para cada mes.....	12
Gráfico 3. Valores medios del índice VARI para cada mes.....	19

Índice general

1. INTRODUCCIÓN	6
1.1 Objetivo del proyecto.....	6
1.2 Teledetección	7
2. FUNDAMENTOS FÍSICOS	8
2.1 La física en la Teledetección.....	8
2.1.1 Teoría ondulatoria.....	8
2.1.2 Teoría cuántica	9
2.2 Espectro electromagnético.....	9
2.3 Firmas espectrales	10
3. SENSORES	12
3.1 Tipos de sensores: activos y pasivos	12
3.1.1 Sensores <i>ACTIVOS</i>	12
3.1.2 Sensores <i>PASIVOS</i>	12
3.2 Resoluciones de los sensores.....	12
3.3 Misión SENTINEL-2.....	13
4. ÍNDICES DE VEGETACIÓN	14
4.1 Fundamentos.....	14
4.2 Definición.....	15
4.3 Índices empleados.....	15
4.3.1 Índice <i>NDVI</i>	16
4.3.2 Índice <i>EVI</i>	16
4.3.3 Índice <i>VARI</i>	17
5. DESARROLLO DEL PROYECTO	18
6. ZONA DE ESTUDIO	18
7. DATOS DE PARTIDA	19
8. PARCELAS DE ENTRENAMIENTO	20
9. OBTENCIÓN DE LOS ÍNDICES DE VEGETACIÓN	24
9.1 Índice <i>NDVI</i>	24
9.2 Índice <i>EVI</i>	25
9.3 Índice <i>VARI</i>	26
10. PROCESO DE CLASIFICACIÓN	28
10.1 Clasificación orientada a objetos	28
10.2 Algoritmo de clasificación.....	29
11. EVALUACIÓN DE LA CLASIFICACIÓN	31
11.1 Serie <i>NDVI</i>	31
11.2 Serie <i>EVI</i>	32
11.3 Serie <i>VARI</i>	32
11.4 Serie <i>NDVI + VARI</i>	33
11.5 Serie <i>NDVI + EVI</i>	33
11.6 Serie <i>EVI + VARI</i>	34
11.8 Conclusiones.....	34
12. PRODUCCIÓN DE CARTOGRAFÍA	35
REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA	36

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Objetivo del proyecto

En la actualidad, a consecuencia del crecimiento exponencial de la población, los sectores primarios tales como la ganadería, pesca y agricultura, se ven forzados a aumentar la producción de sus materias primas con el fin de sustentar la demanda de la sociedad. A consecuencia de todo esto, se hace necesaria la obtención de una cartografía precisa y de calidad que permita a estos sectores tener un mayor conocimiento de las áreas que se explotan, y que así puedan aprovechar los recursos de manera eficiente y sostenible.

Las técnicas de Teledetección nos permiten obtener información de grandes extensiones de territorio, facilitando el análisis masivo de datos. La aplicación de los índices de vegetación en imágenes satelitales, proporcionan información relevante de la superficie terrestre, permitiendo conocer incluso la vegetación existente sobre la misma gracias a las respuestas espectrales.

En este proyecto se realizará un cartografiado de los cultivos existentes en el municipio de Utiel. Para ello se llevará a cabo un análisis multitemporal de imágenes de satélite y se combinará con información proveniente de la cartografía catastral ya existente.

En primer lugar, se llevará a cabo una fase de foto interpretación en la que se identificarán los cultivos existentes en un conjunto de parcelas de entrenamiento. Seguidamente, analizando la respuesta espectral de dichas parcelas a lo largo del tiempo, se caracterizará la firma espectral de cada cultivo en función del tiempo.

A continuación, y empleando las áreas de entrenamiento como un clasificador, se le asignará la clase correspondiente al resto de parcelas, en función de la respuesta espectral de las mismas comparándolas con los valores obtenidos para las parcelas de entrenamiento.

Finalmente, se evaluará la fiabilidad del mapa de cultivos generado y se integrará la información en un SIG.

1.2 Teledetección

Entendemos como Teledetección la técnica que permite adquirir información de la superficie terrestre mediante imágenes obtenidas por sensores. Dichos sensores miden la radiación electromagnética (REM) que la superficie emite o refleja.

Podemos diferenciar entre Teledetección aérea (imágenes obtenidas con aviones) y espacial. Es en esta última en la que nos centraremos. Esta técnica permite “la *captura, tratamiento y análisis de imágenes digitales tomadas desde satélites artificiales*”. Fuente (1)

En un sistema de Teledetección, encontramos los siguientes componentes:

- **Fuente de energía.** Emite la radiación electromagnética que llegará a la superficie terrestre para seguidamente ser recibida por el sensor. Dicha fuente de energía puede ser natural (el sol) o bien artificial (energía emitida por el propio sensor).
- **Sensor.** Situados en el satélite, captan la energía emitida por la superficie para, posteriormente, almacenar, codificar y enviar la información a un sistema de recepción.
- **Superficie.** Compuesta por vegetación, infraestructuras y zonas de agua, reciben la radiación electromagnética enviada por una fuente de energía.
- **Sistema de recepción.** Recibe la información captada por el sensor, y almacena los datos en un formato determinado en un servidor. A continuación, aplica ciertas correcciones y distribuye la información.
- **Tratamiento digital.** Conjunto de profesionales encargados de analizar y clasificar la información recibida. Generarán información de tipo temática.
- **Usuario.** Persona última que recibirá los datos corregidos y clasificados. Podrá emplearlos para los fines que desee.

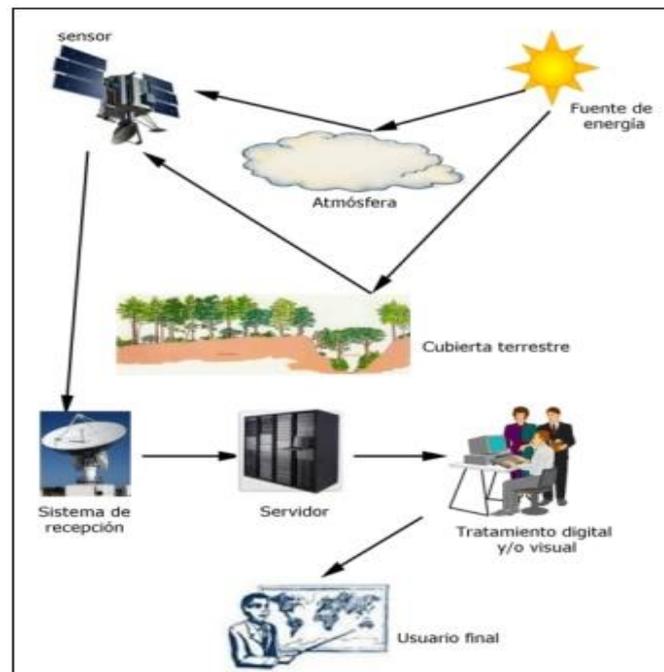


Figura 1. Componentes de un sistema de Teledetección. Fuente (2).

2. FUNDAMENTOS FÍSICOS

2.1 La física en la Teledetección

Los orígenes de la Teledetección se afrontan desde el campo de la Física, concretamente desde la óptica y la electrónica.

La observación a distancia desde satélites artificiales tiene lugar gracias a la interacción de la superficie terrestre con la radiación electromagnética. Esta radiación viene explicada por dos grandes teorías físicas, fundamentales en la Teledetección.

- **Teoría ondulatoria**
- **Teoría cuántica**

2.1.1 Teoría ondulatoria

En esta teoría se indica que la radiación electromagnética es un fenómeno ondulatorio en el que en su propagación intervienen dos campos: el campo eléctrico y el campo magnético. Ambos se mueven a la velocidad de la luz siendo perpendiculares entre sí.

Gracias a esta teoría quedan explicados los conceptos de frecuencia y longitud de onda.

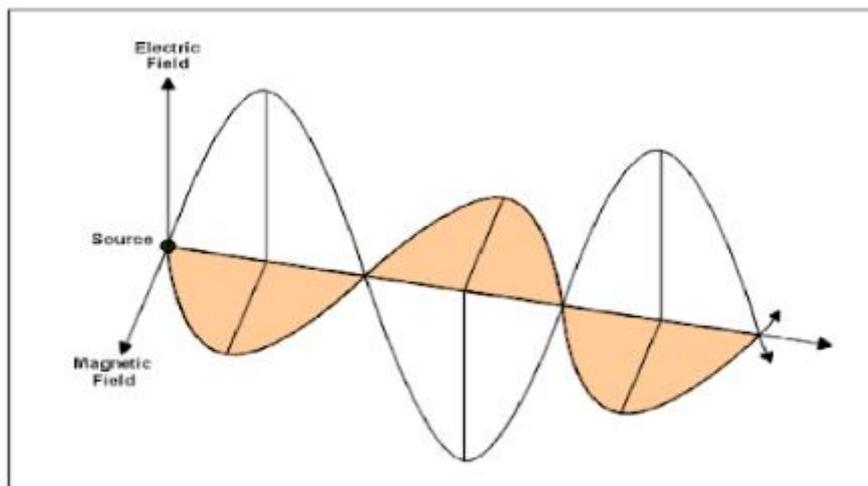


Figura 2 . Propagación de la energía electromagnética. Fuente (1).

La relación entre dichos conceptos viene reflejada en la fórmula de la propia teoría:

$$c = \lambda * f$$

Siendo c la velocidad a la que se propaga la luz (una constante), λ la longitud de onda y f la frecuencia de la propia onda. Se deduce, por tanto, que a menor longitud de onda mayor será la frecuencia, y viceversa.

2.1.2 Teoría cuántica

Esta teoría explica la radiación electromagnética basándose en sus características energéticas. Su formulación es la siguiente:

$$Q = h * f$$

Donde Q es la energía transportada por la onda, h la constante de Plank, y f la frecuencia.

Despejando la frecuencia de la fórmula proporcionada en la teoría Ondulatoria, sustituyéndola en la fórmula anterior, tenemos:

$$Q = h * \left(\frac{c}{\lambda}\right)$$

Se deduce por tanto que, cuando trabajemos con longitudes de onda mayores, la frecuencia será menor, de modo que también disminuirá el valor de la energía.

2.2 Espectro electromagnético

Por definición, “se denomina espectro electromagnético a la distribución energética del conjunto de las ondas electromagnéticas. Referido a un objeto, se denomina espectro electromagnético o simplemente espectro a la radiación electromagnética que emite (espectro de emisión) o absorbe (espectro de absorción) una sustancia. Dicha radiación sirve para identificar la sustancia de manera análoga a una huella dactilar. Los espectros se pueden observar mediante espectroscopios que, además de permitir ver el espectro, permiten realizar medidas sobre el mismo, como son la longitud de onda, la frecuencia y la intensidad de la radiación.” Fuente (2)

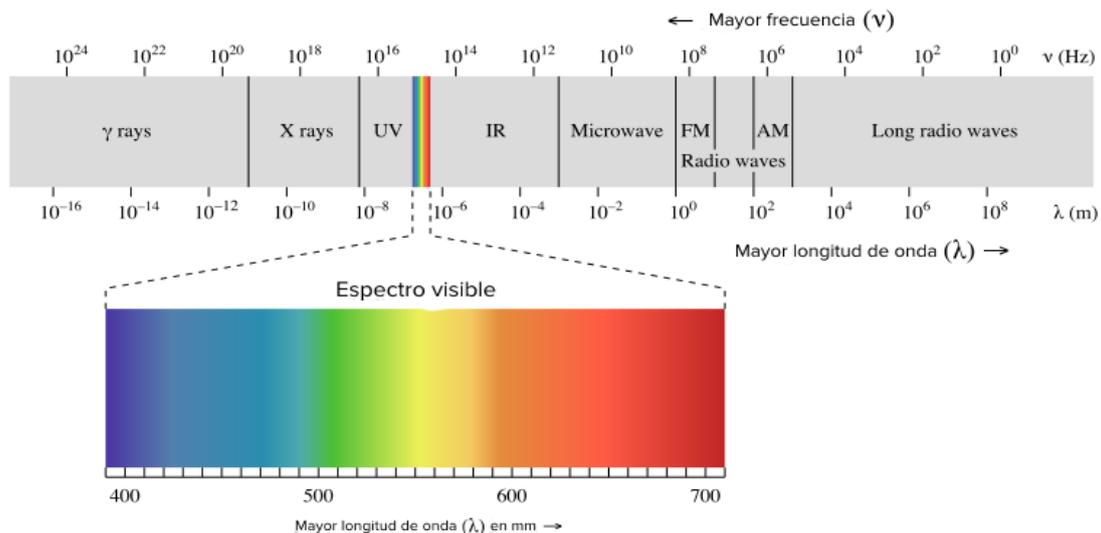


Figura 3 . Espectro electromagnético. Fuente (3).

Para la identificación de los distintos cultivos en la zona de estudio, emplearemos la firma espectral de los mismos, que vendrán proporcionadas por las parcelas de entrenamiento.

2.3 Firmas espectrales

Entendemos como firma espectral, el patrón originado por un objeto que bien absorbe, refleja o emite energía. Dicha energía es captada por los sensores, los cuales teniendo en cuenta las fracciones del espectro electromagnético, construyen la señal conformando la firma espectral.

Estas respuestas espectrales permiten identificar objetos tales como vegetación, construcciones, o zonas de agua. En este caso, nos centraremos en las firmas espectrales referentes a la vegetación.

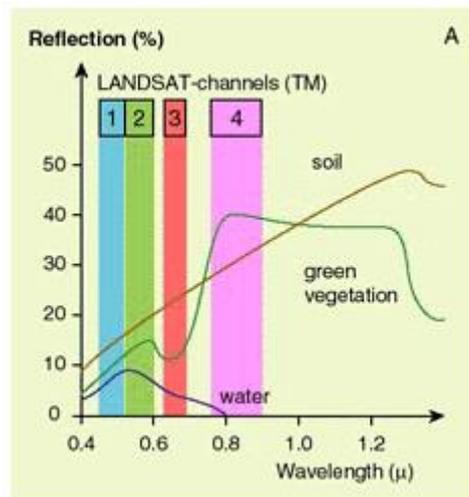


Figura 4. Respuestas espectrales: agua, suelo, vegetación. Fuente (4).

Observando la Figura 4, vemos como las zonas con cobertura vegetal, presentan una alta respuesta en el infrarrojo cercano. Esto se debe a la composición de las mismas, y cómo interactúan con las señales de mayor longitud de onda.

Para cada tipo de cultivo obtendremos una firma espectral que nos indicará el comportamiento del mismo dependiendo de la época del año. De este modo, podremos clasificar el resto de parcelas cuyos cultivos se desconocen.

Para la zona de estudio, se obtendrán un total de 8 firmas espectrales. Estas representarán los cultivos presentes en las distintas parcelas de entrenamiento. Véase la Tabla 1.

Cultivos	Código	Color
Almendros	1	Rojo
Frutales	2	Naranja
Frutos secos	3	Marrón
Improductivo	4	Violeta
Olivar	5	Verde Oscuro
Pasto Arbustivo	6	Amarillo
Tierras Arables	7	Marrón Claro
Viñedo	8	Morado

Tabla 1. *Cultivos de las parcelas de entrenamiento. Fuente: elaboración propia.*

Para cada cultivo de las parcelas de entrenamiento se dispondrá de una codificación y una descripción, que se empleará más adelante en los análisis que se realizarán.

3. SENSORES

3.1 Tipos de sensores: activos y pasivos

Dependiendo de si sólo capturan energía, o bien emiten y capturan, podemos clasificar los sensores en dos tipos: activos y pasivos.

3.1.1 Sensores ACTIVOS

Se trata de sensores capaces de una señal y captarla una vez se refleja. Un ejemplo sería el Radar.

3.1.2 Sensores PASIVOS

Este tipo de sensores sólo capturan la radiación electromagnética procedente de la superficie terrestre. En este caso la fuente que emite energía es el sol, mientras que el sensor captura y almacena la señal de la radiación electromagnética al reflejarse sobre la superficie terrestre.

3.2 Resoluciones de los sensores

En Teledetección, las resoluciones permiten definir la precisión de las imágenes. A continuación, se mencionarán los tipos de resoluciones existentes y sus características.

- **Resolución espacial.** Describe el tamaño mínimo de un objeto identificable sobre el terreno, es decir, el área real de superficie que queda representada en un nivel digital de información.
- **Resolución espectral.** Representa el número de bandas que el sensor es capaz de capturar. A menor amplitud espectral de la banda, mayor será su resolución. Cada banda toma un intervalo de longitud de onda del espectro electromagnético.
- **Resolución radiométrica.** Las imágenes multispectrales vienen expresadas en reflectancia, es decir, la relación entre el flujo incidente y el reflejado por una superficie. De este modo, la resolución radiométrica será la capacidad de un sensor en diferenciar los distintos niveles de reflectancia.
- **Resolución temporal.** Es la frecuencia con la que un sensor toma imágenes de una misma zona de la superficie. Es de vital importancia en los estudios relacionados con la agricultura.

3.3 Misión SENTINEL-2

Lanzados por la Agencia Espacial Europea (ESA), los satélites Sentinel-2 forman parte de las 'Misiones Sentinel'.

Con un total de 5 misiones, cada una está formada por una constelación que cuenta con 2 satélites, y que aportan la información necesaria para cubrir las necesidades del programa Copérnico.

Sentinel-2 es una misión cuyo objetivo es la observación de la Tierra, con el fin de analizar la evolución de las masas vegetales y cambios producidos en el terreno, así como de las zonas costeras y el uso de los recursos hídricos. Esta misión cuenta con dos satélites, Sentinel-2A y Sentinel-2B.

Estos satélites llevan incorporados una cámara multispectral de alta resolución. Cuenta con 13 bandas espectrales, las cuales permiten obtener más información de la cobertura vegetal y terrestre. Emplea un sistema de barrido que genera imágenes de 290 kilómetros de ancho, y sus cámaras cuentan con dos planos focales, donde en uno se encuentran las bandas del espectro visible y el infrarrojo cercano, y en la otra el infrarrojo medio.

Para la realización de este proyecto, se han utilizado los productos elaborados por el satélite Sentinel-2A. Los productos de Nivel-2A, proporcionan valores de reflectancia atmosférica en la geometría del terreno a nivel de suelo, las imágenes proporcionadas se encuentran georreferenciadas. Esto nos interesa ya que más adelante se emplearán los índices de vegetación.

Las características de los productos obtenidos con este sensor, son los siguientes:

Banda	λ [μm]	Píxel	Banda	λ [μm]	Píxel
1	443	60 m	5	705	20 m
9	940	60 m	6	740	20 m
10	1375	60 m	7	783	20 m
2	490	10 m	8a	865	20 m
3	560	10 m	11	1610	20 m
4	665	10 m	12	2190	20 m
8	842	10 m			

Tabla 2. Resoluciones del Sentinel-2. Fuente: (5).

En cuanto la resolución temporal, los satélites de la misión Sentinel-2 completan su órbita cada 5 días. Por lo que se dispondrá de imágenes multispectrales cada semana.

4. ÍNDICES DE VEGETACIÓN

En el estudio de la vegetación, el análisis de la misma y la detección de cambios en ella, son de vital importancia para el monitoreo de la evolución de los recursos naturales. Disponer de una evaluación cuantitativa de la vegetación, permite conocer con mayor detalle los recursos ambientales y facilita la toma de decisiones.

Para poder entender cómo la Teledetección está relacionada con la vegetación, es necesario definir y explicar ciertos términos.

4.1 Fundamentos

La información que proporciona la Teledetección de la cobertura vegetal, viene dada por las propiedades de las hojas cuando interactúan con la radiación proveniente del sol.

Durante el proceso de la fotosíntesis, interviene la clorofila. Este pigmento permite la captación de la luz solar, y por tanto que dicho proceso se lleve a cabo.

Si analizamos el comportamiento espectral de una hoja sana, veríamos que las moléculas de clorofila absorben en mayor medida, la luz roja y azul, reflejando la luz verde. El ojo humano detecta, en el espectro visible, la reflexión dominante, siendo en este caso aquella longitud de onda referente al color verde.

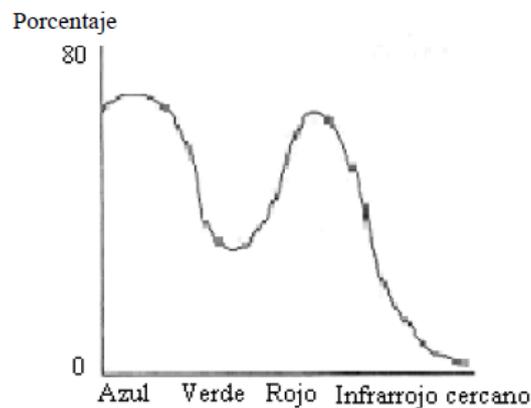


Figura 5. Espectro de absorción para la clorofila. Fuente (1).

En cuanto a la reflectancia, se observa como la vegetación proporciona mayor respuesta en el infrarrojo cercano. Esto se debe a la estructura de las propias hojas.

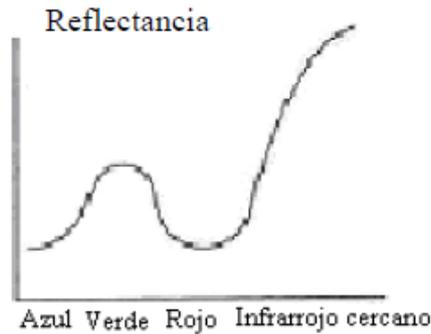


Figura 6. Reflectancia espectral. Fuente (1).

A consecuencia de esta respuesta, se emplea el infrarrojo cercano en los estudios de la vegetación con técnicas de Teledetección, ya que permite separar con mayor facilidad las superficies que contienen o no vegetación.

4.2 Definición

“Los índices de vegetación son medidas cuantitativas, basadas en los valores digitales, que tienden a medir la biomasa o vigor vegetal.” Fuente (1).

La combinación aritmética de varias bandas espectrales, generan una nueva imagen cuyos valores están directamente relacionados con las propiedades físicas de la vegetación.

Existen diversos índices de vegetación, que resaltan características concretas de la misma. Estos se han desarrollado para controlar los cambios en la vegetación, o bien evaluar la densidad de la misma. La mayor parte de los índices, relacionan las bandas del rojo y el infrarrojo, ya que, a mayor variación entre ambas bandas espectrales, mayor vigor vegetal presentará la superficie de estudio.

4.3 Índices empleados

En general, podemos dividir los índices de vegetación en tres categorías:

- **Basados en la pendiente.** Se trata de combinaciones aritméticas simples, centradas en la respuesta de la vegetación en el rojo y el infrarrojo cercano.
- **Basados en la distancia.** Indican la cantidad de vegetación mediante la diferencia de reflectancia presente en cualquier pixel con vegetación frente a aquellos píxeles de suelo desnudo.
- **Basados en transformaciones ortogonales.** Transforman las bandas espectrales para crear un nuevo conjunto de bandas incorreladas.

En este caso, nos centraremos en el primer grupo, ya que se estudiarán los índices: NDVI, EVI y VARI.

4.3.1 Índice NDVI

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, permite estimar la calidad, cantidad y desarrollo de la cubierta vegetal en una zona de estudio.

Para su obtención, se emplean los valores de intensidad de radiación reflejadas por las masas vegetales. Estudia las longitudes de ondas relacionadas con la luz solar, que absorben los pigmentos de clorofila durante el proceso de fotosíntesis, es decir, las longitudes de onda de las bandas del espectro visible y el infrarrojo cercano.

Matemáticamente, se obtiene dicho índice aplicando la siguiente fórmula:

$$NDVI = \left(\frac{NIR - RED}{NIR + RED} \right)$$

Los resultados obtenidos variarán en el rango entre [-1,1]. Los valores negativos harán referencia a zonas con gran presencia de masas de agua y nieve. Aquellos píxeles con valores próximos a cero, indicaran zonas de suelo desnudo o bien, zonas rocosas. Los valores positivos indican la presencia de vegetación, y cuanto más próximo a uno, mayor densidad de vegetación existirá en la zona.

4.3.2 Índice EVI

El Enhanced Vegetation Index, es otro tipo de índice de vegetación, pero a diferencia del NDVI está optimizado, es decir, se diseñó para mejorar la respuesta en zonas con una alta presencia de biomasa.

Se calcula aplicando la siguiente fórmula:

$$EVI = G * \left(\frac{NIR - RED}{NIR + C1 * RED - C2 * BLUE + L} \right)$$

Donde L es el ajuste de la señal antecedente del dosel de las plantas; su valor será igual a 1. C_1 y C_2 son coeficientes de corrección de los efectos producidos por la dispersión y la absorción de los aerosoles en la atmósfera. Tomarán valores iguales a 6 y 7,5 respectivamente. G es un factor de ganancia, que tomará el valor de 2,5.

La principal diferencia de este índice con el NDVI, reside en que, mientras que el NDVI es sensible a la clorofila, el EVI es sensible a las variaciones estructurales de la vegetación.

4.3.3 Índice VARI

El Visible Atmospheric Resistant Index, es un índice de vegetación diseñado para eliminar las perturbaciones atmosféricas presentes en la señal.

$$VARI = \left(\frac{GREEN - RED}{GREEN + RED - BLUE} \right)$$

Este índice no emplea el infrarrojo cercano, de modo que resalta la vegetación en el espectro visible. Aquellos valores próximos a cero indican la presencia de vegetación.

Se calcularán los índices mencionados para todas las imágenes de estudio, y se extraerán las conclusiones pertinentes, en función de si estos, cumplen o no, con los objetivos esperados.

5. DESARROLLO DEL PROYECTO

Son diversos los pasos y operaciones que deben llevarse a cabo para llegar a la solución final. En el siguiente diagrama de flujo se resumen, de forma general, los mismos.

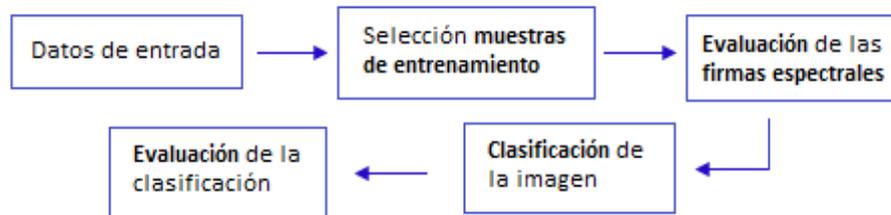


Figura 7. Diagrama de flujo. Fuente: elaboración propia.

En primer lugar, se determinan los datos necesarios que se utilizarán en las distintas fases, y se ajustan a la zona de estudio. A continuación, se decide el número de clases con el que se trabajará y se seleccionan las parcelas de entrenamiento.

Previo a la fase de clasificación, se obtienen los índices de vegetación y las firmas espectrales de cada clase en función del tiempo. Una vez se dispone de los resultados estadísticos, se clasifica la imagen y se evalúan los resultados obtenidos, es decir, la cantidad de parcelas bien clasificadas y la fiabilidad global del modelo.

6. ZONA DE ESTUDIO

Localizado al oeste de la provincia de Valencia, y situado en la comarca de La Plana de Utiel-Requena, el municipio de Utiel cuenta con una superficie de 23.690 km².

Con una orografía predominantemente llana, Utiel se encuentra delimitado por relieves montañosos en el noreste y el oeste. En la parte central, se localiza la rambla de la Torre, formando un valle. A consecuencia de todo esto, las imágenes con las que se trabajará no dispondrán de grandes áreas con sombra.



Figura 8. Situación del municipio de Utiel. Fuente (6).

7. DATOS DE PARTIDA

Para el desarrollo del proyecto, se han empleado imágenes multiespectrales pertenecientes al satélite Sentinel-2. Estas imágenes, correspondientes a las bandas del rojo (B4), verde (B3), azul (B2) e infrarrojo cercano (B8), proporcionan a través del cálculo de los índices de vegetación, información del estado de los cultivos. Son de acceso gratuito a través de la página web de la Agencia Espacial Europea (ESA).

Se descargan un total de 12 imágenes, una por cada mes del año 2017. Para cada una se obtendrá la firma espectral de los cultivos presentes en las parcelas de estudio.

No es necesario llevar a cabo ninguna corrección, ya que las imágenes empleadas son productos del nivel 2A, lo que garantiza la corrección por distorsiones atmosféricas, y se comprobó a priori, que en las imágenes no hubiera presencia masas nubosas.

En primer lugar, se procede a recortar las imágenes multiespectrales, ajustándolas a la zona de estudio. Seguidamente, con la ayuda del SIGPAC (Sistema de Información Geográfica de Parcelas Agrícolas), se foto interpretará los cultivos presentes en una serie de parcelas, que serán denominadas parcelas de entrenamiento.

Dado que la resolución espacial de las imágenes multiespectrales es de 10x10 metros, es decir, un pixel representará una superficie de 100 m², se decide trabajar con parcelas cuya superficie sea mayor a 1000m², ya que de este modo se asegura la presencia de al menos, 10 píxeles por parcela. Una vez se han seleccionado las parcelas que se utilizarán como parcelas de entrenamiento, se procede a calcular los índices de vegetación.

A través de los resultados obtenidos con los índices de vegetación, se procederá a clasificar y evaluar el método que obtenga el modelo más fiable, lo que asegurará que se pueda producir con la información obtenida, cartografía agrícola de calidad.

Por otra parte, se dispone de información catastral en formato *shapefile*. Con datos alfanuméricos y gráficos, aporta información de la situación de las parcelas de la zona de estudio (coordenadas en el sistema ETRS89), uso general del suelo según el SIGPAC, superficie, perímetro, e información de carácter administrativo.

Se utilizarán dos softwares para el desarrollo del proyecto: ArcGis y WEKA.



Shape *	DN OID	DN SURFACE	DN PERIMET	PROVINCIA	MUNICIPIO	AGREGADO	ZONA	POLIGONO
Polygon	1230914065	141.51432	48.33207	46	251	0	0	1
Polygon	1230914064	1207.65251	190.34819	46	251	0	0	1
Polygon	1053751105	1161.74979	181.22576	46	251	0	0	1
Polygon	1053751106	2825.26163	263.11425	46	251	0	0	1
Polygon	1053751107	2472.26481	257.60358	46	251	0	0	1
Polygon	1230914063	551.71341	146.17845	46	251	0	0	1

Figura 9. Datos gráficos y alfanuméricos. Fuente Catastro.

8. PARCELAS DE ENTRENAMIENTO

Para llevar a cabo la interpretación y clasificación de una imagen de forma precisa, es necesario disponer de cierta información a priori, que permita discriminar aquella información de interés en ciertas categorías. En este caso, dado que se trabaja con cultivos, se procederá a categorizarlos en función de los tipos disponibles en el área de análisis. De este modo, se lleva a cabo una fase de estudio de los distintos tipos de cultivos existentes en la zona, y se obtienen un total de 8 categorías.

Cultivos	Código	Color
Almendros	1	Rojo
Frutales	2	Naranja
Frutos secos	3	Marrón
Improductivo	4	Violeta
Olivar	5	Verde Oscuro
Pasto Arbustivo	6	Amarillo
Tierras Arables	7	Marrón Claro
Viñedo	8	Morado

Tabla 3. Cultivos de las parcelas de entrenamiento. Fuente: elaboración propia.

Cada cultivo presenta unas características espectrales distintas y variables a lo largo del tiempo, es por ello que el disponer de muestras de píxeles, permite que se

representen de forma adecuada las zonas de interés cuando se realice la fase de clasificación.

La selección de las parcelas de entrenamiento presenta una alta complejidad, ya que debe determinarse con el máximo rigor posible, las distintas categorías con las que se pretende realizar la discriminación de las parcelas, sin olvidar la variabilidad de las distintas clases a lo largo del tiempo. Así mismo, las estimaciones realizadas en esta fase permitirán valorar el éxito del método, cuando se lleve a cabo la clasificación.

Es por ello que, para asegurar la calidad y precisión de las parcelas de entrenamiento, se contrasta la información proporcionada por las imágenes multiespectrales con ortofotos de máxima actualidad de la zona. Esto permitirá identificar cambios o incidencias en las parcelas, si las hubiese.

En las siguientes imágenes se realiza una observación de las diferencias existentes entre los ortofotos del PNOA (imagen de la izquierda) y las imágenes multiespectrales de Sentinel-2 (imagen de la derecha), para las distintas clases de clasificación en el mes de enero.



Figura 10. En azul se remarca la parcela de 'Almendros'. Fuente (7) (8)

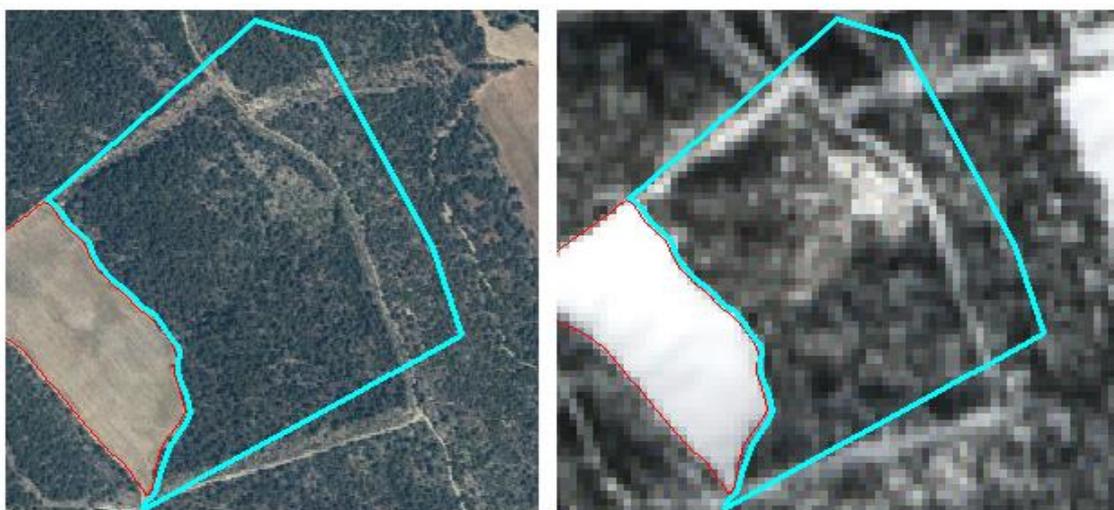


Figura 11. En azul se remarca la parcela de 'Pasto Arbustivo'. Fuente (7) (8)



.Figura 12.En azul se remarca la parcela de 'Frutos Secos'. Fuente (7)(8)



.Figura 13.En azul se remarca la parcela de 'Improductivo'. Fuente (7) (8)



Figura 14.En azul se remarca la parcela de 'Olivar'. Fuente (7)(8)



Figura 15. En azul se remarca la parcela de 'Pasto Arbustivo'. Fuente (7)(8)



Figura 16. En azul se remarca la parcela de 'Tierras Arables'. Fuente (7)(8)



Figura 17. En azul se remarca la parcela de 'Viñedo'. Fuente (7)(8)[

Observando las imágenes, la principal diferencia existente entre ellas es la resolución espacial. En el caso de las ortofotos, la resolución es mayor, es decir, el tamaño del píxel es más pequeño, por lo que se aprecian con mayor claridad los detalles.

9. OBTENCIÓN DE LOS ÍNDICES DE VEGETACIÓN

Tal y como se ha explicado con anterioridad, se calculan para las 12 imágenes, tres índices de vegetación: NDVI, EVI y VARI. Cada índice representará, en función de las bandas espectrales empleadas, el estado de los cultivos a lo largo del tiempo.

Se obtendrá para cada uno de los índices, sus valores estadísticos, indicando el valor medio que presentan las parcelas de cada cultivo según el mes del año.

9.1 Índice NDVI

Se calcula el Índice de Vegetación Normalizada para cada una de las parcelas de entrenamiento. Seguidamente, se obtiene la media del valor de los Niveles Digitales (en adelante ND) en función de cada clase de clasificación. Se tendrá, por tanto, 12 medias para cada cultivo, una por cada mes del año.

CLASIFICACIÓN	1	2	3	4	5	6	7	8
MES/CULTIVO	Almendros	Frutales	Frutos Secos	Improductivo	Olivar	Pasto Arbustivo	Tierras Arables	Viñedo
Enero	0.212091	0.150702	0.011485	0.063697	0.091328	0.101978	0.09651	0.15225
Febrero	0.223916	0.278158	0.183945	0.199617	0.237303	0.213617	0.230382	0.169957
Marzo	0.242649	0.284751	0.199587	0.236333	0.249405	0.240371	0.291628	0.172952
Abril	0.223987	0.277317	0.210761	0.266097	0.249876	0.272738	0.356704	0.169346
Mayo	0.225841	0.384213	0.228629	0.281767	0.27024	0.305363	0.362643	0.218094
Junio	0.189281	0.344458	0.201883	0.230671	0.255573	0.241707	0.231248	0.259652
Julio	0.158797	0.245703	0.190996	0.17947	0.208253	0.181441	0.181442	0.220518
Agosto	0.155088	0.244328	0.180866	0.166579	0.203697	0.170069	0.170892	0.215958
Septiembre	0.155926	0.267207	0.187055	0.166719	0.208641	0.170924	0.169704	0.229204
Octubre	0.177469	0.379513	0.20669	0.191587	0.263983	0.199474	0.204708	0.273583
Noviembre	0.177469	0.379513	0.20669	0.191587	0.263983	0.199474	0.204708	0.273583
Diciembre	0.159323	0.311852	0.191594	0.176217	0.238417	0.157836	0.161392	0.148682

Tabla 4. Valores medios del índice NDVI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

Analizando la tabla anterior, vemos como los resultados obtenidos se ajustan al rango esperado para este índice, todos ellos se encuentran entre [-1,1]. Observamos cómo no se detectan valores negativos, lo que nos indica que no existen zonas con presencia de nieve o agua en las parcelas de entrenamiento. Así mismo, no encontramos valores muy próximos a cero a excepción de la clase 'Tierras Arables' en el mes de enero, lo cual es lógico, ya que aún no se ha producido o se está produciendo la siembra de los cultivos.

Mediante el gráfico de dispersión, podemos observar el comportamiento de los cultivos a lo largo del año.

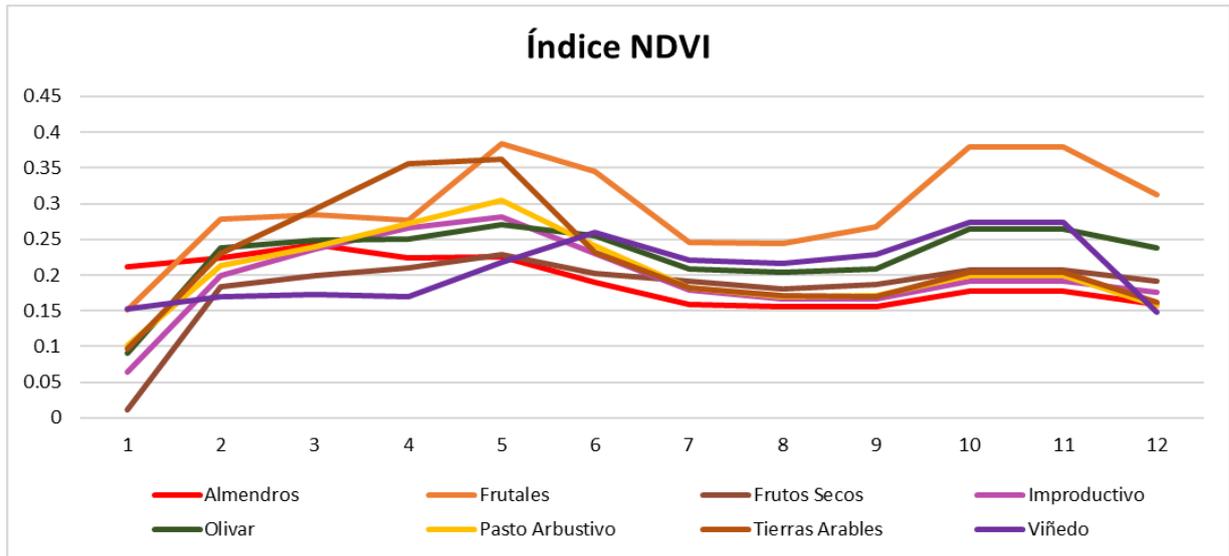


Gráfico 1. Valores medios del índice NDVI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

Observando el gráfico con los valores de NDVI, vemos como las firmas espectrales cambian a lo largo del año. Esto se debe a las variaciones que se van produciendo en los cultivos.

Si nos centramos en la clase ‘Almendros’, vemos como tiene valor máximo en los meses de marzo, abril, coincidiendo con la primavera. En esa época, los árboles están floreciendo y, por tanto, la respuesta espectral es mayor. A partir de los meses de julio y agosto la respuesta disminuye, coincidiendo con la época de cosecha. Vemos que esto se cumple para todas las clases.

Podemos determinar que la respuesta espectral obtenida con este índice, es a priori, correcta.

9.2 Índice EVI

Al igual que para el caso anterior, se obtiene el Enhanced Vegetation Index para las parcelas de entrenamiento realizando las mismas operaciones. Los resultados obtenidos para los distintos cultivos vienen reflejados en la siguiente tabla:

CLASIFICACIÓN	1	2	3	4	5	6	7	8
MES/CULTIVO	Almendros	Frutales	Frutos Secos	Improductivo	Olivar	Pasto Arbustivo	Tierras Arables	Viñedo
Enero	-0.113538	-0.074696	-0.007197	-0.029911	-0.045813	-0.052706	-0.053077	-0.086522
Febrero	0.733182	1.026.6	0.044759	-19.431272	0.5222	1.113456	1.090254	2.016931
Marzo	0.807689	-1.732.3	0.49419	1.754.0	1.372867	1.088407	1.484486	0.893193
Abril	0.611057	13.624.9	0.609239	1.12715	3.009272	1.125985	1.689508	0.683088
Mayo	0.367581	0.738623	0.402656	0.476378	0.512166	0.607722	0.651212	0.329223
Junio	0.304664	0.696749	0.357862	0.470912	0.5129	0.472016	0.381338	0.329223
Julio	0.383799	0.314452	0.519262	0.690453	1.210316	0.597689	0.532103	0.685243
Agosto	0.361496	-3.238.8	0.490011	0.641936	3.386636	0.561391	0.520704	0.655689
Septiembre	0.369778	0.050758	0.595129	0.925049	4.926143	0.584101	1.296405	0.332278
Octubre	0.261639	0.694245	0.326735	0.35127	0.474775	0.335939	0.31854	0.389849
Noviembre	0.261639	0.694245	0.326735	0.35127	0.474775	0.335939	0.31854	0.389849
Diciembre	0.252571	0.607947	0.356448	0.358936	0.507154	0.299665	0.309594	0.226322

Tabla 5. Valores medios del índice EVI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

En este caso no se dispone de un rango en el cual se deban encontrar los valores, lo que dificulta el análisis, es por ello que se emplea un gráfico de dispersión para evaluar los valores obtenidos y su comportamiento.

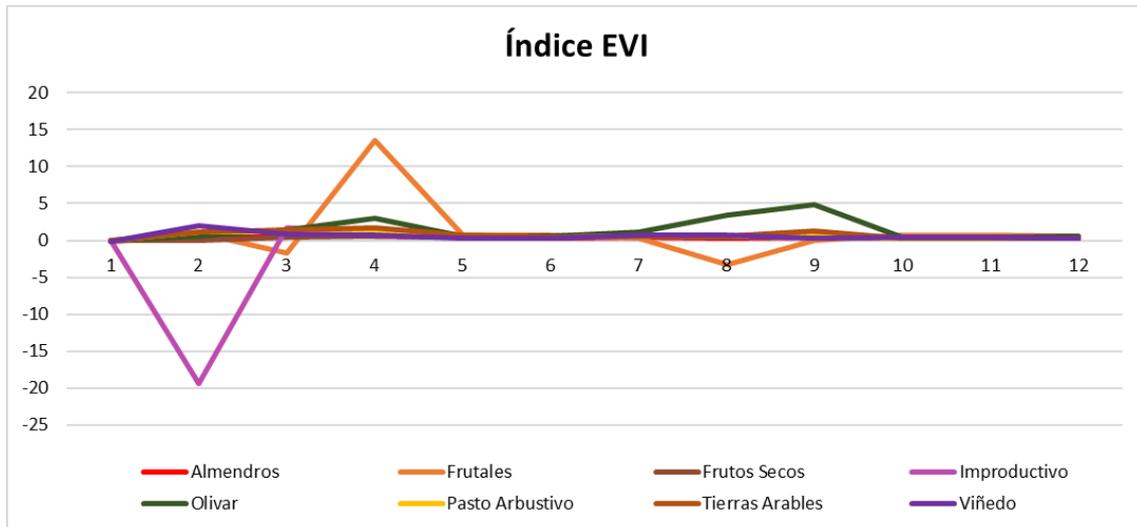


Gráfico 2. Valores medios del índice EVI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

Observando el gráfico con los valores de EVI, vemos que este índice aporta poca información que es difícil de analizar.

Este índice es particularmente sensible a la variabilidad en la estructura de la vegetación, ya que fue creado para utilizarse en zonas con alta densidad de vegetación. Los picos de la gráfica representan, por tanto, los valores más grandes (tanto en positivo como en negativo), que encuentra para cada mes.

9.3 Índice VARI

Este índice resalta la vegetación empleando las bandas correspondientes al espectro visible (R,G,B). Su objetivo principal es eliminar las perturbaciones de tipo atmosférico presentes en la señal.

A diferencia del resto de índices, el VARI nos indica la existencia de vegetación cuando los valores del mismo son próximos a cero.

Es necesario destacar que la vegetación responde mejor a las bandas del rojo e infrarrojo cercano, por lo que los resultados obtenidos pueden no llegar a representar fielmente las variaciones de los cultivos.

CLASIFICACIÓN	1	2	3	4	5	6	7	8
MES/CULTIVO	Almendros	Frutales	Frutos Secos	Improductivo	Olivar	Pasto Arbustivo	Tierras Arables	Viñedo
Enero	-0.125072	-0.036787	-0.083818	-0.084011	-0.064994	-0.106495	-0.101063	-0.20296
Febrero	-0.199379	-0.086944	-0.217298	-0.162966	-0.137129	-0.18149	-0.192719	-0.243449
Marzo	-0.206042	-0.113579	-0.224695	-0.166789	-0.160129	-0.17867	-0.153751	-0.245685
Abril	-0.208082	-0.138507	-0.21739	-0.143613	-0.162205	-0.160776	-0.10023	-0.250507
Mayo	-0.229041	-0.16175	-0.222809	-0.154759	-0.193459	-0.176093	-0.179841	-0.257191
Junio	-0.22776	-0.161703	-0.217638	-0.179846	-0.183601	-0.20147	-0.243472	-0.248254
Julio	-0.22776	-0.145365	-0.220279	-0.188391	-0.174063	-0.202987	-0.226505	-0.227658
Agosto	-0.240498	-0.14655	-0.233819	-0.19489	-0.181071	-0.217902	-0.229289	-0.230907
Septiembre	-0.240648	-0.102727	-0.225326	-0.175211	-0.172822	-0.199268	-0.211694	-0.228972
Octubre	-0.252125	-0.159465	-0.245219	-0.212048	-0.191568	-0.242226	-0.270043	-0.289238
Noviembre	-0.252125	-0.159465	-0.245219	-0.212048	-0.191568	-0.242226	-0.270043	-0.289238
Diciembre	-0.245954	-0.183738	-0.213494	-0.196348	-0.178238	-0.223013	-0.227847	-0.280372

Tabla 6. Valores medios del índice VARI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

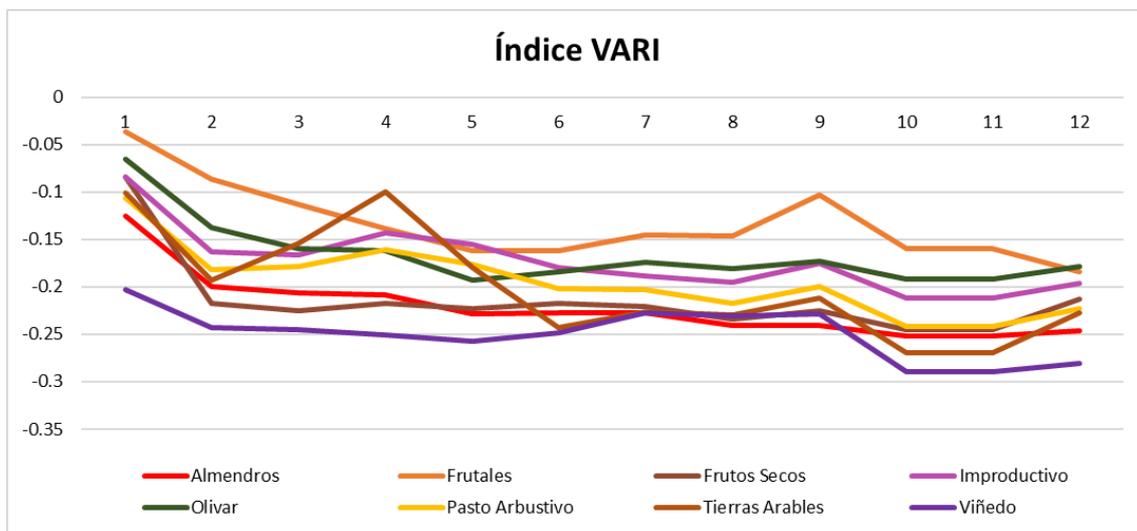


Gráfico 3. Valores medios del índice VARI para cada mes. Fuente: elaboración propia.

Los valores obtenidos son todos próximos a cero y negativos. Esto se debe a la formulación empleada para la obtención del índice, los valores en la banda del rojo son mayores, ya que dicha banda resalta mejor la vegetación, mientras que en el denominador de la fórmula se emplean las 3 bandas del espectro visible. A consecuencia de esto, tenemos el cociente de valores pequeños (GREEN-RED) entre los valores del resto de bandas (GREEN+RED-BLUE). Como resultado a esta operación, tendremos valores próximos a cero y negativos.

10. PROCESO DE CLASIFICACIÓN

Generalmente, se han dividido los métodos de clasificación en dos: Supervisado y No Supervisado. Esto depende de si a priori, se dispone de unas muestras de enseñanza o no. Dado que, en este caso, para el análisis se parte de unas categorías determinadas por el usuario, cuya información es verídica y contrastada, se llevará a cabo una clasificación por el método Supervisado.

Se analizarán por este método un total de 158 parcelas, distribuidas en 8 clases.

Cultivos	Código	Nº parcelas
Almendros	1	27
Frutales	2	18
Frutos secos	3	21
Improductivo	4	9
Olivar	5	18
Pasto Arbustivo	6	5
Tierras Arables	7	28
Viñedo	8	32

Tabla 7. Número de parcelas de entrenamiento/cultivo. Fuente: elaboración propia.

A diferencia de la clasificación tradicional, donde el píxel representa la unidad básica, la clasificación orientada a objetos emplea como unidad básica una región. Dicha región permite de representar en mejor medida las características presentes en la imagen.

En este caso de estudio, dado que se pretende clasificar parcelas de cultivos, se decide emplear la clasificación orientada a objetos.

10.1 Clasificación orientada a objetos

“Hay y Castilla (2006) definen el Análisis de Imágenes Basado en Objetos como una sub-disciplina de la ciencia de los Sistemas de Información Geográfica dedicada a dividir las imágenes en objetos con significado propio y al mismo tiempo, obtener sus características desde un punto de vista espacial, espectral y temporal.” Fuente (Recio).

Este método tiene en consideración las características relevantes de los objetos, tales como textura, valores espectrales, y la forma en la que se relaciona con su vecindario. El conocimiento de esta información, permite que las características descriptivas disponibles para cada uno de los objetos sean mayores, favoreciendo así la clasificación.

Es una metodología muy útil de aplicar cuando se trabaja en zonas heterogéneas.

10.2 Algoritmo de clasificación

Para llevar a cabo la clasificación, el software WEKA, emplea el algoritmo C5 junto con Boosting.

Este algoritmo se emplea para el aprendizaje de árboles de decisión de forma iterativa, los cuales clasifican la imagen. Para explicar su funcionamiento, emplearemos los resultados obtenidos para la clasificación de la imagen mediante el índice EVI.

```

EVI1 <= -0.040145
| EVI10 <= 0.672786
| | EVI1 <= -0.082504
| | | EVI8 <= 0.535472
| | | | EVI3 <= 0.361275
| | | | | EVI1 <= -0.086565: Tierras Arables (2.0/1.0)
| | | | | EVI1 > -0.086565: Frutales (2.0)
| | | | | EVI3 > 0.361275
| | | | | EVI12 <= 0.297759: Almendros (28.0/5.0)
| | | | | EVI12 > 0.297759: Olivar (6.0/1.0)
| | | | EVI8 > 0.535472
| | | | EVI2 <= 0.91468: Tierras Arables (2.0/1.0)
| | | | EVI2 > 0.91468
| | | | | EVI5 <= 0.813997: Tierras Arables (3.0/1.0)
| | | | | EVI5 > 0.813997: Vitedo (3.0)
| | | EVI1 > -0.082504
| | | | EVI3 <= 0.765371
| | | | | EVI9 <= 0.223856: Pasto Arbustivo (3.0/2.0)
| | | | | EVI9 > 0.223856
| | | | | EVI4 <= 0.305382: Vitedo (22.0)
| | | | | EVI4 > 0.305382
| | | | | | EVI7 <= 0.624322: Almendros (4.0/1.0)
| | | | | | EVI7 > 0.624322: Vitedo (5.0)
| | | | EVI3 > 0.765371
| | | | | EVI7 <= 0.635584: Pasto Arbustivo (3.0)
| | | | | EVI7 > 0.635584: Improductivo (2.0)
| | EVI10 > 0.672786: Frutales (12.0)

```

Figura 18.Arbol de decisión EVI. Fuente Elaboración propia.

Por otra parte, el método Boosting que trabaja junto con el algoritmo C5, permite aumentar la precisión de las clasificaciones. Esto se debe a que este método multclasificador, disminuye la sensibilidad de los árboles de decisión a los errores que puedan presentar los datos de entrada.

En primer lugar, el algoritmo C5 estudia los casos que pertenecen a una clase concreta, para ello establece una condición $EVI1 \leq -0.040145$. Para aquellos casos que lo cumplan los clasificará en función a esa condición. En el caso de que existan casos que no cumplan dicha condición, se dividirá creando una rama, que impondrá una nueva condición.

Realiza de forma iterativa ese proceso hasta haber analizado todos los casos de estudio y todas las clases. En cada rama encontramos el número de casos clasificados y los errores, es decir, para el caso de $EVI12 \leq 0.297759$, vemos que se han clasificado los casos en la clase almendros. Para esta rama se han clasificado correctamente un total de 28 casos, e incorrectamente 5.

Tras finalizar el primer árbol de decisión, el algoritmo vuelve a calcular otros árboles con el fin de mejorar el número de casos mal clasificados. Para hacerlo, pondera los casos mal clasificados. Esto provoca que, a partir del segundo árbol, encontremos en algunos casos menos datos mal clasificados, pero no quiere decir necesariamente que el modelo mejore, el mejor modelo siempre será el del primer árbol obtenido, cuyo error general será menor puesto que considera de forma general todos los datos y no sólo se centra en los casos con presencia de datos mal clasificados.

11. EVALUACIÓN DE LA CLASIFICACIÓN

Finalizado el proceso de clasificación, se procede a evaluar el modelo generado. Esto se realiza mediante **validación cruzada**.

Este tipo de evaluación iterativa divide los datos en 10 paquetes, de la forma más homogénea posible. Su funcionamiento es el siguiente:

En primer lugar, se entrenan los datos con los 9 primeros paquetes de muestra, y se evalúan con el paquete número 10. Esto nos dará un porcentaje de fiabilidad global del modelo.

A continuación, se procede a entrenar las muestras con los paquetes del 1 al 8, y el número 10. Evaluará con el paquete 9. Se obtendrá otro porcentaje de fiabilidad global

Se realizan 10 iteraciones, hasta que se han entrenado los datos con todos los paquetes, y se han evaluado con todos ellos. Se dispondrá, por tanto, de un total de 10 porcentajes de fiabilidad global, el final será la media de todos ellos.

Este tipo de evaluación es muy útil cuando se trabaja con un número pequeño de parcelas como es este caso, en el que, debido a la superficie de las parcelas de estudio, ha resultado imposible determinar un conjunto de parcelas de evaluación, por lo que se han evaluado las propias muestras de entrenamiento.

A continuación, se analizarán los resultados de evaluación obtenidos para cada índice de vegetación, y las combinaciones posibles entre ellos. Se determinará qué serie de evaluación es el mejor método para producir cartografía agrícola.

11.1 Serie NDVI

Los resultados obtenidos para los datos evaluados con el índice NDVI, vienen reflejados en la matriz de confusión. En ella se indican el número de casos clasificados en función de las distintas clases.

	a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
1	1	0	0	0	0	2	1	1	a = Pasto Arbustivo
0	17	2	0	3	1	3	2	2	b = Tierras Arables
0	2	1	0	2	2	1	1	1	c = Improductivo
0	0	0	13	0	2	2	1	1	d = Frutales
0	2	0	0	14	5	0	0	0	e = Frutos Secos
0	0	1	1	4	10	2	0	0	f = Olivar
0	1	0	1	0	1	22	2	2	g = Almendros
0	0	0	1	0	0	5	26	2	h = Viñedo

Figura 19. Matriz de confusión NDVI. Fuente Elaboración propia.

Observando la matriz, vemos como se han clasificado los datos en 8 clases, las definidas al inicio del proyecto. En la diagonal, se encuentran los casos bien clasificados, siendo el resto muestras clasificadas en una clase que no les corresponde.

La clase que presenta peores resultados es 'Improductivo', solo se clasifican correctamente el 50% de los datos (2 muestras).

La clasificación por esta serie presenta una fiabilidad del **65.8%**, donde de 158 datos de entrada, se han clasificado correctamente 104 e incorrectamente 54 (el 34.2%).

11.2 Serie EVI

Para la clasificación por el índice EVI, los resultados obtenidos son los siguientes.

a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
1	1	1	0	0	0	2	0	a = Pasto Arbustivo
0	16	1	0	4	2	3	2	b = Tierras Arables
2	0	2	0	0	3	1	1	c = Improductivo
1	0	1	10	1	1	3	1	d = Frutales
0	3	1	2	13	2	0	0	e = Frutos Secos
0	3	1	2	6	3	2	1	f = Olivar
1	1	0	2	0	1	21	1	g = Almendros
1	1	0	1	0	0	1	28	h = Viñedo

Figura 20. Matriz de confusión EVI. Fuente Elaboración propia.

En este caso, los resultados varían notablemente en comparación con la serie NDVI. Se observa como existe un mayor número de casos mal clasificados, por lo que la fiabilidad del modelo será menor. En este caso es del **59.49%**, se han clasificado de forma correcta 94 datos.

11.3 Serie VARI

Clasificando por el índice VARI, la matriz de confusión nos indica que el modelo ha mejorado en comparación al caso anterior.

a	b	c	d	e	f	g	h	<-- classified as
0	1	2	0	2	0	0	0	a = Pasto Arbustivo
0	20	1	0	1	2	2	2	b = Tierras Arables
0	1	2	2	1	2	1	0	c = Improductivo
0	0	1	12	1	0	1	3	d = Frutales
1	1	0	0	15	3	1	0	e = Frutos Secos
0	3	1	1	5	4	4	0	f = Olivar
0	4	0	0	0	0	21	2	g = Almendros
0	0	0	2	1	0	3	26	h = Viñedo

Figura 21. Matriz de confusión VARI. Fuente Elaboración propia.

Encontramos un total de 100 datos bien clasificados, lo que nos proporciona una fiabilidad global del modelo del **63.29%**. Aunque los resultados han mejorado, el modelo es poco robusto.

11.4 Serie NDVI + VARI

A continuación, se realizará la clasificación empleando combinaciones de los distintos índices. Para este caso los resultados obtenidos se reflejan en la matriz de confusión.

a	b	c	d	e	f	g	h		<-- classified as
2	0	2	0	0	0	1	0		a = Pasto Arbustivo
0	19	1	0	3	1	2	2		b = Tierras Arables
2	1	1	0	0	3	2	0		c = Improductivo
0	0	0	12	1	2	2	1		d = Frutales
0	1	0	0	17	3	0	0		e = Frutos Secos
0	1	2	0	4	8	3	0		f = Olivar
0	2	0	1	0	0	21	3		g = Almendros
0	3	0	0	0	0	3	26		h = Viñedo

Figura 22. Matriz de confusión NDVI + VARI. Fuente Elaboración propia.

Para esta combinación, el índice de fiabilidad obtenido es del **67.08%**, encontramos un total de 106 muestras bien clasificadas.

11.5 Serie NDVI + EVI

Analizando la matriz de confusión, se tiene que el número de casos correctamente clasificados es de 104.

a	b	c	d	e	f	g	h		<-- classified as
0	1	1	0	0	0	3	0		a = Pasto Arbustivo
0	18	1	0	2	2	3	2		b = Tierras Arables
1	3	1	1	1	1	0	1		c = Improductivo
0	0	0	11	1	1	3	2		d = Frutales
0	1	0	0	17	3	0	0		e = Frutos Secos
0	1	1	1	6	7	2	0		f = Olivar
0	0	1	1	0	2	20	3		g = Almendros
0	1	0	0	0	0	1	30		h = Viñedo

Figura 23. Matriz de confusión NDVI + EVI. Fuente Elaboración propia.

En comparación con la clasificación anterior, este modelo ha disminuido su fiabilidad en un 2%, lo cual es poco, pero nos indica que tal vez la información aportada por uno de los dos índices puede ser irrelevante.

11.6 Serie EVI + VARI

Para la clasificación por EVI junto con VARI, se tiene que:

```

a b c d e f g h <-- classified as
0 1 1 0 0 2 1 0 | a = Pasto Arbustivo
2 19 1 0 2 1 2 1 | b = Tierras Arables
0 1 0 1 0 5 2 0 | c = Improductivo
1 0 0 9 1 3 4 0 | d = Frutales
0 3 0 0 16 2 0 0 | e = Frutos Secos
0 2 2 0 6 5 3 0 | f = Olivar
0 2 0 1 0 0 22 2 | g = Almendros
1 3 0 0 0 0 1 27 | h = Viñedo

```

Figura 24. Matriz de confusión EVI + VARI. Fuente Elaboración propia.

La fiabilidad global para esta combinación es del **62.025%**. Disminuye el número de muestras correctamente clasificadas a 98, siendo, por tanto, la peor combinación en cuanto a clasificación por pares de índices.

11.7 Serie NDVI + EVI + VARI

Para finalizar, se procede a clasificar las muestras con todos los índices. Los resultados obtenidos se presentan en la matriz de confusión.

```

a b c d e f g h <-- classified as
0 0 3 0 0 1 0 1 | a = Pasto Arbustivo
1 19 1 0 2 1 3 1 | b = Tierras Arables
1 0 2 0 1 2 3 0 | c = Improductivo
0 0 0 12 1 1 3 1 | d = Frutales
0 1 1 0 14 5 0 0 | e = Frutos Secos
0 1 2 1 4 7 3 0 | f = Olivar
0 2 0 0 0 0 22 3 | g = Almendros
0 1 0 0 0 0 1 30 | h = Viñedo

```

Figura 25. Matriz de confusión NDVI + EVI + VARI. Fuente Elaboración propia.

Con un total de 106 casos correctamente clasificados, esta combinación presenta un **67.08%** de fiabilidad global. Se obtiene la misma fiabilidad que para la combinación de NDVI + VARI, por lo que deberá determinarse qué modelo es el mejor.

11.8 Conclusiones

Si analizamos los modelos obtenidos con los índices de forma individual, vemos que, el que presenta una mayor fiabilidad es la serie NDVI, mientras que la serie EVI presenta los peores resultados.

En el caso de las series de clasificación por pares de índices, se observa como el índice EVI apenas aporta información de importancia a los modelos, ya que los índices con los que se combinan tienen por cuenta propia, una mayor fiabilidad.

Sabiendo esto, y en función a los resultados obtenidos, se determina que la serie que mejor clasifica las muestras de estudio, es la **serie NDVI + VARI**.

12. PRODUCCIÓN DE CARTOGRAFÍA

Finalizados los procesos de clasificación y evaluación, y una vez elegido el mejor método, la producción de cartografía agrícola es sencilla.

En primer lugar, se calcularían las características descriptivas para todas las parcelas de municipio. A continuación, se aplicaría el modelo creado con las muestras de aprendizaje a todas las parcelas del municipio. Una vez clasificadas, se representarían en un SIG.

REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA

Referencias

1. Perez Guitierrez, C y Muñoz Nieto, A.L, (2006), *Teledetección: Nociones y Aplicaciones*, Universidad de Granada.
2. [En línea] <http://ariadnasancha.blogspot.com/2016/10/la-teledeteccion.html>
3. [En línea] <https://es.khanacademy.org/science/physics/light-waves/introduction-to-light-waves/a/light-and-the-electromagnetic-spectrum>
4. [En línea] Agencia Espacial Europea
http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEM6DYD3GXF_1.html
5. [En línea] Resolución del satélite Sentinel-2, INTA
http://www.inta.es/opencms/export/sites/default/INTA/es/blogs/copernicus/BlogEntry_1507278650016
- 6.[En línea] De Miguillen, CC BY-SA 3.0, *Plano situación Utiel*,
<https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=12069448>
7. [En línea] PNOA servidor WMS, *Ortofotos de máxima actualidad*,
8. [En línea] Agencia Espacial Europea, <https://www.scihub.copernicus.eu>

Bibliografía

9. [En línea] *Sentinel-2A*, <http://www.geodim.es/pdf/Geodim%20SENTINEL-2A.pdf>
10. [En línea] *Clasificación orientada a objetos*,
<https://geoinformacion.wordpress.com/2011/10/13/clasificacion-basada-en-objetos-object-based-image-analysis-obia/>
11. Recio Recio, J.A, (2009), *Técnicas de extracción de características y clasificación de imágenes orientada a objetos aplicadas a la actualización de bases de datos de ocupación del suelo*, Universitat Politècnica de Valencia
12. [En línea] *Índices de vegetación*, 1_59_185_24_508.pdf
13. [En línea] *Porque las hojas de los árboles cambian de color*,
<https://www.heraldo.es/noticias/sociedad/2016/10/28/por-que-las-hojas-los-arboles-cambian-color-1134201-310.html>
14. [En línea] *Cálculo del índice NDVI*, <http://www.gisandbeers.com/calculo-del-indice-ndvi/>
15. Roldán, P y Poveda, G, (2006), *Variabilidad espacio-temporal de los índices NDVI y EVI. Aplicación a cinco regiones colombianas*, Meteorol. Colomb. 10: 47-59.ISSN 0124-6984, Bogotá, D.C. – Colombia
16. [En línea] *Enhanced Vegetation Index*,
https://en.wikipedia.org/wiki/Enhanced_vegetation_index

17. Abaurrea Pereda, M , (2013), *Trabajo Fin de Grado – Comparación de índices de vegetación en zona semiárida de Navarra*, Escuela técnica Superior de Ingenieros Agrónomos, Universidad Pública de Navarra
18. Lopez Garcia, B, (2013), *Trabajo Fin de Grado – Estudio comparativo de índices espectrales aplicados a los incendios del Alt Empordà de 200 y 2012 a través de imágenes MODIS*, Escola Politècnica Superior d'Edificació de Barcelona, Universitat Politècnica de Catalunya
19. Díaz García-Cervigón, J. J, (2015), *Trabajo Fin de Máster – Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión*, Facultad de Geografía e Historia, Universidad Computense de Madrid
20. Recio Recio, J. A, (2016), *Apuntes de Teledetección*, Universitat Politècnica de Valencia
21. [En línea] *Introducción a las herramientas SIG más habituales*, <https://www.desktop.arcgis.com>