



9CFE-1899

Actas del Noveno Congreso Forestal Español
Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025.**
ISBN: 978-84-941695-7-1

Organiza





Avances en la identificación de bosques viejos mediante imágenes de satélite multiespectrales

GUERRERO-CUBERO, C. (1), CALZADO, A. (1) y VÁZQUEZ-PIQUÉ, J. (1)

(1) Departamento de Ciencias Agroforestales, Universidad de Huelva.

Resumen

La protección y conservación de los bosques viejos se ha convertido en una preocupación global debido a su carácter irremplazable, su elevada biodiversidad y su escasez. Pese a ello, se han realizado pocas investigaciones sobre la identificación de bosques viejos de las especies arbóreas más antiguas en las zonas mediterráneas. En este trabajo se avanza en procedimientos de identificación y cartografía de bosques viejos a través de imágenes de satélite multiespectrales. Para ello, se ha empleado un escáner láser terrestre (TLS) para obtener los parámetros estructurales y generar un índice de masa vieja derivado del de SPIES y FRANKLIN (1991) en 30 parcelas de *Pinus nigra* de 2500 m² situadas en el Parque Natural de Cazorla, Segura y Las Villas (Jaén) e imágenes Sentinel-2 de resolución perteneciente al programa Copernicus de la Agencia Espacial Europea. En este análisis inicial se ha realizado un modelo que relaciona el índice de masa vieja obtenido a través del TLS, con parámetros biofísicos obtenidos de las imágenes multiespectrales. Los mejores modelos seleccionados para estimar el Old Growth Index (OGI) a partir de datos de Sentinel-2 han dado como resultado valores de R² ajustado bajos, siendo la variable con mejor ajuste el Normalized Difference Generic Index (NDGI) con 0.18, seguidos del Leaf Area Index (LCI) con 0.17 y del Inverted Red-Edge Chlorophyll Index (IRECI) con 0.14. Estos resultados indican que, si bien los modelos basados en índices espectrales de Sentinel-2 (NDGI, LCI e IRECI) mostraron correlaciones significativas con el Índice de Bosque Viejo (OGI), su capacidad predictiva fue limitada. Esto sugiere que la resolución espacial y espectral de Sentinel-2 no es suficiente por sí sola para modelizar con precisión la complejidad estructural de los bosques viejos de *Pinus nigra* en el ámbito mediterráneo. Si bien el objetivo de avanzar en la identificación de estos bosques mediante teledetección se cumplió parcialmente al establecer relaciones preliminares entre variables biofísicas y el OGI, los resultados subrayan la necesidad de integrar datos de mayor resolución y métodos de análisis más avanzados, como el aprendizaje automático, para mejorar la precisión. Este trabajo aporta un marco metodológico inicial que, con futuras adaptaciones, podría optimizar la cartografía y conservación de estos ecosistemas únicos.

Palabras clave

Sentinel-2, TLS, *Pinus nigra*, NDGI.

1. Introducción

Los bosques viejos son un subconjunto de bosques que se desarrollan solo bajo un conjunto limitado de circunstancias, en su mayoría asociadas con largos períodos sin perturbaciones naturales importantes (BAUHUS et al., 2009). Estos bosques proporcionan numerosos beneficios y hábitats que no se encuentran presentes en los bosques gestionados (LINDENMAYER & MCCARTHY, 2002). Los bosques viejos capturan carbono durante siglos y constituyen un valioso elemento ecológico albergando árboles longevos y representando reservorios de biodiversidad y de elementos paisajísticos y estéticos únicos (CAMARERO MARTÍNEZ et al., 2019). Si se tiene en consideración que la conservación de bosques viejos implica una mayor capacidad de almacenamiento de carbono que la reforestación con árboles



jóvenes, las implicaciones a nivel del ciclo de carbono y en relación al acuerdo de Kyoto son notables (E. SCHULZE et al., 2000). Por estos motivos, la protección y conservación de los bosques viejos se ha convertido en una preocupación global debido a su carácter irremplazable (MACKEY et al., 2015), su elevada biodiversidad y su escasez, suscitando un gran interés en su identificación y mantenimiento (BAUHUS et al., 2009). Sin embargo, en la región mediterránea los trabajos de investigación sobre bosques viejos son escasos. A pesar de su relevancia ecológica en el ámbito mediterráneo (FIRM et al., 2009; KEREN et al., 2014; PIOVESAN et al., 2005), la mayoría de las investigaciones europeas sobre bosques viejos se han focalizado en bosques de zonas templadas y boreales (NILSSON et al., 2002).

En los bosques españoles de *Pinus nigra* Arnold subsp. *salzmannii* (Dunal) Franco, con una prolongada historia de intervención antrópica (CARRIÓN et al., 2001), se encuentran algunos rodales relictos en zonas montañosas aisladas, donde la baja accesibilidad ha limitado significativamente la explotación forestal (TÍSCAR & LUCAS-BORJA, 2016). Estudios recientes sobre la estructura de estos bosques maduros sugieren que constituyen un recurso extremadamente escaso y frágil (ABELLANAS & PÉREZ-MORENO, 2018; TÍSCAR & LINARES, 2011; TÍSCAR & LUCAS-BORJA, 2016), cuya preservación demanda de manera urgente la implementación de estrategias de monitoreo y recopilación de datos para optimizar su conservación y manejo sostenible.

Uno de los objetivos en el manejo y conservación de los bosques viejos es definirlos de una manera científicamente significativa, pero operativa. Este objetivo puede ser alcanzado mediante el desarrollo y empleo de un índice de bosque viejo (OGI, por sus siglas en inglés Old-growth index). La identificación del mejor OGI (una métrica adimensional construida mediante la combinación de características estructurales de los bosques viejos, como árboles grandes y diversidad de tamaño) para cada tipo de bosque y su predicción con modelos espaciales podría ayudar en la identificación de bosques viejos en el paisaje. En este sentido, HEVIA et al. (2022) desarrollaron un OGI para *Pinus nigra* en el Parque Natural de Cazorla, Segura y las Villas basado en el diámetro medio de los árboles, la desviación estándar del diámetro de los árboles y la densidad de árboles grandes; siguiendo el enfoque establecido por (SPIES & FRANKLIN, 1991).

El uso combinado de un OGI junto con técnicas de inventariación basadas en sensores remotos puede ser una forma efectiva de cartografiar bosques viejos; trabajos recientes han demostrado la capacidad de los sensores remotos para inventariar y monitorear este tipo de bosques (ADININGRAT et al., 2024; HIRSCHMUGL et al., 2023). En este sentido, los inventarios tradicionales resultan insuficientes ya que requieren un gran número de parcelas para poder describir las masas forestales en las diferentes etapas sucesionales, especialmente en las etapas más avanzadas (HEVIA et al., 2022). Además, los bosques viejos en muchos casos se encuentran en zonas de difícil acceso, por lo que los sensores remotos pueden resultar fundamentales para obtener información de estas masas (HIRSCHMUGL et al., 2023; SPRACKLEN & SPRACKLEN, 2019). Por otra parte, diferentes autores coinciden en que los sensores remotos pueden permitir identificar bosques viejos "potenciales", que pueden evaluarse con más detalle mediante estudios de campo específicos (HIRSCHMUGL et al., 2023; SCHICKHOFER & SCHWARZ, n.d.; SPRACKLEN & SPRACKLEN, 2019). No obstante, las observaciones de campo siguen siendo fundamentales para capturar ciertos atributos de los bosques viejos (ADININGRAT et al., 2024), pero los métodos



tradicionales son lentos, susceptibles del error humano e incapaces de reconstruir la geometría del árbol (CABO et al., 2018). Por todo esto, el uso del escaneo láser terrestre (TLS) en la toma de datos de campo combinado con el empleo de imágenes de satélite, que permiten cubrir grandes áreas de forma continua tanto en el espacio como en el tiempo, puede ser una posibilidad eficiente en la identificación, inventariación y caracterización de los bosques viejos.

Las series de satélites Sentinel 2A y Sentinel 2B, lanzadas por la Agencia Espacial Europea (ESA) a través de su programa Copernicus en 2015 y 2017, ofrecen imágenes gratuitas con una resolución temporal de cinco días. Las imágenes de Sentinel 2 constan de 13 bandas espectrales que ofrecen resoluciones espaciales que van desde 10 a 60 m, siendo una de sus aplicaciones clave el análisis de la vegetación (ASTOLA et al., 2019). Diferentes trabajos han empleado estas imágenes para cartografiar e identificar especies arbóreas (GRABSKA et al., 2019; HÓSCILO & LEWANDOWSKA, 2019; PERSSON et al., 2018), para estimar la biomasa forestal (MORADI et al., 2022; PANDIT et al., 2018; PULITI et al., 2020), para determinar el contenido de clorofila de los bosques (WU et al., 2008; ZARCO-TEJADA et al., 2019), para monitorear la aplicación de cortas (LIMA et al., 2019) y para la estimación de volumen de existencias forestales (CHRYSAFIS et al., 2017; ZHOU & FENG, 2023). La alta resolución temporal y espacial de Sentinel ha permitido que estas imágenes se utilicen como una herramienta fundamental para monitorear las perturbaciones de las masas forestales (p.ej. LASTOVICKA et al., 2020; ZIKIOU et al., 2024).

La teledetección multiespectral se ha utilizado con éxito para cartografiar bosques viejos. En este sentido ADININGRAT et al. (2024) cartografiaron bosques templados viejos en el sureste de Alemania empleando la reflectancia espectral e índices de vegetación de las imágenes de Sentinel-2A.

El uso del escaneo láser terrestre (TLS) ha ganado interés en los últimos años debido a su capacidad para representar de forma automática, rápida y realista las estructuras de los árboles a nivel milimétrico (CABO et al., 2018). Numerosos estudios han demostrado la eficacia del TLS para estimar variables características de los inventarios forestales (ÅKERBLOM & KAITANIEMI, 2021; ALVITES et al., 2022; CALDERS et al., 2020; KROK et al., 2020). El uso del TLS en la práctica forestal tiene sus limitaciones, estas limitaciones se refieren al costo de la tecnología, la necesidad de personal cualificado, aspectos operativos (KROK et al., 2020) y el alto efecto de oclusión del método de escaneo único, que se puede reducir en parte utilizando varias estaciones de escáner (HUNČAGA et al., 2020). Para simplificar el uso del sistema TLS tradicional, estudios recientes han empleado en la toma de datos de campo un escáner láser de mano (CABO et al., 2018; HUNČAGA et al., 2020; HYYPPÄ et al., 2020).

2. Objetivos

El objetivo del presente trabajo es avanzar en los procedimientos de identificación y cartografiado de bosques viejos a través de imágenes de Sentinel 2 y toma de datos de campo con un escáner láser de mano. En concreto, se pretende construir un modelo que relacione un índice de masa vieja, obtenido a partir del escáner láser de mano, con parámetros biofísicos obtenidos de Sentinel 2 en masas de *Pinus nigra* en el Parque Natural Sierra de Cazorla, Segura y Las Villas.

3. Metodología

Área de estudio

Este estudio se llevó a cabo en el suroeste de la Sierra de Cazorla, dentro del Parque Natural Sierra de Cazorla, Segura y Las Villas, ubicado al noroeste de



Andalucía (Jaén; coordenadas 37°51'N, 2°52'W; Figura 1). La región presenta un clima mediterráneo caracterizado por intensas sequías estivales y una marcada variabilidad en las precipitaciones interanuales e intraanuales, con una media anual de 1100 mm (rango 400-1900 mm) y una temperatura promedio de 11.7 °C. Dentro del estrato arbóreo, las coníferas predominan en la zona, principalmente *Pinus halepensis*, *P. pinaster* y *P. nigra subsp. salzmannii*, distribuyéndose en laderas y valles en función de las distintas condiciones edáficas y climáticas. Entre las especies de frondosas, destacan *Quercus ilex* y *Q. faginea*, que se desarrollan en altitudes inferiores y suelen mezclarse con otras especies como *Acer spp.*, *Populus spp.*, *Sorbus spp.* y *Fraxinus angustifolia*. El pino laricio (*P. nigra*) es la especie arbórea más abundante en el Parque Natural, cubriendo aproximadamente 60,000 ha entre los 1,000 y 2,000 m de altitud (TISCAR, 2004). Esta especie puede alcanzar hasta 40 m de altura y 1.2 m de diámetro, y está bien adaptada a suelos pobres, someros y se puede encontrar en pendientes pronunciadas y zonas altas y rocosas, donde otras especies más exigentes no pueden sobrevivir (ALEJANO, 1997). La toma de datos de campo se llevó a cabo en el monte Navahondona, con una superficie de 15,588.73 ha, y en el monte Poyo de Santo Domingo con una superficie de 7712,67 ha. Dentro de estos montes el estudio se centró en las zonas donde *P. nigra* es la especie dominante (>80%), lo cual permite un análisis detallado de las características estructurales y ecológicas de esta comunidad forestal.

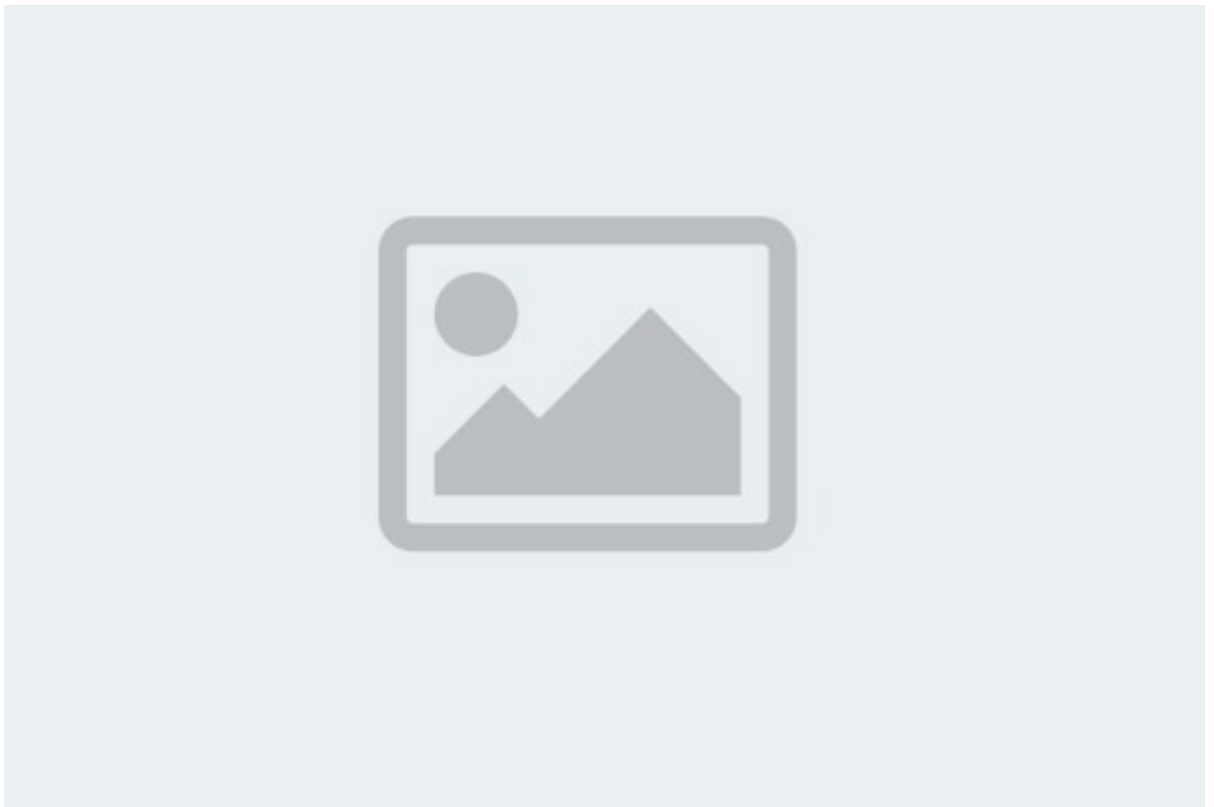


Figura 1. Mapa del área de estudio. Parcelas jóvenes (azul) y viejas (rojo).

Adquisición y procesamiento de datos TLS

La toma de datos se llevó a cabo en 30 parcelas cuadradas de lado 50 m. De las 30 parcelas, 15 correspondían a masas jóvenes y las otras 15 a bosques viejos. La selección de las parcelas correspondientes a rodales viejos se realizó teniendo en

cuenta que la estructura, edad y baja intensidad de manejo podrían considerarse atributos característicos de los rodales viejos de *P. nigra* en el área. Para la selección de las parcelas correspondientes a rodales jóvenes se tuvo en cuenta la estructura y que el diámetro medio estuviera en torno a los 20 cm. La toma de datos se llevó a cabo durante el mes de junio del 2024. Se utilizó el equipo TLS BLK2GO desarrollado por Leica Geosystems AG con una densidad media de 420.000 puntos/m² y un alcance de 25 m. Para la realización del escaneo de cada parcela se siguió el diseño de sendero utilizado por HUNČAGA et al. (2020), se realizaron pasadas paralelas separadas por diez metros, siguiendo la dirección perpendicular a la línea de pendiente máxima de la parcela (Figura 2). Se colocaron jalones al principio y al final de cada pasada para ayudar a la realización del escaneo. El proceso de escaneo comenzó desde un punto cercano a un vértice de la parcela, desplazándose hacia el vértice de la superficie cuadrada de mayor elevación, siguiendo la ruta marcada por los jalones hasta completar el escaneo en la posición inicial. Por otra parte, en cada parcela se colocaron 4 dianas o puntos de control que se georreferenciaron con precisión con el GPS diferencial Leica Infinity.

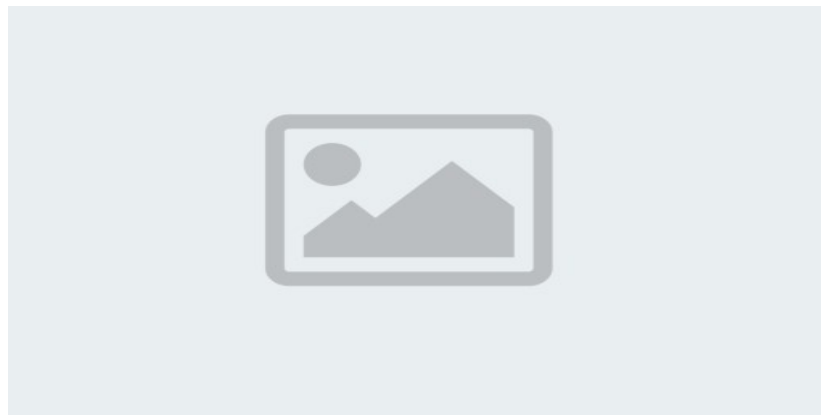


Figura 2. Proceso de adquisición de datos TLS sobre una parcela vieja. a) Esquema, b) ruta de recopilación de datos.

Posteriormente, se empleó el software LiDAR360 (GreenValley International Ltd., California, EE. UU.) para procesar y extraer variables forestales de los datos TLS. El procesamiento de datos para cada parcela implicó los siguientes pasos: (1) eliminar los valores atípicos para mejorar la calidad de los datos; (2) georreferenciar utilizando las coordenadas de los puntos de control en el terreno; (3) clasificar los puntos del suelo y normalizar la nube de puntos; (4) recortar la nube de puntos correspondiente a cada una de las parcelas; (5) segmentar los árboles para identificar árboles individuales. Si la segmentación automática no tenía éxito, se realizaba una segmentación manual. Para cada árbol segmentado, LiDAR360 proporciona información sobre sus principales variables dendrométricas, entre las que se utilizó el diámetro normal. (6) Segmentación del modelo de copas con la que obtenemos la fracción de cabida cubierta.

Procesado de datos de satélite

La imagen Sentinel en nivel 2A se descargó del centro de acceso libre de ESA-Copernicus (<https://scihub.copernicus.eu/>). La imagen se seleccionó con la condición de que la cobertura de nubes fuese del 0% y que la fecha fuese lo más próxima a la de la toma de datos de campo, descargándose, finalmente, la imagen



correspondiente al 21 de junio de 2024. Las bandas de Sentinel 2A utilizadas en este estudio han sido la B2, B3, B4, B5, B6, B7 y B8 con una resolución espacial de 10 metros. Se extrajeron los datos correspondientes a los píxeles coincidentes con las parcelas de trabajo para cada banda utilizando la herramienta Point Sampling Tool de SNAP (Sentinel Application Platform). A partir de estas bandas se han calculado para la zona de estudio los índices que aparecen señalados en la Tabla 1. Se utilizaron estos índices porque son los más comúnmente utilizados en estudios forestales y, alguno de ellos, ha sido utilizados con éxito para la caracterización de bosques viejos (ADININGRAT et al., 2024).

Cálculo del índice de bosque viejo (OGI)

El OGI proporciona una medida de la disimilitud de un rodal en relación con las condiciones de un rodal joven (ACKER et al., 1998). A partir del índice definido por SPIES & FRANKLIN (1991), para la zona de estudio y para masas de *Pinus nigra* en las que esta especie aparece como dominante (>80%), HEVIA et al., (2022) determinaron cuatro variables estructurales por parcela que permitieron discriminar con éxito entre las clases de edad de una masa forestal: (1) desviación estándar del diámetro normal de los pies de la parcela; (2) densidad (pies ha⁻¹) de árboles con diámetro superior a 50 cm; (3) diámetro normal medio de los árboles; y (4) densidad (pies ha⁻¹). Estas cuatro variables estructurales se pueden usar para calcular el OGI, según la Ecuación 1:

1

donde *i* representa cada una de las cuatro variables estructurales (1–4), *x_i* es el valor observado para la *i*-ésima variable estructural; *x_i joven* es el valor característico de la *i*-ésima variable estructural para rodales jóvenes; *x_i vieja* es el valor medio de la *i*-ésima variable estructural para los rodales viejos.

Cuando el valor de cualquier variable estructural en una parcela es menor que el característico para rodales jóvenes, se aplica el valor para rodales jóvenes. Del mismo modo, cuando el valor de la variable excede el característico de los rodales viejos, se asigna el valor correspondiente al rodal viejo. Por lo tanto, el OGI varía de 0, cuando todas las variables estructurales corresponden a los valores de rodales jóvenes, a 100, cuando todas las variables estructurales corresponden a los valores de rodales viejos. Los valores característicos estructurales para los rodales viejos se determinaron en un inventario específico realizado en las cercanías del monte de Navahondona; en concreto, se establecieron 15 parcelas en las que la edad y la baja intensidad de gestión permitió considerarlas como representativas de rodales viejos; los valores de referencia para rodales jóvenes se consideraron en 15 parcelas en las que el diámetro normal medio era inferior a 20 cm.

Tabla 1. Relación de índices utilizados.

Índice	Descripción	Fórmulas	Referencia
NDVI_1	Normalized Difference Vegetation Index	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	JUSE et al., 1974)



NDVI_2	Normalized Difference Vegetation Index	$\frac{B6 - B5}{B6 + B5}$	(RANDALL AND MERZLYAK, 1994)
MCARI	Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	$[(B5 - B4) - 0,2]$	
NDGI	Normalized Difference Generic Index	$\frac{B8 - B5}{B8 + B5}$	(MALOTTO et al., 2018)
LAI	Leaf Area Index		Biophysical Processor de SNAP
FAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation		
fCover	Vegetation cover fraction		
LCI	Leaf Chlorophyll Index	$\frac{B8 - B5}{B8 + B4}$	(DIM & LIMA, 2019)
EVI	Enhanced Vegetation Index	$\frac{2,5 * (B8 - B4)}{(B8 + (6 * B4)) - 1}$	
MSAVI	Modified Soil-Adjusted Vegetation Index	$\frac{2 * B8 + 1 - \sqrt{(2 * B8 + 1)^2 - 8 * (B8 - B4)}}{2}$	



$\frac{B8 - B4}{\frac{B6}{B5}}$			
IRECI	Inverted Red-Edge Chlorophyll Index	TON et al., 2013)	
Fcc_TLS	Fracción de cabida cubierta a partir del TLS.	Canopy height model segmentation	LiDAR360

Modelización del OGI

Previamente al cálculo del modelo se realizó un análisis de la correlación entre los índices multispectrales y el OGI, también se incorporó en el estudio la fracción de cabida cubierta medida por el LiDAR de mano. Para analizar si el OGI estaba correlacionado linealmente con los índices indicados en la Tabla 1, se calculó el coeficiente de correlación de Pearson, mediante el uso del paquete RComander (FOX, 2024) del software estadístico R (R Core Team, 2023).

El modelo de regresión lineal múltiple (MLR) se utilizó para establecer una relación empírica entre OGI y los índices multispectrales. La expresión general es la siguiente:

$$OGI = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2+...+\beta_nX_n + \varepsilon$$

Donde X₁, X₂, ...X_n son los índices calculados a partir de la imagen SENTINEL-2A (Tabla 1); β₀, β₁,... β_n son los parámetros a estimar ; y ε es el término de error.

Se aplicó un método de regresión “paso a paso” al conjunto de los datos para seleccionar las variables independientes del modelo. El procedimiento de regresión “paso a paso” se realizó utilizando una combinación de algoritmos “hacia adelante” y “hacia atrás” implementados en el paquete RComander (FOX, 2024) del software estadístico R (R Core Team, 2023). Se seleccionaron los modelos con los valores más bajos del criterio de información de Akaike (AIC). Solo se retuvieron los modelos sin colinealidad (VIF < 10) (Alin, 2010) y se verificó que todos los parámetros fueran significativos (α ≤ 0.05). Para seleccionar el mejor modelo, se consideraron las estadísticas Error Cuadrático Medio (MSE) y R cuadrado ajustado (R²_{adj}). La heterocedasticidad se verificó con la prueba de Breusch-Pagan.

4. Resultados

Caracterización de las masas inventariadas

En la Tabla 2 se muestran las principales variables dasométricas de las parcelas correspondientes a masas jóvenes y a masas viejas. Las distribuciones diamétricas de las parcelas correspondientes a masas viejas presentaron un rango de distribución más amplio, con una mayor desviación estándar del diámetro y con mayores densidades de árboles con diámetros superiores a 50 cm. La densidad total del rodal (en árboles ha⁻¹) resultó mayor en los rodales jóvenes; el área basimétrica también presentó valores algo superiores para los rodales jóvenes, si bien estas diferencias son menos marcadas que las obtenidas para la densidad



total.

Tabla 2. Valores de variables estructurales para rodales viejos y jóvenes.

Variables estructurales	Bosques Jóvenes (n=15)	Bosques Viejos (n=15)
2		-1
2		-1
2		-1
2		-1
2		-1
2		-1
	-1	
	-1	
	-1	
	-1	
	-1	
	-1	

Modelización del OGI

En la Tabla 3 se presentan los valores del coeficiente de correlación entre el OGI y los índices multiespectrales, también se ha calculado la correlación entre el OGI y la fracción de cabida cubierta medida con el láser de mano.

Tabla 3: Coeficientes de correlación entre el OGI e índices calculados por sensores remotos. (*): Significativo al 0.05; (**): significativo al 0.01.

Índice	Coef. correlación
	-0,46 (*)

-0,44 (*)
0,42 (*)
-0,42 (*)
-0,35
-0,34
-0,3
-0,27
-0,21
-0,12
-0,04
-0.71 (**)

De los índices estudiados los que presentan correlaciones más altas y significativas con el OGI son el NDGI, el LCI, el IRECI y el NDVI2.

El modelo seleccionado por el método de regresión “paso a paso” es el siguiente:

$$OGI = 168,8 - 287,5 \cdot NDGI$$

$$R^2_{adj} = 0.2; p \text{ valor} < 0.05; AIC = 195,2; MSE = 627.7$$

Donde el NDGI es el índice verde de diferencia normalizada. Más información sobre el modelo puede verse en la Tabla 4.

Tabla 4: Parámetros estimados y bondad del ajuste del modelo seleccionado para la estimación del OGI.

Parámetro	Estimación	Error Estándar	t- Valor	p > ItI
Independiente	168.8	46.5	3.63	0.001
NDGI	-287.5	105.5	-2.73	0.011

El modelo seleccionado presenta un valor de la R^2_{adj} muy bajo (0.18); es decir, el modelo explica únicamente un 18% de la variabilidad del OGI.

Los dos modelos siguientes muestran un ajuste similar:

$$OGI = 155,6 - 222,3 \cdot LCI$$

$$R^2_{adj} = 0.16; p \text{ valor} < 0.05; AIC=195,7; MSE=638.3$$

$$OGI = -99,1 + 1618.1 \cdot IRECI$$

$$R^2_{adj} = 0.14; p \text{ valor} < 0.05; AIC=196,6; MSE=656.7$$

Los modelos generados presentan un valor de la R^2_{adj} aún más bajos (0.16 y 0.14); es decir, los modelos explican únicamente un 16% y un 14% respectivamente de la variabilidad del OGI.

5. Discusión

Los rodales de las parcelas viejas mostraron, en comparación con los rodales jóvenes, un rango de distribución más amplio, una mayor desviación estándar del diámetro y mayores densidades de árboles con diámetros superiores a 50 cm. Estos resultados coinciden con estudios previos para esta especie en la región mediterránea (ABELLANAS & PÉREZ-MORENO, 2018; HEVIA et al., 2022; TÍSCAR & LUCAS-BORJA, 2016), donde se observó que los bosques viejos de esta especie presentan una alta heterogeneidad estructural con una amplia variedad de tamaños de árboles, lo cual sugiere que la regeneración en estas masas se ha producido con éxito. Esta variabilidad estructural es una característica general de los bosques viejos y ha sido encontrada en otras especies y en otros ámbitos geográficos (p.ej. FRANKLIN et al., 2005; NI et al., 2014; SPRACKLEN & SPRACKLEN, 2021).

Los índices de vegetación que han mostrado mejores resultados en la modelización del OGI (NDGI y LCI) están estrechamente relacionados con parámetros biofísicos. Tanto el NDGI como el LCI utilizan en su formulación las bandas de NIR y del Red Edge. En este sentido los índices que incorporan información del Red Edge, han sido ampliamente estudiados (MANUEL & CASTILLO, 2020) debido a su sensibilidad al contenido de clorofila (HORLER et al., 1983). Por otra parte, PASQUALOTTO et al. (2018) relacionan el NDGI con la Fcc. Los resultados obtenidos muestran que las masas viejas presentan una Fcc más baja que las masas jóvenes, presentando una correlación negativa y significativa ($R=-0.71$) entre el OGI y la Fcc. Esto justifica que, en el modelo seleccionado, las variables que mejores resultados aportan son aquellas relacionados con el contenido de clorofila, vinculado con la cobertura de la masa. La Fcc más baja en las masas viejas está vinculada a la presencia de claros. Sin embargo, es importante señalar que esta Fcc más baja no implica una menor capacidad fotosintética, ya que en los bosques viejos se encuentra una estratificación vertical que la Fcc no refleja y que los índices de vegetación no pueden cuantificar.

6. Conclusiones

Los mejores modelos seleccionados para estimar el OGI a partir de datos de Sentinel-2 han dado como resultado valores de R^2 ajustado bajos, siendo la variable con mejor ajuste el NDGI (0.18), seguido de LCI (0.17) e IRECI (0.14); indicando que los modelos lineales considerados no explican adecuadamente la variabilidad del OGI y que la resolución de Sentinel-2 no es suficiente para modelizar bosques viejos. Este análisis inicial muestra que es necesario profundizar en los datos y métodos utilizados para cartografiar bosques viejos. El empleo de imágenes satélite

de alta resolución o la fotogrametría con drones, así como el uso de métodos de clasificación avanzada podrían mejorar los resultados.

7. Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado en el ámbito del proyecto PID2022-136906OB-C22 financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033/ y FEDER, UE. Agradecemos a la EBD-LAST del CSIC y a David Aragonés, Técnico del LAST por el uso del aparato LiDAR TLS BLK2go de Leica, su ayuda en el trabajo de campo y la puesta a disposición para el uso de las instalaciones de la EBD-LAST del CSIC para el posterior procesamiento de los datos. A los servicios forestales del Parque Natural de Cazorla, Segura y Las Villas por la puesta a disposición de los datos de inventario del monte Navahondona y su continua colaboración.

8. Bibliografía

- ABELLANAS, B., & PÉREZ-MORENO, P. (2018). Assessing spatial dynamics of a *Pinus nigra* subsp. *salzmannii* natural stand combining point and polygon patterns analysis. *For. Ecol. Manag.*, 424, 136–153. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.04.050>
- ACKER, S. A., SABIN, T. E., GANIO, L. M., & MCKEE, W. A. (1998). Development of old-growth structure and timber volume growth trends in maturing Douglas-fir stands. *For. Ecol. Manag.*, 104(1), 265–280. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(97\)00249-1](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(97)00249-1)
- ADININGRAT, D. P., SCHLUND, M., SKIDMORE, A. K., ABDULLAH, H., WANG, T., & HEURICH, M. (2024). Mapping temperate old-growth forests in Central Europe using ALS and Sentinel-2A multispectral data. *Environ. Monit. Assess.*, 196(9). <https://doi.org/10.1007/s10661-024-12993-5>
- ÅKERBLÖM, M., & KAITANIEMI, P. (2021). Terrestrial laser scanning: A new standard of forest measuring and modelling? *Ann. Bot.*, 128(6), 653–662. <https://doi.org/10.1093/aob/mcab111>
- ALEJANO, R. (1997). Regeneración natural de *Pinus nigra* Arn. ssp. *salzmannii* en las Sierras Béticas. Escuela Politécnica de Madrid.
- ALIN, A. (2010). Multicollinearity. *WIREs Comput. Stat.*, 2(3), 370–374. <https://doi.org/10.1002/wics.84>
- ALVITES, C., MARCHETTI, M., LASSERRE, B., & SANTOPUOLI, G. (2022). LiDAR as a Tool for Assessing Timber Assortments: A Systematic Literature Review. *Remote Sens.*, 14(18). <https://doi.org/10.3390/rs14184466>
- ASTOLA, H., HÄME, T., SIRRO, L., MOLINIER, M., & KILPI, J. (2019). Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 imagery for forest variable prediction in boreal region. *Remote Sens. Environ.*, 223, 257–273. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.019>
- BAUHUS, J., PUETTMANN, K., & MESSIER, C. (2009). Silviculture for old-growth attributes. *For. Ecol. Manag.*, 258(4), 525–537. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.01.053>
- CABO, C., DEL POZO, S., RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ, P., ORDÓÑEZ, C., & GONZÁLEZ-AGUILERA, D. (2018). Comparing terrestrial laser scanning (TLS) and wearable laser scanning (WLS) for individual tree modeling at plot level. *Remote Sens.*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/rs10040540>
- CALDERS, K., ADAMS, J., ARMSTON, J., BARTHOLOMEUS, H., BAUWENS, S., BENTLEY, L. P., CHAVE, J., DANSON, F. M., DEMOL, M., DISNEY, M., GAULTON, R., KRISHNA MOORTHY, S. M., LEVICK, S. R., SAARINEN, N., SCHAAF, C., STOVALL, A.,



- TERRY, L., WILKES, P., & VERBEECK, H. (2020). Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the horizon. *Remote Sens. Environ.*, 251. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112102>
- CAMARERO MARTÍNEZ, J. J., RIBAS, M., GUTIÉRREZ MERINO, E., SANGÜESA-BARREDA, G., & GALVÁN, J. D. (2019). Los bosques ibéricos de alta montaña albergan árboles viejos. *La Cultura del Árbol*, 2019, vol. 84, p. 8-12.
- CARRIÓN, J. S., MUNUERA, M., DUPRÉ, M., & ANDRADE, A. (2001). Abrupt vegetation changes in the Segura mountains of southern Spain throughout the Holocene. *J. Ecol.*, 89(5), 783–797. <https://doi.org/10.1046/j.0022-0477.2001.00601.x>
- CHRYSAFIS, I., MALLINIS, G., SIACHALOU, S., & PATIAS, P. (2017). Assessing the relationships between growing stock volume and Sentinel-2 imagery in a Mediterranean forest ecosystem. *Remote Sens. Lett.*, 8(6), 508–517. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2017.1295479>
- FIRM, D., NAGEL, T. A., & DIACI, J. (2009). Disturbance history and dynamics of an old-growth mixed species mountain forest in the Slovenian Alps. *For. Ecol. Manag.*, 257(9), 1893–1901. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.09.034>
- FOX, J., MARQUEZ, M.M., & BOUCHET-VALAT, M. (2024). Rcmdr: R Commander. R package version 2.9-5. <https://github.com/Rcmdr-Project/rcmdr>.
- FRAMPTON, W. J., DASH, J., WATMOUGH, G., & MILTON, E. J. (2013). Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 82, 83-92.
- FRANKLIN, J.F., SPIES, T.A. & VAN PELT, R. (2005) Definition and Inventory of Old-Growth Forests on DNR-Managed State Lands, Washington State Department of Natural Resources: Washington, DC, USA, 74p.
- GRABSKA, E., HOSTERT, P., PFLUGMACHER, D., & OSTAPOWICZ, K. (2019). Forest stand species mapping using the sentinel-2 time series. *Remote Sens.*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/rs11101197>
- HEVIA, A., CALZADO, A., ALEJANO, R., & VÁZQUEZ-PIQUÉ, J. (2022). Identification of Old-Growth Mediterranean Forests Using Airborne Laser Scanning and Geostatistical Analysis. *Remote Sens.*, 14(16). <https://doi.org/10.3390/rs14164040>
- HIRSCHMUGL, M., SOBE, C., DI FILIPPO, A., BERGER, V., KIRCHMEIR, H., & VANDEKERKHOVE, K. (2023). Review on the Possibilities of Mapping Old-Growth Temperate Forests by Remote Sensing in Europe. *Environ. Model. Assess.*, 28(5), 761–785. <https://doi.org/10.1007/s10666-023-09897-y>
- HÓSCILO, A., & LEWANDOWSKA, A. (2019). Mapping Forest Type and Tree Species on a Regional Scale Using Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sens.*, 11(929). <https://doi.org/10.3390/rs11080929>
- HUNČAGA, M., CHUDÁ, J., TOMAŠTÍK, J., SLÁMOVÁ, M., KOREŇ, M., & CHUDÝ, F. (2020). The comparison of stem curve accuracy determined from point clouds acquired by different terrestrial remote sensing methods. *Remote Sens.*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/RS12172739>
- HYYPÄ, E., YU, X., KAARTINEN, H., HAKALA, T., KUKKO, A., VASTARANTA, M., & HYYPÄ, J. (2020). Comparison of Backpack, Handheld, Under-Canopy UAV, and Above-Canopy UAV Laser Scanning for Field Reference Data Collection in Boreal Forests. *Remote Sens.*, 12(20), 1–31. <https://doi.org/10.3390/rs12203327>
- KEREN, S., MOTTA, R., GOVEDAR, Z., LUCIC, R., MEDAREVIC, M., & DIACI, J. (2014).



Comparative structural dynamics of the Janj mixed old-growth mountain forest in bosnia and herzegovina: Are conifers in a long-term decline? *Forests*, 5(6), 1243–1266.<https://doi.org/10.3390/f5061243>

KROK, G., KRASZEWSKI, B., & STERENĆZAK, K. (2020). Application of terrestrial laser scanning in forest inventory – an overview of selected issues. *For. Res. Pap.*, 81(4), 175–194.<https://doi.org/10.2478/frp-2020-0021>

LASTOVICKA, J., SVEC, P., PALUBA, D., KOBLIUK, N., SVOBODA, J., HLADKY, R., & STYCH, P. (2020). Sentinel-2 data in an evaluation of the impact of the disturbances on forest vegetation. *Remote Sens.*, 12(12).<https://doi.org/10.3390/rs12121914>

LIMA, T. A., BEUCHLE, R., LANGNER, A., GRECCHI, R. C., GRIESS, V. C., & ACHARD, F. (2019). Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI Imagery for Monitoring Selective Logging in the Brazilian Amazon. *Remote Sens.*, 11(11).<https://doi.org/10.3390/rs11080961>

LINDENMAYER, D., & MCCARTHY, M. A. (2002). Congruence between natural and human forest disturbance: a case study from Australian montane ash forests. *For. Ecol. Manag.*, 155(1), 319–335.[https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00569-2](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00569-2)

MACKEY, B., DELLASALA, D., KORMOS, C., LINDENMAYER, D., KUMPEL, N., ZIMMERMAN, B., HUGH, S., YOUNG, V., FOLEY, S., ARSENIS, K., & WATSON, J. (2015). Policy Options for the World's Primary Forests in Multilateral Environmental Agreements. *Conserv. Lett.*, 346(8), 139–147.<https://doi.org/10.1111/conl.12120>

MORADI, F., DARVISHSEFAT, A. A., POURRAHMATI, M. R., DELJOUEI, A., & BORZ, S. A. (2022). Estimating Aboveground Biomass in Dense Hyrcanian Forests by the Use of Sentinel-2 Data. *Forests*, 13(1). <https://doi.org/10.3390/f13010104>

NILSSON, S. G., NIKLASSON, M., HEDIN, J., ARONSSON, G., GUTOWSKI, J. M., LINDER, P., LJUNGBERG, H., MIKUSIŃSKI, G., & RANIUS, T. (2002). Densities of large living and dead trees in old-growth temperate and boreal forests. *For. Ecol. Manag.*, 161(1), 189–204.[https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00480-7](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00480-7)

PANDIT, S., TSUYUKI, S., & DUBE, T. (2018). Estimating above-ground biomass in sub-tropical buffer zone community forests, Nepal, using Sentinel 2 data. *Remote Sens.*, 10(4).<https://doi.org/10.3390/rs10040601>

PERSSON, M., LINDBERG, E., & REESE, H. (2018). Tree species classification with multi-temporal Sentinel-2 data. *Remote Sens.*, 10(11).<https://doi.org/10.3390/rs10111794>

PIOVESAN, G., DI FILIPPO, A., ALESSANDRINI, A., BIONDI, F., & SCHIRONE, B. (2005). Structure, dynamics and dendroecology of an old-growth *Fagus* forest in the Apennines. *J. Veg. Sci.*, 16(1), 13–28.<https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2005.tb02334.x>

PULITI, S., HAUGLIN, M., BREIDENBACH, J., MONTESANO, P., NEIGH, C. S. R., RAHLF, J., SOLBERG, S., KLINGENBERG, T. F., & ASTRUP, R. (2020). Modelling above-ground biomass stock over Norway using national forest inventory data with ArcticDEM and Sentinel-2 data. *Remote Sens. Environ.*, 236.<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111501>

QI, J., CHEHBOUNI, A., HUETE, A. R., KERR, Y. H., & SOROOSHIAN, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sens. Environ.*, 48(2), 119–126.

R CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R



Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria. Available online: <https://www.R-project.org/> (accessed on 10 October 2024).

ROUSE, J. W., HAAS, R. H., WELL, J. A., & DEERING, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp*, 1.

SCHICKHOFER, M., & SCHWARZ, U. (n.d.). PRIMOFARO-Inventory of Potential Primary and Old-Growth Forest Areas in Romania Identifying the largest areas of intact forests in the temperate zone of the European Union Report commissioned by EuroNatur Foundation.

SCHULZE, E. D., WIRTH, C., & HEIMANN, M. (2000). Managing forests after Kyoto. *Science*, 289(5487), 2058-2059.

SPIES, T. A., & FRANKLIN, J. F. (1991). The structure of natural young, mature, and old-growth Douglas-Fir forests in Oregon and Washington. *PNW-GTR* 285. US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, Portland, Oregon, USA.

SPRACKLEN, B. D., & SPRACKLEN, D. V. (2019). Identifying European old-growth forests using remote sensing: A study in the Ukrainian Carpathians. *Forests*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/f10020127>

TÍSCAR, P. A. (2004). Regeneración y crecimiento de *Pinus nigra* Arm ssp. *salzmannii* en las Sierras Béticas. Universidad Politécnica de Madrid.

TÍSCAR, P. A., & LINARES, J. C. (2011). Structure and regeneration patterns of *Pinus nigra* subsp. *Salzmannii* natural forests: A basic knowledge for adaptive management in a changing climate. *Forests*, 2(4), 1013–1030. <https://doi.org/10.3390/f2041013>

TÍSCAR, P. A., & LUCAS-BORJA, M. E. (2016). Structure of old-growth and managed stands and growth of old trees in a Mediterranean *Pinus nigra* forest in southern Spain. *Forestry*, 89(2), 201–207. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpw002>

WU, C., NIU, Z., TANG, Q., & HUANG, W. (2008). Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. *Agric. For. Meteorol.*, 148(8–9), 1230–1241. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.03.005>

ZARCO-TEJADA, P. J., HORNERO, A., BECK, P. S. A., KATTENBORN, T., KEMPENEERS, P., & HERNÁNDEZ-CLEMENTE, R. (2019). Chlorophyll content estimation in an open-canopy conifer forest with Sentinel-2A and hyperspectral imagery in the context of forest decline. *Remote Sens. Environ.*, 223, 320–335. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.031>

ZHOU, Y., & FENG, Z. (2023). Estimation of Forest Stock Volume Using Sentinel-2 MSI, Landsat 8 OLI Imagery and Forest Inventory Data. *Forests*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/f14071345>

ZIKIOU, N., RUSHMEIER, H., CAPEL, M. I., KANDAKJI, T., RIOS, N., & LAHDIR, M. (2024). Remote Sensing and Machine Learning for Accurate Fire Severity Mapping in Northern Algeria. *Remote Sens.*, 16(9). <https://doi.org/10.3390/rs16091517>

CASTILLO, S., & MANUEL, J. (2020). Estimación de la evapotranspiración y contenido de nitrógeno en cultivos agrícolas mediante el uso de sensores remotos (Doctoral dissertation).

HORLER, D. N. H., DOCKRAY, M., & BARBER, J. J. I. J. O. R. S. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. *Int. J. Remote Sens.*, 4(2), 273-288.

