



2022
Lleida

27·1
junio · juny
julio · juliol

Cataluña
Catalunya

8º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

La **Ciencia forestal** y su contribución a los **Objetivos de Desarrollo Sostenible**

8CFE

Edita: Sociedad Española de Ciencias Forestales
Cataluña | Catalunya · 27 junio | juny - 1 julio | juliol 2022
ISBN 978-84-941695-6-4
© Sociedad Española de Ciencias Forestales

Organiza



Inventario forestal y LiDAR para la identificación y caracterización de bosques maduros de *Pinus nigra* en la región mediterránea

HEVIA CABAL, A.¹, CALZADO, A.¹, ALEJANO, R.¹ y VÁZQUEZ PIQUÉ, J.¹

¹ Departamento de Ciencias Agroforestales. Universidad de Huelva.

Resumen

La conservación de los bosques maduros se ha convertido en una prioridad a escala global dada su escasez y alta biodiversidad. El conocimiento detallado de estos bosques es fundamental para el establecimiento de medidas de conservación efectivas. Sin embargo, resultan limitados los estudios centrados en la madurez de los bosques, dificultando su correcta gestión y protección. Este trabajo aborda la identificación y caracterización de bosques maduros de *Pinus nigra* subsp. *salzmannii*, dentro de su área de distribución en la región mediterránea, donde se encuentran algunos de los árboles más longevos de la Península Ibérica. Dentro del área de estudio (4487 ha) fueron establecidas 756 parcelas de inventario en las que se caracterizaron variables de masa, variables estructurales y se estimaron diferentes índices de madurez. Se utilizaron datos de inventario forestal combinados con LiDAR (PNOA, vuelo 2014), y se caracterizaron las parcelas por grado de madurez. El mejor índice incluyó el diámetro medio, la desviación estándar del diámetro y la densidad de los árboles con diámetro > 50 cm. Los datos LiDAR aportaron información espacial que permitió obtener una mejor caracterización del grado de madurez de la masa. Se ha podido demostrar que los índices de madurez pueden ser de gran utilidad para la identificación de rodales maduros de *P. nigra*, sugiriendo la necesidad de testar estos índices en bosques maduros de otras especies.

Palabras clave

Bosques mediterráneos, gestión forestal, índices de madurez.

1. Introducción

La escasez y alta biodiversidad de los bosques maduros ha incrementado el interés existente a escala global por su identificación (Bauhaus et al. 2009), protección y mantenimiento (Spies et al. 2006; Mackey et al. 2015). Existen diversas definiciones de bosque maduro en la literatura (p.ej., Spies 2004; Wirth et al. 2009), siendo destacable el trabajo de Leverett (1996) que las agrupa en cuatro categorías en base a: (1) la ausencia de perturbación humana (con abundancia de árboles viejos, que llegan a alcanzar incluso la edad máxima de la especie); (2) una edad mínima (frecuentemente 150 años) combinada con la presencia de madera muerta (en pie o suelo), huecos en el dosel, etc; (3) el estado de desarrollo del bosque (particularmente en las etapas finales de senescencia) y (4) valores económicos (los bosques maduros sobrepasan el período óptimo de rotación para la corta).

Los bosques maduros (p.ej. Franklin & Spies 1991; Gibson et al. 2011; Mackey et al. 2015) aportan información esencial para su gestión sostenible y estrategias de conservación y restauración. Sin embargo, y a pesar de su valor único, se ha observado un descenso (FAO 2015) como consecuencia de la deforestación, las perturbaciones (Bauhaus et al. 2009), la agricultura y la gestión activa o la implantación de plantaciones gestionadas (p.ej., Knorn et al. 2013; Mackey et al. 2015; Potapov et al. 2017). Esto ha dado lugar a una mayoría de bosques europeos seminaturales, con tan solo un 4% sin perturbación (FOREST EUROPE, 2015) y un 0.7% de

especies nativas sin perturbaciones significativas sobre los procesos ecológicos (FAO, 2015), estando tan solo un 46% de los bosques estrictamente protegidos (Sabatini et al. 2018).

La mayoría de los estudios centrados en bosques maduros han sido desarrollados en bosques templados y boreales de Europa (p.ej., Nilsson et al. 2003), siendo escasos los trabajos en la región mediterránea. Es por ello que se deben dedicar esfuerzos para identificar y proteger estos bosques maduros, siendo además la región mediterránea la tercera en riqueza de biodiversidad en el mundo en términos de diversidad de plantas (Mittermeier et al. 2004; FAO 2018). Además, el papel fundamental de estos bosques contra el cambio climático (Knorn et al. 2013) afecta de forma aún más drástica en el caso de los ecosistemas forestales de la región mediterránea (Giorgi & Lionello 2008).

En los bosques ibéricos de *Pinus nigra* Arnold subsp. *salzmannii* (Dunal) Franco, con una larga historia de alteración antrópica (Carrión et al. 2001), existen algunos rodales remanentes con árboles individuales muy viejos localizados en áreas remotas de montaña (p.ej. Tíscar & Lucas-Borja 2016), donde la gestión selvícola se ha reducido en las zonas menos accesibles (Tíscar & Lucas-Borja 2016). Los estudios sobre la estructura de estos bosques son muy limitados (Tíscar & Linares 2011; Tíscar & Lucas-Borja 2016; Abellanas & Pérez-Moreno 2018), siendo urgente su conservación y gestión, que deberán ser tan diversas como los propios bosques maduros (Spies 2004). Además, el mayor entendimiento ecológico de estos bosques requiere de una perspectiva multiescalar desde árbol individual hasta paisaje, teniendo en cuenta su complejidad y heterogeneidad espacial (Zhengquan et al. 1997) y estado de desarrollo (Spies 2004).

La identificación de cada tipo de bosque y la predicción de la madurez utilizando modelización espacial puede ayudar a identificar bosques maduros a nivel paisaje (Mosseler et al. 2003). Combinar estas técnicas con escaneo de laser aéreo (ALS) podría ser una alternativa para la generación de índices de madurez y cartografiado de este tipo de bosques (Barros 2018). Los datos LiDAR han permitido predecir la estructura de la vegetación a diferentes escalas (González-Ferreiro et al. 2017) y estimar diferentes características de los bosques maduros como la distribución de clases de árboles muertos (Bater et. al. 2009), edades (Racine et al. 2014), huecos en el dosel (White et. al. 2018), complejidad de la estructura de la copa (Kane et al. 2010; Zimble et al. 2003) o estados de desarrollo de los bosques (Falkowsky et al. 2009). Los estudios que describen y cartografían los bosques maduros utilizando LiDAR son escasos y no existen trabajos enfocados en la región mediterránea.

2. Objetivos

Los objetivos principales de este estudio han sido (1) identificar y describir los atributos estructurales de los bosques maduros; (2) evaluar y seleccionar índices de madurez utilizando variables de rodal obtenidas en campo; y (3) modelizar los índices seleccionados utilizando análisis geoestadístico y datos LIDAR. Nuestra hipótesis es que los índices de madurez, que incluyen un número de atributos y procesos asociados con los bosques maduros para un determinado tipo y región de bosque, podrían ser utilizados para identificar los bosques maduros y establecer prioridades de conservación y gestión.

3. Metodología

Área de estudio

Este estudio fue realizado en el Parque Natural de Cazorla, Segura y Las Villas, al este de las montañas Béticas en la región de Andalucía (Jaén; Figura 1). El clima es mediterráneo,

caracterizado por veranos extremadamente secos, una gran variabilidad en la precipitación (media: 1100 mm año⁻¹ ; con rango 400–1900 mm) y temperatura media de 11.7 °C. El pino salgareño (*P. nigra* subsp. *salzmannii*) es la especie más abundante del Parque Natural, cubriendo aproximadamente 60,000 ha entre 1000 y 2000 m (Tíscar 2004), siendo además uno de los rodales naturales remanentes de esta conífera (Abellanas & Pérez-Moreno 2018). La zona de estudio (área piloto) se encuentra en el monte de Navahondona (15,588.73 ha), centrándonos en áreas en las que *P. nigra* fuera la especie dominante (>80% of *P. nigra*, 4,487 ha).

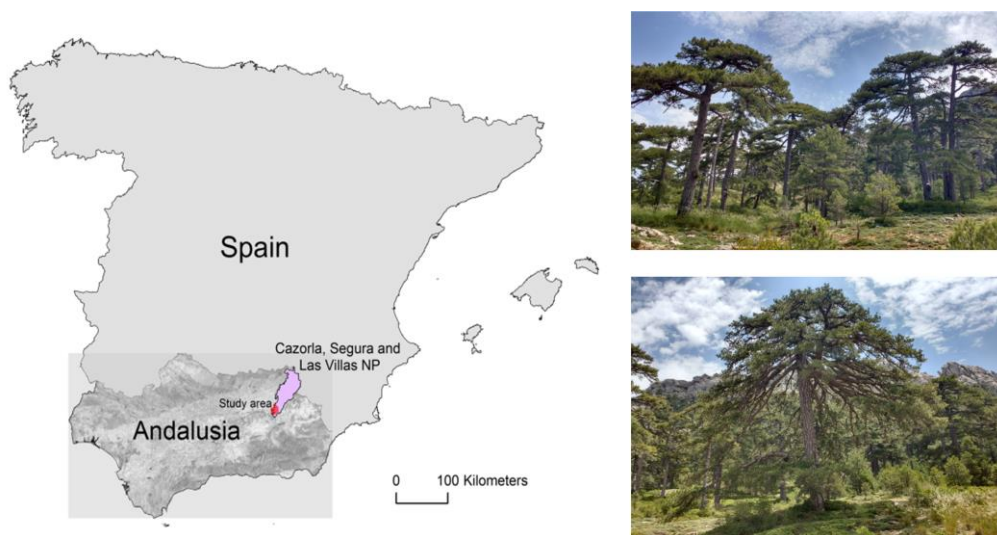


Figura 1. Localización del sitio de estudio en el parque natural de Cazorla, Segura y las Villas, en Andalucía.

Datos de inventario forestal

Para el cálculo de los Índices de madurez se utilizaron datos de inventario forestal de 756 parcelas procedentes de proyectos de ordenación, con un radio de 15 m distribuidos de forma sistemática en los rodales, con una densidad de 0.25 parcelas ha⁻¹. Los inventarios incluyeron diámetro a la altura del pecho (DBH) y altura total (HT) de cada árbol.

Cálculo de los indicadores de madurez

Los índices de madurez proporcionan una medida de la disimilitud de un rodal en relación con las condiciones de un rodal joven (Acker et al. 1998). Para calcular este índice se siguió el trabajo de Spies & Franklin (1991), calculando cuatro variables de estructura por parcela que, de acuerdo con dichos autores, permiten discriminar las clases de edad de un bosque: (1) desviación estándar del DBH del árbol; (2) densidad (pies ha⁻¹) de los pies más gruesos; (3) DBH medio del árbol; y (4) densidad (pies ha⁻¹) de todos los árboles. Estas cuatro variables estructurales pueden ser utilizadas para estimar el índice de madurez de acuerdo con la ecuación 1 (Acker et al. 1998):

$$OGI = 25 \sum_{i=1}^{i=4} \left| \frac{X_i - X_{i \text{ young}}}{X_{i \text{ old}} - X_{i \text{ young}}} \right|$$

[1]

donde *i* representa cada una de las cuatro variables estructurales (1–4), *x_i* el valor observado para la variable estructural *i*ésima; *x_i young* el valor medio de la variable estructural

iésima para los rodales jóvenes; y x_i old es el valor medio de la variable estructural iésima para rodales maduros. Cuando el valor de alguna variable estructural en la parcela es inferior al calculado para los rodales jóvenes, se aplica el valor del rodal joven, mientras que cuando superan los del rodal maduro, el valor correspondiente es el del rodal maduro. Por tanto, el índice de madurez varía de 0, cuando las variables estructurales se corresponden con los característicos del rodal joven, a 100 cuando todos se corresponden con los del rodal maduro.

Los valores estructurales característicos de un rodal maduro fueron determinados en un inventario específico llevado a cabo en el monte de Cabañas, próximo a Navahondona. De acuerdo con las observaciones de campo y los gestores forestales, la estructura, edad y gestión de los rodales son representativos de la estructura de rodales maduros de *P. nigra* en el área de estudio. Se establecieron 21 parcelas de 15 m de radio, en las que *P. nigra* es la especie dominante (> 80%), y en las que se midieron DBH y HT de los árboles. Los valores estructurales característicos del rodal joven fueron definidos con los valores medios de los inventarios realizados en parcelas con DBH < 20 cm (Whitford 1991; Zhang et al. 2017) utilizando un total de 18 parcelas.

Se consideraron diferentes formas de cálculo de los índices de madurez teniendo en cuenta (1) la variabilidad del DBH en la parcela y (2) la definición de árboles gruesos. En el caso (1) se calcularon dos parámetros: la desviación estándar del DBH del árbol y el coeficiente Gini (GC). GC fue calculado como ratio de la heterogeneidad estructural con el área basimétrica de los árboles en cada parcela (Lexerød & Eid 2006):

$$GC = \frac{\sum_{j=1}^n (2j - n - 1) g_j}{\sum_{j=1}^n g_j (n - 1)}$$

[2]

donde GC es el coeficiente Gini de la parcela, n es el número de árboles en la parcela y g_j es el área basimétrica del árbol j en la parcela. Para la definición de los árboles gruesos se utilizó el valor de 50 cm (Burrascano et al. 2013), 70 cm (Nilsson et al. 2002) y 100 cm de DBH (Spies & Franklin 1991) y calculamos la densidad del rodal (en pies ha^{-1}) y el área basimétrica ($m^2 ha^{-1}$) con DBH > 50, 70 y 100 cm en cada parcela. Como resultado, se estimaron quince índices de madurez, combinando las diferentes definiciones de las variables estructurales (Tabla 1). Cada variable estructural fue comparada entre bosques maduros y jóvenes mediante un análisis de varianza (ANOVA).

Tabla 1 Variables estructurales seleccionadas para el cálculo del índice de madurez Old Growth Index (OGI) (rango 0-100). Todos los OGI incluyeron la media del DBH de la parcela como variable estructural. OGI: Old Growth Index; STDDBH: Desviación estándar del DBH; GC: Coeficiente de Gini. Los valores de densidad (en pies ha^{-1}) y de área basimétrica en $m^2 ha^{-1}$.

OGI	Parámetros estructurales	
	Variabilidad del DBH	Densidad de árboles gruesos
1	STDDBH	Densidad de árboles con DBH > 50 cm
2	STDDBH	Densidad de árboles con DBH > 70 cm
3	STDDBH	Densidad de árboles con DBH > 100 cm
4	GC	Densidad de árboles con DBH > 50 cm
5	GC	Densidad de árboles con DBH > 70 cm
6	GC	Densidad de árboles con DBH > 100 cm
7	-	Densidad de árboles con DBH > 50 cm
8	-	Densidad de árboles con DBH > 70 cm

9	-	Densidad de árboles con DBH > 100 cm
10	STDDDBH	Área basimétrica de árboles con DBH > 50 cm
11	STDDDBH	Área basimétrica de árboles con DBH > 70 cm
12	STDDDBH	Área basimétrica de árboles con DBH > 100 cm
13	-	Área basimétrica de árboles con DBH > 50 cm
14	-	Área basimétrica de árboles con DBH > 70 cm
15	-	Área basimétrica de árboles con DBH > 100 cm

La selección del mejor índice se realizó en base a análisis gráficos, representando la distribución de todos los índices calculados.

Modelo geoestadístico

Tras la selección del mejor índice de madurez (Tabla 1) se analizó la correlación espacial de los índices en el área de estudio. Se utilizó un modelo lineal mixto para comprobar la significación de la correlación espacial considerando la altitud, pendiente y orientación de las parcelas de inventario como covariables del modelo. Las covariables fueron definidas en base a un modelo digital de elevaciones (DEM) con resolución de 5 m a partir de datos del centro nacional de información geográfica (CNIG) (<http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp#>, acceso 13 de julio de 2019). Los cálculos fueron realizados en ArcGis v.10. La orientación se consideró en 8 categorías (N, NE, E, SE, S, SW, W, NW) y la altitud y la pendiente como variables continuas, siendo la estructura del modelo la siguiente:

$$OGI_i = \mu + pendiente_i + altitud_i + orientación_i + e_i$$

[3]

donde e_i es el error con hipótesis $e_i \sim N(0, \sigma^2 + \sigma_1^2)$ y $Cov[e_i, e_j] = \sigma^2[f(d_{ij})]$, con $f(d_{ij})$ función de la distancia entre las localizaciones s_i y s_j . Se seleccionó la función de distancia esférica $f(d_{ij}) = [1 - 1.5(d_{ij}/\rho) + 0.5(d_{ij}/\rho)^3]$ si $d_{ij} < \rho$, sino $f(d_{ij}) = 0$. Los parámetros σ_1^2 , $\sigma^2 + \sigma_1^2$ y ρ se corresponden con la pepita, el umbral y el rango del modelo geoestadístico, respectivamente.

Para evaluar la significación de la correlación espacial de los índices de madurez y seleccionar el mejor modelo con mejor estructura de la matriz de varianza-covarianza, se evaluaron las siguientes alternativas antes de analizar la significación de covariables: (1) modelo con estructura espacial (considerando el efecto pepita), (2) modelo con estructura especial (sin considerar el efecto pepita), (3) modelo sin estructura espacial. Los modelos fueron estimados en base al REML (Restricted maximum likelihood) y la selección del modelo en base a AIC (Akaike information criterion) (Akaike, 1974). Se analizó la significación de las covariables en el mejor modelo previo utilizando todas las combinaciones posibles de covariables. En este caso, los modelos fueron seleccionados por ML (maximum likelihood) y el mejor modelo por AIC. Los análisis estadísticos se llevaron a cabo mediante SAS 9.2. En los casos en que existiera una correlación espacial significativa, se estimaron los valores de índices de madurez en el área de estudio mediante kriging en ArcGis v.10 utilizando los valores predichos con el efecto pepita, umbral y rango.

Análisis de datos de laser escáner aéreo

Se utilizaron datos LiDAR (PNOA-LiDAR) del vuelo del 2014 para extraer las métricas relacionadas con la distribución de alturas y cobertura de la copa en las 756 parcelas procedentes de los proyectos de ordenación (<http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp#>, acceso 28 de septiembre de

2019). Los estadísticos de la densidad de retornos del ALS dentro de las parcelas (pulsos m⁻²) fueron: media = 0.4, mínimo = 0.13, máximo = 2.25 y desviación estándar = 0.23.

El procesado de los datos fue realizado mediante FUSION V 3.50 (McGaughey 2015). Se realizó un modelo digital del terreno (DEM) de tamaño de celda de 2 m a partir de los retornos clasificados como suelo. La nube de puntos normalizada, utilizando el DEM, fue recortada generando un archivo independiente para cada parcela (15 m de radio). Finalmente se extrajeron las métricas por parcela (Tabla 2), empleando métricas ampliamente utilizadas como variables predictoras en modelos forestales (p.ej., González-Ferreiro et al. 2017, Arias-Rodil et al. 2018, LiDAR de baja densidad; Hevia et al. 2016, LiDAR de alta densidad). Para estimar estas métricas se utilizaron retornos clasificados como vegetación y con altura normalizada entre 3 y 32 m (en base a observaciones de campo).

Tabla 2. Métricas LiDAR calculadas para cada parcela. h: altura del árbol (m)

Métricas LiDAR	Descripción
hmean, hmode	media, moda
hmin, hmax	mínimo, máximo
hSD, hCV	desviación estándar, coeficiente de variación
hSkw	asimetría
hkurt	kurtosis
hID,	distancia intercuartílica
hAAD	desviación absoluta media
hMADmedian	mediana de las desviaciones absolutas de la mediana
hMADmode	mediana de las desviaciones absolutas de la moda
hL1, hL2, hL3, hL4	L-momentos
hLskw	L-momentos de la asimetría
hLkur	L-momentos de la kurtosis
h01, h05, h10, h20, h25,...,h90, h95, h99	percentiles
CRR	canopy relief ratio: altura media-mínima altura/máxima altura-mínima altura
CC	fracción de cabida cubierta: porcentaje de los primeros retornos por encima de 3 m/todos los retornos
PARA3	porcentaje de todos los retornos por encima de 3m/todos los retornos
ARA3.TFR	Cociente entre todos los retornos por encima de 3 m/ todos los primeros retornos
PFRAM	Porcentaje de los primeros retornos por encima de la media/todos los retornos
PARAM	Porcentaje de todos los retornos por encima de la media /todos los retornos
PARAMO	Porcentaje de todos los retornos por encima de la moda /todos los retornos
PFRAMO	Porcentaje de los primeros retornos por encima de la moda/todos los retornos
ARAM.TFR	Cociente entre todos los retornos por encima de la media entre todos los primeros retornos
ARAMO.TFR	Cociente entre todos los retornos por encima de la moda entre todos los primeros retornos

Dada la diferencia temporal entre los datos ALS (2014) y de inventario (2011), se estimaron los diámetros de los árboles en 2014 en base al incremento radial obtenido mediante inventario. Para reducir posibles errores en el modelo, debido a la falta de precisión del GPS utilizado en los trabajos de campo o la realización de tratamientos selvícolas entre 2011 y 2014, se calculó el percentil 95 de la distribución de alturas. Las parcelas que presentaron diferencias entre los valores del inventario y los datos LiDAR mayores de 3 m no fueron consideradas, siendo finalmente utilizadas 488 parcelas (64.5% del total) para la estimación del índice de madurez.

Se utilizó un modelo MLR (multiple linear regression model) para establecer la relación empírica entre el mejor índice de madurez seleccionado de la Tabla 1 y las métricas LiDAR:

$$OGI = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

[4]

donde X_1, X_2, \dots, X_n son métricas LiDAR (Tabla 2); $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ son los parámetros a estimar; ε el error.

De cara a la validación del modelo los datos fueron separados en dos grupos, aleatorios. 342 parcelas (70% de la muestra) fueron utilizados para “entrenamiento” y 146 (30% restante) para validación. Se empleó el método de regresión paso a paso para seleccionar las variables independientes del modelo mediante una combinación de algoritmos adelante-atrás del paquete RComander (Fox & Bouchet-Valat, 2020) del software R (R Core Team, 2019). Se seleccionaron los modelos con menor AIC, ajustándose diferentes modelos considerando las métricas ALS seleccionadas. Tan solo se consideraron aquellos modelos que superaban la hipótesis de no colinealidad ($VIF < 10$) (Alin 2010), con los parámetros ajustados significativos ($\alpha = 0.05$). Además se comprobó la ausencia de heterocedasticidad mediante el test de Breusch-Pagan. Para la selección del mejor modelo se consideraron los valores de RMSE (Root Mean Square Error) y R^2 ajustado (R^2_{adj}). Finalmente se compararon el RMSE y el RMSEP (Root Mean Square Error of Prediction).

4. Resultados

Selección de parámetros estructurales e índice de madurez

Todas las variables estudiadas mostraron diferencias significativas entre rodales jóvenes y maduros (Tabla 3; $p < 0.05$). Los bosques maduros presentaron valores significativamente superiores para el DBH medio, la desviación estándar del DBH y el área basimétrica ($> 50, 70$ y 100 cm). La distribución de diámetros mostró un mayor rango de valores para los rodales maduros mientras que la densidad del rodal (N , en pies ha^{-1}) presentó valores significativamente mayores en los rodales jóvenes, dominados también por árboles de menores diámetros (< 60 cm). Se observó una mayor variabilidad de la mayoría de las variables en los rodales jóvenes (especialmente N y $N50$; Tabla 3).

Tabla 3. Valores de las variables estructurales (media y desviación estándar entre paréntesis) en los rodales maduros y jóvenes estudiados. Letras diferentes dentro de cada fila representan diferencias (p -valor < 0.05).

Variables estructurales	Bosques maduros (n=21)	Bosques jóvenes (n=18)	F ($p > F$)
Media del DBH (mDBH, cm)	70.48 (15.0) a	17.58 (2.01) b	219.55 (< 0.0001)
Desviación estándar del DBH (STDDBH)	30.89 (17.2) a	4.28 (2.23) b	42.45 (< 0.0001)

Área basimétrica (G, m ² ha ⁻¹)	36.08 (15.2) a	5.74 (5.75) b	47.88 (<0.0001)
Área basimétrica de los árboles con DBH > 50 cm (BA50, m ² ha ⁻¹)	34.69 (15.2) a	1.67 (0.71) b	91.92 (<0.0001)
Área basimétrica de los árboles con DBH > 70 cm (BA70, m ² ha ⁻¹)	31.35 (12.0) a	0 (0) b	86.98 (<0.0001)
Área basimétrica de los árboles con DBH > 100 cm (BA100, m ² ha ⁻¹)	27.26 (10.5) a	0 (0) b	12.35 (0.0012)
Densidad (N, pies ha ⁻¹)	83.15 (41.9) b	285.30 (277.7) a	10.88 (0.0022)
Densidad de los árboles con DBH > 50 cm (N50, pies ha ⁻¹)	58.94 (29.9) a	0.78 (3.33) b	67.00 (<0.0001)
Densidad de los árboles con DBH > 70 cm (N70, pies ha ⁻¹)	42.10 (19.6) a	0 (0) b	82.30 (<0.0001)
Densidad de los árboles con DBH > 100 cm (N100, pies ha ⁻¹)	11.57 (13.3) a	0 (0) b	13.59 (0.0007)
Coefficiente Gini (GC)	0.45 (0.21) a	0.26 (0.11) b	11.67 (0.006)

La densidad del rodal (N) es una de las variables estructurales utilizadas por Spies & Franklin (1991) para el cálculo de índices de madurez. Sin embargo en nuestro estudio no fue un buen indicador (Figura 2a) al tener densidades bajas en parcelas con valores medios de DBH bajos y altos (Tabla 1). El mismo razonamiento ocurre con el área basimétrica (Figura 2b), no considerando finalmente ninguna de estas variables.

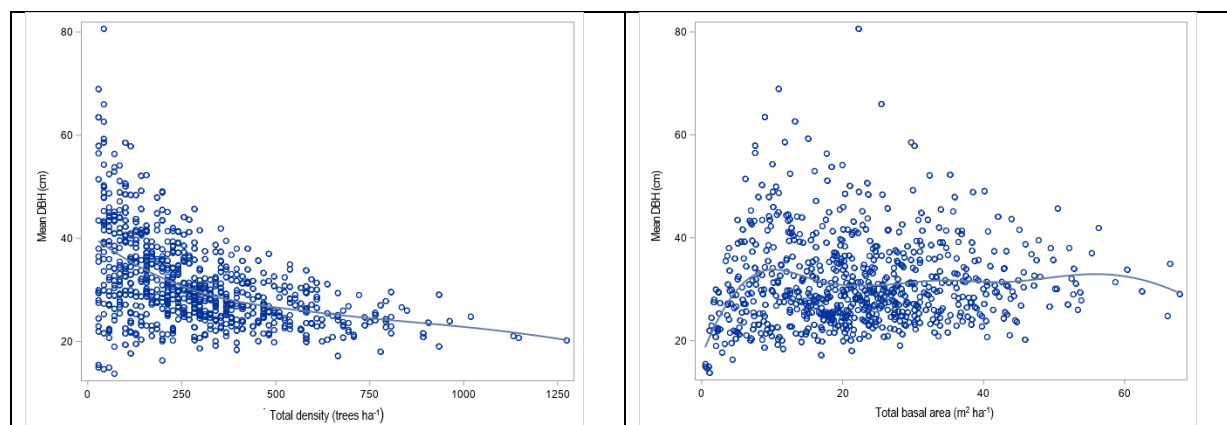


Figura 2. Gráficos de dispersión del DBH medio y (a) la densidad (en pies ha⁻¹; izquierda) y (b) el área basimétrica (m² ha⁻¹; derecha) en las parcelas de inventario.

La Figura 3 muestra las diferencias encontradas entre los diferentes índices de madurez estimados. Los índices con mayor rango intercuartílico fueron los números 1, 4 y 7 (en adelante old growth index (OGI): OGI 1, OGI 4, OGI 7). Estos índices son estimados con DBH medio y la densidad de árboles con DBH > 50 cm (pies ha⁻¹), y se diferencian en el parámetro estructural relacionado con la variabilidad del DBH: desviación estándar del DBH en OGI 1, coeficiente Gini (GC) en OGI 4 y ninguno en OGI 7 (ver Tabla 1).

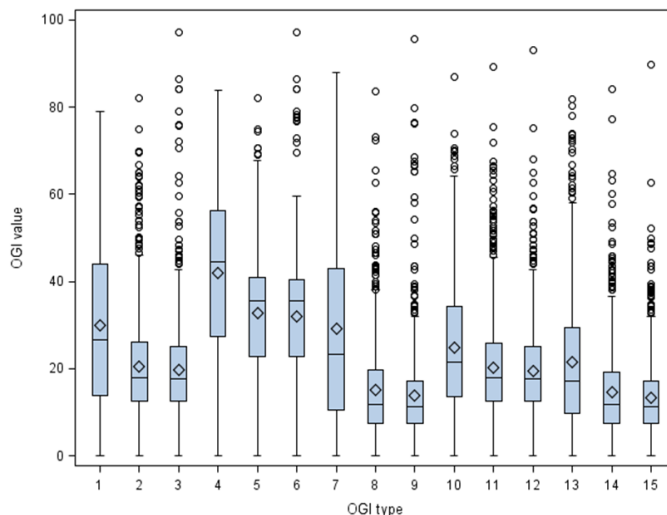


Figura 3. Gráfico de cajas y bigotes de los 15 tipos índice de madurez calculados en el área de estudio. Las variables estructurales incluidas en cada índice son descritas en la Tabla 1.

Los valores de OGI 1 y OGI 7 están altamente correlacionados (Pearson $r = 0.96$) y presentan una distribución de frecuencias muy parecida (Figura 4) mientras que OGI 4 presentó mayores valores y menor correlación con OGI 1 y OGI 7 ($r = 0.88$ y 0.79 , respectivamente). En este caso, el GC (incluido en OGI 4) no resultó adecuado por la proximidad de los valores medios en los inventarios de las parcelas (0.418) y el valor característico de los rodales maduros (0.449, Tabla 3) por lo que en muchos inventarios (38.4%) el valor de GC es mayor que el correspondiente a un rodal maduro.

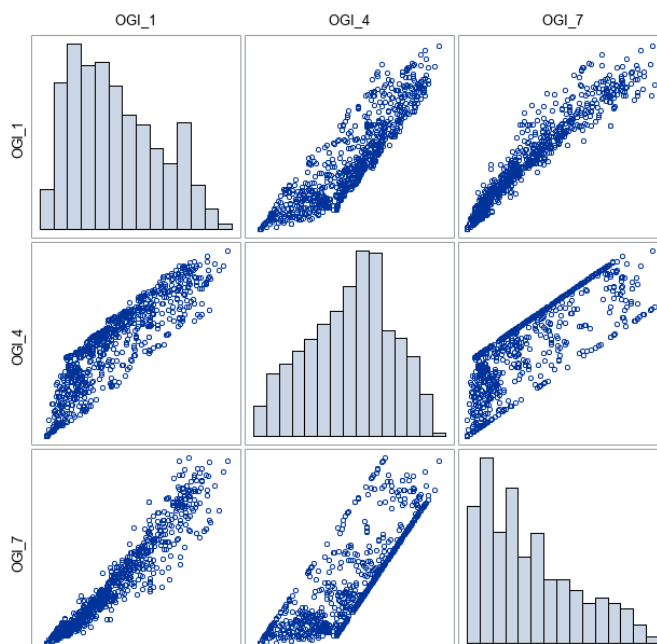


Figura 4. Gráficos de dispersión (puntos) y distribución de frecuencias (histogramas) de los índice de madurez OGI 1, OGI 4 y OGI 7. El rango de los ejes X de los histogramas varía entre 0-100 y la amplitud de cada barra es de 7 unidades. OGI 1 incluye la desviación estándar del DBH, OGI 4 el coeficiente Gini y OGI 7 no incluye ningún parámetro de dispersión del DBH.

La similitud entre OGI 1 y OGI 7 reflejó que no existe una tendencia clara en el área de estudio entre el tamaño de los árboles en la parcela (en términos de DBH medio y N de los árboles con DBH > 50 cm) y la desviación estándar DBH (STDDBH). Sin embargo, en base a las características del valor de STDDBH, muy superior en los rodales maduros que en los jóvenes (Tabla 3), se consideró STDDBH como un parámetro estructural a incluir en el indicador de madurez del área de estudio siendo finalmente seleccionado OGI 1.

Modelo geoestadístico

El umbral establecido de las parcelas inventariadas (con > 80% de *P. nigra*) dio lugar a dos subáreas diferenciadas en nuestra zona de estudio (ver Figura 5) llamadas Norte (N) y Sur (S). Así, en el proceso de selección del modelo se consideró la hipótesis de tener diferentes parámetros de covarianza espacial en esas dos subáreas. Finalmente se seleccionó un modelo con idéntica estructura de covarianza para ambas (N y S) incorporando el efecto pepita y sin covariables (Tabla 4). Los valores estimados del efecto pepita, el umbral y el rango fueron 315.78, 38.76 y 1,579.17, respectivamente. La pendiente, orientación y altitud de la parcela no resultaron significativas ($p=0.22$, $p=0.51$ y $p=0.11$, respectivamente).

Tabla 4. Variables de selección del modelo geoestadístico. -2LL: -2 veces el logaritmo de verosimilitud. AIC: Criterio de información de Akaike (mejor modelo el de menor valor). El modelo seleccionado es el modelo 5.

Modelo	Descripción	-2LL	AIC
1	Con efecto pepita, covariables y covarianza espacial diferente en las zonas Norte (N) y Sur (S)	6545,5	6575,5
2	= Modelo 1 pero con la misma covarianza espacial en las zonas N y S	6549,4	6575,4
3	= Modelo 2 pero sin efecto pepita	6751,6	6775,6
4	Con covariables y covarianza espacial nula	6563,5	6585,5
5	= Modelo 2 pero sin covariables	6560,4	6568,4

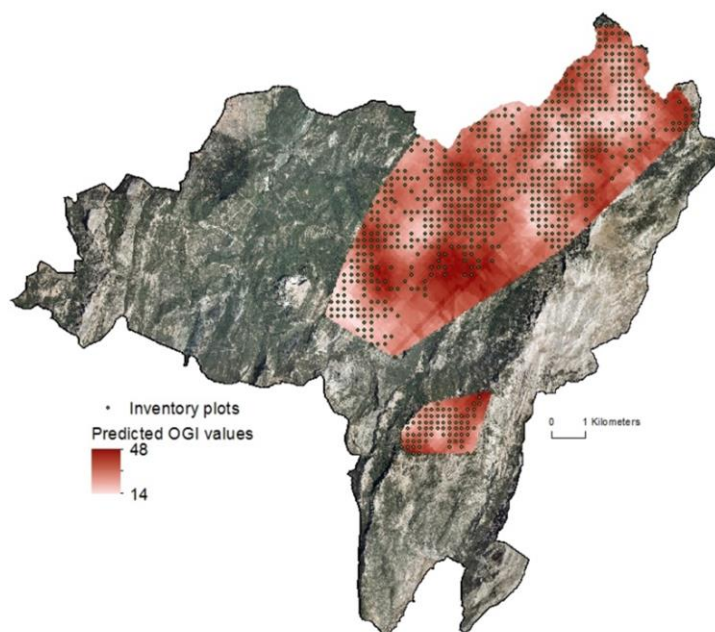


Figura 5. Valores predichos del índice de madurez OGI en el monte de Navahondona.

Los valores predichos de OGI en el área de estudio variaron desde 14 hasta 48 (Figura 5). Hubo un sesgo en la estimación del error del modelo en las parcelas de inventario (Figura 6) con una subestimación de los valores OGI en las parcelas de mayores valores del índice de madurez y sobreestimación en los OGI de menor valor (Figura 6).

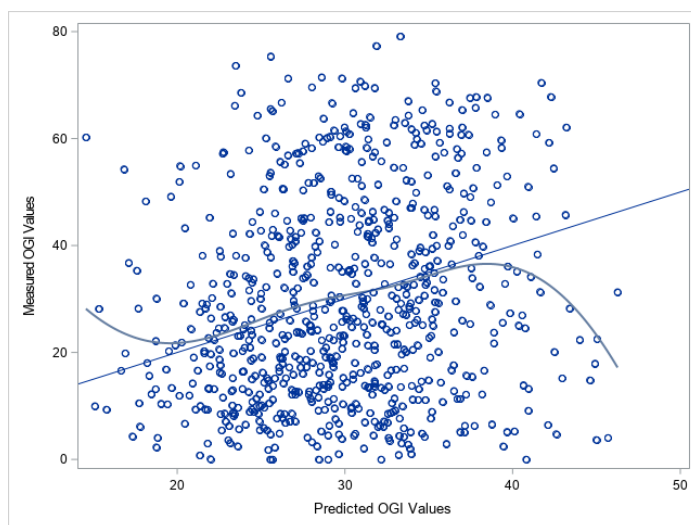


Figura 6. Valores predichos frente a valores observados del modelo geoestadístico en las parcelas de inventario para la estimación del índice de madurez OGI. La línea recta representa la relación 1:1. La curva muestra la tendencia (penalización B-spline).

Modelo con datos LiDAR

El modelo seleccionado para estimar el OGI a partir de datos LiDAR fue:

$$OGI = -30.14945 - 0.25675 \times ARAM.TFR + 1.90980 \times h_{95} + 8.86526 \times h_{L2} + 32.37033 \times CRR$$

$$R_{adj}^2 = 0.42 \quad P - value < 0.0001 \quad AIC = 2822.4$$

[5]

donde OGI es el índice de madurez, ARAM.TFR es el cociente de todos los retornos por encima de la media entre el total de los primeros retornos, h_{95} es el percentil 95; h_{L2} es el momento de orden 2 y CRR es el "canopy relief ratio" que describe el grado en el que la superficie de la copa está por encima ($CRR > 0.5$) o por debajo ($CRR < 0.5$) del rango de alturas (Torresan et al. 2016). La figura 7 representa los valores predichos de OGI frente a los medidos. El modelo ha mostrado una ligera subestimación del OGI en las parcelas de mayor OGI y sobreestimación en las de menor OGI (Figura 7). El RMSE para el modelo de regresión fue de 14.84, y el RMSEP de 14.54.

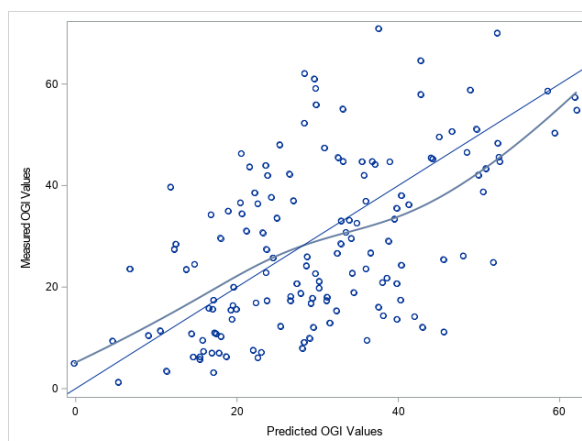


Figura 7. Valores predichos frente a valores observados en la validación de datos LiDAR del modelo seleccionado para la estimación del índice de madurez OGI. La línea recta representa la relación 1:1. La curva muestra la tendencia (penalización B-spline).

5. Discusión

Diferencias en la estructura de rodales jóvenes frente a rodales maduros

Los bosques de *P. nigra* subsp. *salzmannii* del Parque Natural de Cazorla, Segura y Las Villas han mostrado una estructura forestal con múltiples edades (Tíscar & Lucas-Borja 2016) y tamaños de los árboles, llegando a alcanzar grandes dimensiones en los rodales maduros (Tíscar & Lucas-Borja 2016; Abellanas & Pérez-Moreno 2018). En los rodales jóvenes se observa una gran mayoría de pies de pequeño diámetro y estructuras más homogéneas (con menor diversidad de tamaños). Por el contrario, los rodales maduros muestran una buena representación de árboles, incluyendo pies de pequeño diámetro, que podría sugerir una regeneración exitosa y garantizar una mayor heterogeneidad estructural de la masa. Además, los rodales maduros presentan mayores valores del área basimétrica y del coeficiente Gini, lo que confirma la mayor heterogeneidad en la estructura de la masa de estos rodales, tal y como se indica en trabajos previos en otros ecosistemas forestales (Franklin et al. 2005).

Los árboles más grandes y viejos han demostrado jugar un papel fundamental en el ecosistema forestal en comparación con los más jóvenes y de menor tamaño (Lindenmayer et al. 2012), destacando el importante valor que aportan los árboles maduros en los servicios ecosistémicos en aspectos como el refugio de biodiversidad o almacenamiento de carbono (Franklin et al. 2002; Wirth et al. 2009). A pesar de su importancia, los estudios sobre la estructura y caracterización de bosques maduros son limitados siendo necesario un mayor entendimiento de su papel en la conservación de la biodiversidad y gestión forestal sostenible (p.ej. Hansen et al. 1991), especialmente en la región mediterránea para especies como *P. nigra* (Tíscar et al. 2011; Tíscar & Lucas-Borja 2016), en donde se encuentran algunos de los árboles más longevos de la Península Ibérica.

Índices de madurez para diferenciar rodales jóvenes de rodales maduros

En la selección de variables de un rodal para la estimación del índice de madurez resulta imprescindible considerar la influencia de las perturbaciones en la estructura de la masa y los diferentes tipos de bosque (Franklin et al. 2005; Tíscar & Lucas-Borja 2016; Ponce et al. 2017). La estructura forestal puede ser modificada por aspectos como las actividades humanas, el cambio de uso del suelo (p.e. Tíscar et al. 2011; Tíscar & Linares 2011; Tíscar & Lucas-Borja 2016; Abellanas & Pérez-Moreno 2018), los factores bióticos (insectos, patógenos) y abióticos

(e.j. fuego (Fulé et al. 2008), el viento (Nagel et al. 2006)), o los efectos climáticos (Seidl et al. 2017). Los bosques maduros estudiados en este trabajo se encuentran localizados en áreas remotas de montaña en donde la gestión selvícola se ha visto reducida en las zonas menos accesibles (Tíscar & Lucas-Borja 2016) y no presentan signos de perturbaciones en las últimas décadas. Sin embargo, dada la longevidad de los árboles de estos rodales existe una alta probabilidad de ocurrencia de perturbaciones (Luysaert et al. 2008) en comparación con los rodales más jóvenes. Además, el área mediterránea, donde se ha desarrollado este estudio, se encuentra en una de las zonas más vulnerables al cambio climático, lo que puede modificar y causar a su vez perturbaciones importantes (Seidl et al. 2017) sobre la estructura forestal de los bosques (Giorgi & Lionello 2008). Por tanto, resulta recomendable realizar un análisis de las perturbaciones pasadas (Sabatini et al. 2015) y el clima (Piovesan et al. 2005) que ayude a entender las características actuales de los bosques y su dinámica a lo largo del tiempo.

Una de las características más utilizada para identificar rodales maduros es la estructura de la masa, que ha demostrado ser de utilidad para la definición de índices de madurez (p.ej. Acker et al. 1998; Holt et al. 1999; Freund et al. 2015; Sabatini et al. 2015) incluso cuando solo se consideran árboles vivos (Acker et al. 1998). El índice seleccionado en este estudio (OGI 1) considera tres elementos estructurales para árboles vivos, que permiten diferenciar rodales jóvenes de maduros siendo recomendable plantear futuros estudios con un mayor número de variables de masa (Acker et al. 1998) y características de los rodales como la madera muerta en pie o suelo (Molino 1996, Franklin et al. 2005) o características nutricionales (Franklin & Spies 1991).

Análisis geoestadístico y LiDAR para estimar índices de madurez

Los trabajos en los que se utilizan datos LiDAR y análisis geoestadístico para estimar índices de madurez son escasos (Barros 2018); no obstante, la descripción y cartografía de los bosques maduros es necesaria. En el presente estudio preliminar se han obtenido modelos sesgados. Por un lado, los inventarios forestales clásicos requerirían de un amplio número de parcelas de inventario para poder describir la masa forestal en sus diferentes estados sucesionales de la especie, especialmente para los estados más avanzados como es el caso de los rodales maduros ; además, estos rodales se encuentran localizados en zonas menos accesibles , con más dificultades para ser inventariadas. Por otra parte, el índice de madurez presenta correlación espacial, que podría estar relacionado con una mayor frecuencia y una distribución espacial más continua de las parcelas de rodales jóvenes. Esto podría indicar que un inventario forestal tradicional no permite una caracterización detallada de los rodales maduros. La combinación de análisis estadísticos y geoestadísticos podría ayudar a mejorar esta caracterización (Seidling & Mues 2005).

El modelo del OGI desarrollado en este trabajo a partir de datos LiDAR debe ser considerado como una primera aproximación. Las variables seleccionadas fueron h_{95} , h_{L2} , CRR y ARAM.TFR, siendo h_{95} y h_{L2} las que aportaron más información al modelo. La presencia de h_{95} en el modelo está vinculada con la fuerte relación de la altura con la edad del arbolado, siendo uno de los percentiles más utilizados en la modelización de la altura (White et al. 2017). Por otro lado, diversos estudios han utilizado los L-moments para la caracterización de variables dasométricas a partir de datos LiDAR (p.ej. Ozdemir & Donoghue 2013; Valbuena et al. 2017; Moran et al. 2018). En particular, el empleo de h_{L2} (medida de dispersión similar a la desviación estándar, con menos peso para los valores atípicos (Hosking 1990)) como variable predictora concuerda con los resultados obtenidos en la caracterización de los rodales maduros, que presentaron una mayor desviación estándar del DBH. En este sentido, el OGI seleccionado en este estudio incluye la desviación estándar del diámetro.

El modelo obtenido para estimar el índice de madurez a partir de los datos LiDAR presenta un alto error estándar residual, que podría relacionarse con la baja densidad de puntos (0.5 primeros retornos m^{-2}) del vuelo LiDAR (González-Ferreiro et al. 2017; Arias-Rodil et al, 2018). White et al. (2013) recomendaron un mínimo de 1 pulso m^{-2} (>4 pulsos m^{-2} en rodales densos y terrenos complejos) para la realización de un inventario forestal con datos LiDAR. Los resultados obtenidos también pueden ser debidos a los errores de georreferenciación del centro de las parcelas. En el presente estudio se utilizaron parcelas de gran tamaño (706 m^2) y Frazer et al. (2011) señalan que el uso de parcelas grandes (>314 m^2) hace que los errores del GPS afecten menos a la precisión de los modelos, por lo que esta fuente de error puede ser considerada menos importante. En este sentido cabe destacar que la segunda cobertura LiDAR del PNOA, aun no disponible para la zona de estudio, con mayor densidad de retornos (1.5 pulsos m^{-2}) podría mejorar la modelización del OGI a partir de datos LiDAR, y permitir un mejor seguimiento de los bosques maduros (datos de más de un vuelo).

Los resultados obtenidos en este trabajo deben ser considerados como una primera aproximación, siendo necesario realizar inventarios forestales específicos que cubran los diferentes estados sucesionales. Además, se necesitará un estudio más profundo de las características de los rodales para obtener mejores modelos de los índices de madurez a partir de análisis geoestadísticos y datos LiDAR. El uso de estas herramientas permitirá una primera evaluación de los bosques, que, combinada con datos de inventario forestal, podría ayudar a reconocer áreas potenciales de rodales maduros en las que realizar estudios más detallados. Estas herramientas podrían ser también de utilidad para evaluar la variación de la madurez y su distribución espacial, haciendo posible generar mapas a diferentes escalas (Barros 2018).

Implicaciones en la gestión forestal

Se necesita entender los procesos de desarrollo de los bosques maduros para definir los mejores sistemas selvícolas que integren objetivos adecuados a su complejidad (Franklin et al. 2002). Una de las medidas a adoptar incluiría la adaptación de un rodal joven hacia las condiciones de un rodal maduro mediante el aumento de la proporción de árboles de mayor tamaño, potenciando la regeneración y crecimiento hasta etapas sucesionales más avanzadas, o la búsqueda de estructuras más heterogéneas (Ponce et al. 2017), evitando la eliminación de madera muerta (Burrascano et al. 2008). El tiempo necesario para alcanzar características de un rodal maduro en un rodal joven puede superar los cien años según la etapa sucesional, composición y estructura del rodal (Ponce et al. 2017). Para alcanzar las características de un rodal maduro es necesario implementar a la gestión forestal aspectos relacionados con la complejidad estructural y espacial de estos rodales que no se puede alcanzar con una selvicultura tradicional (Bauhaus et al. 2009) así como considerar las condiciones específicas de la especie (Franklin 2005) y la productividad potencial del sitio (Larson et al. 2008). La gestión forestal será esencial para desarrollar políticas de mitigación del cambio climático en las diferentes etapas sucesionales de los bosques (de joven a maduro) (Molina-Valero et al. 2020), si bien deberá considerarse la gran incertidumbre que presentan las decisiones selvícolas basadas en parámetros climáticos y biológicos (Jandl et al. 2019). Se necesitará una mayor investigación y seguimiento de los rodales maduros para definir y optimizar la gestión más adecuada para cada ecosistema forestal (Bauhaus et al. 2009).

6. Conclusiones

El índice de madurez que combina las variables estructurales media del DBH, desviación estándar del DBH y densidad de los árboles de > 50 cm fue el mejor indicador de madurez de *Pinus nigra* en el área de estudio. Este índice resulta sencillo de calcular a partir de inventarios forestales tradicionales, modelización geoestadística y datos LiDAR, sugiriendo la necesidad de

testar estos índices en bosques maduros de otras especies. Futuros estudios permitirán incluir más variables (no solo árboles vivos) y mejorar los modelos desarrollados en este trabajo si bien esta primera aproximación aporta una información de gran valor para la caracterización, gestión y conservación de los rodales maduros de la especie en estudio en el área mediterránea.

7. Agradecimientos

Gracias a Teresa Moro, Directora, y Valentín Badillo, gestor del parque natural de Cazorla, Segura y Las Villas por su interés y apoyo. A los estudiantes de ingeniería Raúl García-Raga y Carlos Maeztu (Universidad de Huelva), y Alex Boninsegna (Universidad de Padua) por su apoyo en campo. Este trabajo ha sido financiado por los proyectos: "Iberian Heritage Project", the Netherlands Organization for Scientific Research (NWO, nº proyecto 236-61-001), National Geographic Society- Waitts Grant Program ("Millennia old black pines and Andalusian Cultural Heritage to unravel human-environment interactions in the Western Mediterranean", W329-14), the Biodiversity Foundation of the Ministry of Agriculture and Fisheries, Food and Environment ("Bosques viejos frente al cambio climático. Vulnerabilidad, capacidad adaptativa e implicaciones frente a la gestión forestal", PRCV00433) and Ministry of Economy, Industry and Competitiveness (MINECO) ("El final del ciclo envejecimiento, mortalidad y regeneración en pinares mediterráneos, y su papel en la adaptación ante un ambiente en cambio (OLDPINE), AGL2017-83828-C2-2-R). Los datos de inventario de campo proceden del Ministry of Agriculture and Environment of the Regional Government of Andalusia. AH es financiada por el proyecto PinCaR (UHU-1266324, FEDER Funds, Andalusia Regional Government, Consejería de Economía, Conocimiento, Empresas y Universidad 2014-2020).

8. Bibliografía

ABELLANAS, B.; PÉREZ MORENO, P.J. 2018. Assessing spatial dynamics of a *Pinus nigra* subsp. *salzmannii* natural stand combining point and polygon patterns analysis. *For. Ecol. Manag.* 424:136-153.

ACKER, S.; SABIN, T.E.; GANIO, M.; MCKEE, W.A. 1998. Development of old growth structure and timber volume growth trends in maturing Douglas-fir stands. *For. Ecol. Manag.* 104:265-280.

AKAIKE, H. 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE, T. Automat. Contr.* 19:716-723.

ALIN, A. 2010. Multicollinearity. *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.* 2(3):370-374.

ARIAS-RODIL, M.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J.G.; PÉREZ-CUADRADO, C.; CASTEDO-DORADO, F.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E. 2018. Modeling diameter distributions in radiata pine plantations in Spain with existing countrywide LiDAR data. *Ann. For. Sci.* 75:36.

BARROS, L.A. 2018. Mapping old-growth forests with airborne LiDAR delivered forest metrics. Report. University of Northern British Columbia. Available online at https://scholars.esri.ca/wp-content/uploads/profiles/318/Barros_Report.pdf; last accessed Oct. 1, 2020.

BATER, C.W.; COOPS, N.C.; GERGEL, S.E.; LEMAY, V.; COLLINS, D. 2009. Estimation of standing dead tree class distributions in northwest coastal forests using lidar remote sensing. *Can. J. For. Res.* 39:1080-1091.

BAUHUS, J.; PUETTMANN, K.; MESSIER, C. 2009. Silviculture for old-growth attributes. *For. Ecol. Manag.* 258:525-537.

BURRASCANO, S.; LOMBARDI, F.; MARCHETTI, M. 2008. Old Growth Forest Structure and Deadwood: are they indicators of Plant species composition? A case study from Central Italy. *Plant Biosyst.* 142:313-323.

BURRASCANO, S.; KEETON, W.S.; SABATINI, F.M.; BLASI, C. 2013. Commonality and variability in the structural attributes of moist temperate old-growth forests: A global review. *For. Ecol. Manag.* 291:458-479.

CARRIÓN, J.S.; MUNERA, M.; DUPRE, M.; ANDRADE, A. 2001. Abrupt vegetation changes in the Segura Mountains of southern Spain throughout the Holocene. *J. Ecol.* 89:783-797.

FAO, 2015. Global Forest Resources Assessment 2015. Terms and definitions. In: Forest resources Assessment Working Paper 180, p. 36. FAO, Rome.

FAO; PLAN BLEU. 2018. State of Mediterranean Forests 2018. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome and Plan Bleu, Marseille.

FOREST EUROPE, 2015. State of Europe's Forests 2015 Report. Available online at <https://www.foresteuropa.org/docs/fullsoef2015.pdf>; last accessed Apr. 21, 2021.

FOX, J.; BOUCHET-VALAT, M. 2020. Rcmdr: R Commander. R package version 2.7-1. Available online at <https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Misc/Rcmdr/>.

FRANKLIN, J.F.; SPIES, T.A. 1991. Composition, function, and structure of old-growth Douglas-fir forests. P. 71-80 in *Wildlife and Vegetation of Unmanaged Douglas-fir Forests*, Ed: RUGGIERO, L.F.; AUBRY, K.B.; CAREY, A.B.; HUFF, M.H. (eds.). USDA Forest Service General Technical Report PNW-GTR-285.

FRANKLIN, J.F.; SPIES, T.A.; VAN PELT, R.; CAREY, A.B.; THORNBURGH, D.A.; BERG, D.R.; LINDENMAYER, D.B.; HARMON, M.E.; KEETON, W.S.; SHAW, D.C.; BIBLE, K.; CHEN, J. 2002. Disturbances and structural development of natural forest ecosystems with silvicultural implications, using Douglas-fir forests as an example. *For. Ecol. Manag.* 155:399-423.

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, Olympia, WA.

FRAZER, G.W.; MAGNUSSEN, S.; WULDER, M.; NIEMAN, K.O. 2011. Simulated impact of sample plot size and co-registration error on the accuracy and uncertainty of LiDAR-derived estimates of forest stand biomass. *Remote Sens. Environ.* 115:636-649.

FREUND, J.A.; FRANKLIN, J.F.; LUTZ, J.A. 2015. Structure of early old-growth Douglas-fir forests in the Pacific Northwest. *For. Ecol. Manage.* 335:11-25.

FULÉ, P.Z.; RIBAS, M.; GUTIÉRREZ, E.; VALLEJO, R.; KAYE, M.W. 2008. Forest structure and fire history in an old *Pinus nigra* forest, eastern Spain. *For. Ecol. Manage.* 255:1234-1242.

GIBSON, L.; LEE, T.M.; KOH, L.P.; BROOK, B.W.; GARDNER, T.A.; BARLOW, J.; PERES, C.A.; BRADSHAW, C.J.A.; LAURANCE, W.F.; LOVEJOY, T.E.; SODHI, N.S. 2011. Primary forests are irreplaceable for sustaining tropical biodiversity. *Nature* 478 (7369):378-381.

GIORGI, F.; LIONELLO, P. 2008. Climate change projections for the Mediterranean region. *Glob. Planet Change* 63:90-104.

GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; ARELLANO-PÉREZ, S.; CASTEDO-DORADO, F.; HEVIA, A.; VEGA, J.A.; VEGA-NIEVA, D.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J.G.; RUIZ-GONZÁLEZ, A.D. 2017. Modelling the vertical distribution of canopy fuel load using national forest inventory and low-density airborne laser scanning data. *PLoS ONE* 12(4):e0176114.

HANSEN, A.J.; SPIES, T.A.; SWANSON, F.J.; OHMANN, J.L. 1991. Conserving biodiversity in managed forests. *BioScience* 41:382-392.

HEVIA, A.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J.G.; RUIZ-FERNÁNDEZ, E.; PRENDES, C.; RUIZ-GONZÁLEZ, A.D.; MAJADA, J.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E. 2016. Modelling canopy fuel and forest stand variables and characterizing the influence of the thinning treatments in the stand structure using airborne LiDAR. *Revista de Teledetección* 45:41-55.

HOLT, R.F.; BRAUMANDL, T.F.; MACKILLOP, D.J. 1999. An index of old-growthness for two BEC variants in the Nelson Forest Region. Final Report. Inter-agency Management Committee, Land Use Coordination Office, Ministry of Environment, Lands and Parks, British Columbia, Canada.

HOSKING, J.R.M. 1990. L-moments analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics. *J. Royal Stat. Soc.* 52:105-124.

JANDL, R.; SPATHELF, P.; BOLTE, A.; PRESCOTT, C.E. 2019. Forest adaptation to climate change-is non-management an option? *Ann. Forest Sci.* 76:48.

KANE, V.R.; MCGAUGHEY, R.J.; BAKKER, J.D.; GERSONDE, R.F.; LUTZ, J.A.; FRANKLIN, J.F. 2010. Comparisons between field- and LiDAR-based measures of stand structural complexity. *Can. J. For. Res.* 40:761-773.

KNORN, J.A.N.; KUEMMERLE, T.; RADELOFF, V.C.; KEETON, W.S. 2013. Continued loss of temperate old-growth forests in the Romanian Carpathians despite an increasing protected area network. *Environ. Conserv.* 40:182-193.

LARSON, A.J.; LUTZ, J.A.; GERSONDE, R.F.; FRANKLIN, J.F.; HIETPASI, F.F. 2008. Potential site productivity influences the rate of forest structural development. *Ecol Appl.* 18(4):899-910.

LEVERETT, R.; 1996. Definitions and history. En: Davis, M.B. (eds.): *Eastern old-growth forests: prospects for rediscovery and recovery*, P 3-17. Island Press. Washington, DC.

LEXERØD, N.L.; EID, T. 2006. An evaluation of different diameter diversity indices based on criteria related to forest management planning. *For. Ecol. Manage.* 222:17-28.

LINDENMAYER, D.B.; LAURANCE, W.F.; FRANKLIN, J.F. 2012. Global decline in large old trees. *Science* 338:1305-1306.

LOMBARDI, F.; CHERUBINI, P.; LASSERRE, B.; TOGNETTI, R.; MARCHETTI, M. 2008. Tree rings used to assess time-since-death of deadwood of different decay classes in beech and silver fir forests in the Central Apennines (Molise, Italy). *Can. J. For. Res.* 38:821-833.

LUYSSAERT, S.; SCHULZE, E.D.; BÖRNER, A.; KNOHL, A.; HESSENMÖLLER, D.; LAW, B.E.; CIAIS, P.; GRACE, J. 2008. Old-growth forests as global carbon sinks. *Nature* 455:213.

MACKAY, B.; DELLASALA, D.A.; KORMOS, C.; LINDENMAYER, D.; KUMPEL, N.; ZIMMERMAN, B.; WATSON, J.E.M. 2015. Policy options for the world's primary forests in multilateral environmental agreements. *Conserv. Lett.* 8:139-147.

MANSOURIAN, S.; ROSSI, M.; VALLAURI, D.; 2013. *Ancient Forests in the Northern Mediterranean: Neglected High Conservation Value Areas*. WWF France. 80 p. Marseille.

MCGAUGHEY, R.J. 2015. *Fusion/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization*. USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station: Portland, OR, USA.

MITTERMEIER, R.A.; HOFFMANN, M.; PILGRIM, J.; BROOKS, T.; LAMOREUX, J.; MITTERMEIER, C.G.; GIL, P.R.; DA FONSECA, G.A.B.; 2004. Hotspots revisited: Earth's biologically richest and most endangered terrestrial ecoregions. CEMEX, Mexico City.

MOLINO, F. 1996 *Los coleópteros saproxílicos de Andalucía*. Ph.D. thesis, Univ. de Granada. 382 p. España.

MORAN, C.J.; ROWELL, E.M.; SEIELSTAD, C.A. 2018. A data-driven framework to identify and compare forest structure classes using LiDAR. *Remote Sens. Environ.* 211:154-166.

MOSSELER, A.; THOMPSON, I.; PENDREL, B.A. 2003. Overview of old-growth forests in Canada from a science perspective. *Environ. Rev.* 11:S1-S7.

NAGEL, T.A.; SVOBODA, M.; DIACI, J. 2006. Regeneration patterns after intermediate wind disturbance in an old growth *Fagus-Abies* forest in Southeastern Slovenia. *For. Ecol. Manage.* 226:268-278.

NILSSON, S.G.; NIKLASSON, M.; HEDIN, J.; ARONSSON, G.; GUTOWSKI, J.; LINDER, P.; LJUNBERG, H.; MIKUSINSKI, G.; RANIUS, T. 2002. Densities of large living and dead trees in old growth temperate and boreal forests. *For. Ecol. Manage.* 161:189-204.

NILSSON, S.G.; NIKLASSON, M.; HEDIN, J.; ARONSSON, G.; GUTOWSKI, J.; LINDER, P.; LJUNBERG, H.; MIKUSINSKI, G.; RANIUS, T. 2003. Erratum to 'Densities of large living and dead trees in old-growth temperate and boreal forests'. *For. Ecol. Manage.* 178:355-370.

OZDEMIR, I.; DONOGHUE, D.M.N. 2013. Modelling tree size diversity from airborne laser scanning using canopy height models with image texture measures. *For. Ecol. Manage.* 295:28-37.

PACI, M.; SALBITANO, F.; 1998. The role of studies on vegetation dynamics in undisturbed natural reserves towards the need of knowledge for close-to-nature silvicultural treatments: the case study of Natural Reserve of Sasso Fratino (Foreste Casentinesi, northern-central Apennines). En: MORANDINI, R.; MERLO, M.; PAIVINNEN, R. (eds.). *Proc. of AISF-EFI International Conference on "Forest Management in Designated Conservation & Recreation Areas.* P. 45-156. University of Padua Press, Italy.

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.* 16:13-28.

PONCE, D.B.; DONOSO, P.J.; SALAS-ELJATIB, C. 2017. Differentiating structural and compositional attributes across successional stages in chilean temperate rainforests. *Forests* 8:329.

POTAPOV, P.; HANSEN, M.C.; LAESTADIUS, L.; TURUBANOVA, S.; YAROSHRENKO, A.; THIES, C.; ESIPOVA, E. 2017. The last frontiers of wilderness: tracking loss of intact forest landscapes from 2000 to 2013. *Sci Adv* 3:e1600821.

RACINE, E.B.; COOPS, N.C.; ST-ONGE, B.; BÉGIN, J. 2014. Estimating Forest Stand Age from LiDAR-Derived Predictors and Nearest Neighbor Imputation. *For. Sci.* 60:128–136.

R Core Team (2019) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

SABATINI, F.M.; BURRASCANO, S.; LOMBARDI, F.; CHIRICI, G.; BLASI, C. 2015. An index of structural complexity for Apennine beech forests. *iForest* 8:314-323.

SABATINI, F.M.; BURRASCANO, S.; KEETON, W.S.; LEVERS, C.; LINDNER, M.; PÖTZSCHNER, F.; VERKERK, P.J.; BAUHUS, J.; BUCHWALD, E.; CHASKOVSKY, O.; DEBAIVE, N.; HORVÁTH, F.; GARBARINO, M.; GRIGORIADIS, N.; LOMBARDI, F.; MARQUES DUARTE, I.; MEYER, P.; MIDTENG, R.; MIKAC, S.; MIKOLÁŠ, M.; MOTTA, R.; MOZGERIS, G.; NUNES,

L.; PANAYOTOV, M.; ÓDOR, P.; RUETE, A.; SIMOVSKI, B.; STILLHARD, J.; SVOBODA, M.; SZWAGRZYK, J.; TIKKANEN, O-P.; VOLOSZYANCHUK, R.; VRSKA, T.; ZLATANOV, T.; KUEMMERLE, T. 2018. Where are Europe's last primary forests? *Divers. Distrib.* 24(10):1426-1439.

SEIDL, R.; THOM, D.; KAUTZ, M.; MARTIN-BENITO, D.; PELTONIEMI, M.; VACCHIANO, G.; WILD, J.; ASCOLI, D.; PETR, M.; HONKANIEMI, J. 2017. Forest disturbances under climate change. *Nat. Clim. Ch.* 7:395-402.

SPIES, T.A. 2004. Ecological concepts and diversity of old-growth forests. *J. For.* 102:14-20.

SPIES, T.A.; FRANKLIN, J.F.; 1991. The structure of natural young, mature and old-growth Douglas- fir forests in Oregon and Washington. *Wildlife and Vegetation of Unmanaged Douglas- Fir. Forests* 285:91-109.

SPIES, T.A.; HEMSTROM, M.A.; YOUNGBLOOD, M.A.; HUMMEL, S. 2006. Conserving old-growth forest diversity in disturbance-prone landscapes. *Conserv. Biol.* 20:351-362.

TÍSCAR, P.A.; 2004. Estructura, regeneración y crecimiento de *Pinus nigra* en el área de Reserva Navahondona-Guahornillos (Sierra de Cazorla, Jaén). PhD thesis. Univ. Politécnica de Madrid, Spain. .

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* 2:1013-1030.

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: Int. J. For. Res.* 89(2):201-207.

TORRESAN, C.; CORONA, P.; SCRINZI, G.; VALLS MARSAL, J. 2016. Using classification trees to predict forest structure types from LiDAR data. *Ann. For. Res.* 59:281-298.

VALBUENA, R.; MALTAMO, M.; MEHTÄTALO, L.; PACKALEN, P. 2017. Key structural features of Boreal forests may be detected directly using L-moments from airborne LiDAR data. *Remote Sens. Environ.* 194:437-446.

WHITE, J.C.; TOMPALSKI, P.; COOPS, N.C.; WULDER, M.A. 2018. Comparison of airborne laser scanning and digital stereo imagery for characterizing forest canopy gaps in coastal temperate rainforests. *Remote Sens. Environ.* 208:1-14.

WHITE, J.C.; TOMPALSKI, P.; VASTARANTA, M.; WULDER, M.A.; SAARINEN, N.; STEPPER, CH.; COOPS, N.C. ;2017. A model development and application guide for generating an enhanced forest inventory using airborne laser scanning data and an area-based approach. Canadian Wood Fibre Centre. 38 p. Information Report FI-X-018.

WHITE, J.C.; WULDER, M.A.; VARHOLA, A.; VASTARANTA, M.; COOPS, N.C.; COOK, B.D.; PITT, D.; WOODS, M. 2013. A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. For. Chron. 89:722-723.

WHITFORD, T.C.; 1991. Defining old-growth Douglas-fir forests of central Montana and use of the northern goshawk (*Accipiter gentilis*) as a management indicator species. PhD thesis. Univ. of Montana, Missoula, Montana.

WIRTH, C.; GLEIXNER, G.; HEIMANN, M.; 2009. Old-growth forests. Function, Fate and Value. Ecological Studies Vol.207. Springer Verlag, Berlin-Heidelberg.

ZHANG, Z.; PAPAİK, M.J.; WANG, X.; HAO, Z.; YE, J.; LIN, F.; YUAN, Z. 2017. The effect of tree size, neighborhood competition and environment on tree growth in an old-growth temperate forest. J. Plant Ecol. 10(6):970-980.

ZHENGQUAN, W.; QINGCHENG, W.; YANDONG, Z.; LI, H. 1997. Quantification of spatial heterogeneity in old growth forests of Korean pine. J. For. Res. 8:65.

ZIMBLE, D.A.; EVANS, D.L.; CARLSON, G.C.; PARKER, R.C.; GRADO, S. C.; GERARD, P.D. 2003. Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. Remote Sens. Environ.87:171-182.