



2025 | **16-20**
GIJÓN | **JUNIO**

9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1554

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

Organiza





Estimación de la calidad de estación para la producción de bellota en encinares adhesados. Aplicación a la comarca del Valle de los Pedroches (Córdoba)

RODRÍGUEZ PAJARES, C (1) ; ABELLANAS OAR, B. (1); TISCAR OLIVER, P.A.(2)

(1) Dpto. Ingeniería Forestal. ETSIAM. Universidad de Córdoba. Campus Universitario de Rabanales. Crta N-IVa km 396. 14071 Córdoba

(2) Centro de Capacitación y Experimentación Forestal de Cazorla. Junta de Andalucía

Resumen

Uno de los aprovechamientos de más valor en las dehesas de encinas lo constituye la montanera. La producción de bellota suele estimarse a pequeña escala mediante aforos, pero las posibilidades productivas, a mayor escala a nivel territorial, dependerán de la estructura de la masa arbolada y de la calidad de la estación. Dada la estrecha relación existente entre el tamaño de las copas y su capacidad de fructificación, la identificación de factores ambientales con influencia sobre el tamaño de las copas puede ser un buen indicador de la calidad de estación para la montanera.

Este trabajo desarrolla un modelo de árbol individual para estimar, a escala comarcal, el tamaño de las copas de encina en dehesa en función de variables ambientales espaciales como las características geomorfológicas del terreno. El modelo se construye mediante la identificación de los individuos y sus tamaños de copas en zonas adhesadas del Valle de Los Pedroches mediante datos LIDAR. La utilización de modelos digitales del terreno permite obtener variables geomorfológicas ligadas al árbol individual que se utilizan como variables explicativas para estimar la variación de tamaños y formas de copas.

Palabras clave

Quercus ilex, volumen de copas, montanera

- Introducción** Las encinas (*Quercus ilex* L.) son un componente fundamental de los ecosistemas mediterráneos, desempeñando un papel crucial en la conservación de la biodiversidad y la estabilidad del suelo. Además, poseen un gran valor económico basado en la montanera, es decir, la alimentación de los cerdos ibéricos con sus bellotas, por lo tanto, poder conocer la cantidad de este fruto es de gran importancia. Dicha cantidad depende, entre otros muchos factores, de la superficie de la copa de la encina (Carbonero, 2011) y de su morfología. Tamaño y forma están modelados por la acción humana, pero también dependen de factores ambientales, tales como la climatología y la geomorfología del terreno en el que se asienta. La estimación mediante aforo y los modelos de producción de bellota que se han solido emplear hasta ahora suelen definir la productividad individual del árbol en términos de cantidad de bellota (ya sea en peso o en número) por unidad de superficie de la proyección de la copa del árbol (Alejano et al., 2008; Carevic et al, 2010; Carbonero y Fernandez-Rebollo, 2014; Ferriz et al., 2015). Esta aproximación es muy

adecuada teniendo en cuenta que la producción de bellota es el resultado de los procesos de floración y fructificación, muy determinados por la radiación solar recibida (Koenig et al, 1996; Camarero et al., 2010) y ésta, sin duda, está condicionada por la proyección de la copa. Además, hasta no hace mucho, la obtención de esta variable a gran escala en la dehesa ha sido relativamente sencilla a partir de ortofotografías aéreas, dado que la falta de espesura generalizada en estos sistemas silvopastorales facilita la identificación de árboles individuales, lo que permite trasladar de forma sencilla los valores unitarios de referencia generados por proyectos de investigación mediante inventario de aforos a valores por hectárea. No obstante, la aparición y expansión del LIDAR, nos permite ahora disponer de información sobre la tercera dimensión de las copas y así abordar una mejora de la estimación de la producción de bellota. La radiación solar recibida por dos copas de igual proyección horizontal a lo largo del día y del año puede ser muy diferente dependiendo de sus alturas, dado que la inclinación de los rayos solares en nuestras latitudes nunca es vertical. Como se puede ver en la *Figura 1*, las copas más altas (y con mayor superficie envolvente o fotosintetizadora) presentan, a igualdad de proyección horizontal, mayor superficie de intercepción de la radiación solar que las de menor altura, siendo esta diferencia tanto mayor cuanto menor sea el ángulo de inclinación de los rayos solares sobre la horizontal (que varía a lo largo del año y a lo largo del día).

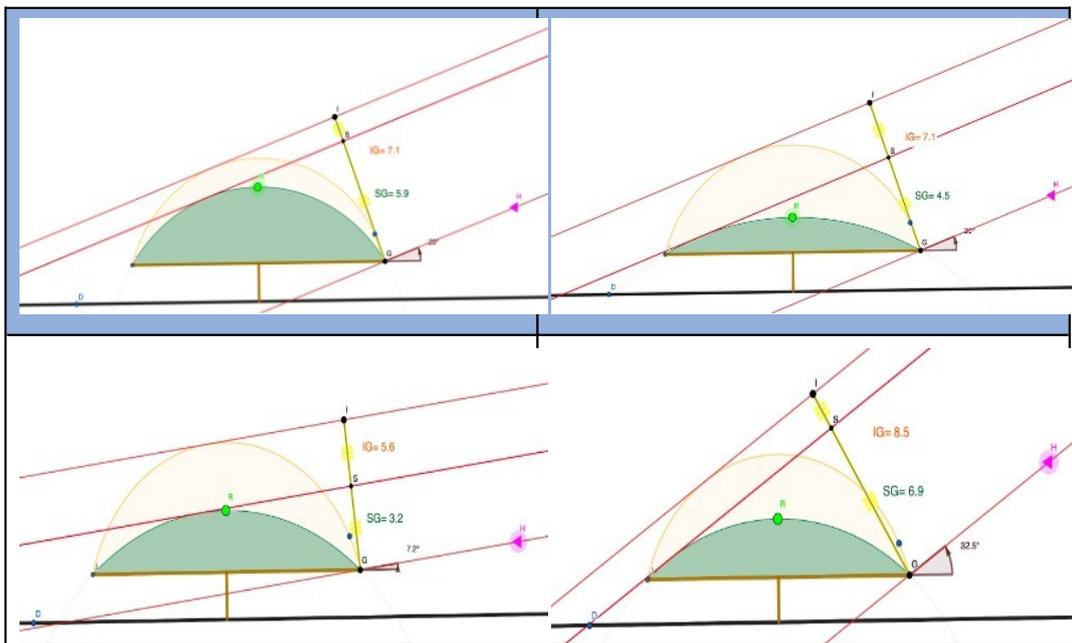


Figura 1 Ilustración de la variación de la superficie de intercepción solar dependiendo de la altura (y volumen) de la copa para una misma proyección horizontal de ésta (arriba), y de la variación de dicha diferencia con la inclinación de los rayos solares (abajo). IG representa la superficie de intercepción solar de la copa de referencia (en naranja) y SG la de las copas de diferente altura (en verde);

En este trabajo se propone abordar la investigación sobre la relación entre las variables geomorfológicas y las características morfológicas de las copas de encinas. Al evaluar la pendiente, orientación, concavidad, convexidad y altitud del

terreno, se espera identificar patrones que permitan comprender mejor cómo estas variables influyen en la superficie y el volumen de las copas, e indirectamente en la productividad de bellota de los árboles.

Los resultados de este estudio no solo contribuirán al conocimiento científico sobre la ecología de las encinas, sino que también proporcionarán información valiosa para la gestión y conservación de estos ecosistemas, promoviendo prácticas que favorezcan el desarrollo sostenible de los bosques mediterráneos.

2. Objetivos

El objetivo del estudio se centra en analizar la influencia de variables geomorfológicas (pendiente, orientación, concavidad y convexidad del terreno, y altitud) como variables ambientales locales con posible influencia en la conformación estructural y desarrollo de las copas de árboles individuales de encina (*Quercus ilex* L.). A través de un enfoque cuantitativo, se buscará determinar cómo estas variables afectan tanto a la superficie como al volumen de las copas, y, de esta forma, a la capacidad productiva de bellota del árbol individual.

3. Metodología

- a. **Zona de estudio** Se delimitó la zona de estudio, teniendo en cuenta que incluyera diversidad en su topografía, siendo la parte más oriental del Valle de los Pedroches la que mejor se adaptaba a esta condición. Por ello, los municipios que se escogieron fueron Adamuz, Obejo, Pozoblanco, Villanueva de Córdoba y Villaviciosa de Córdoba (Figura 2). La superficie total del área de estudio fue de 177,5 km² (Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía. (<https://www.juntadeandalucia.es/institutodeestadisticaycartografia/sima/ficha.htm?mun=14054>))

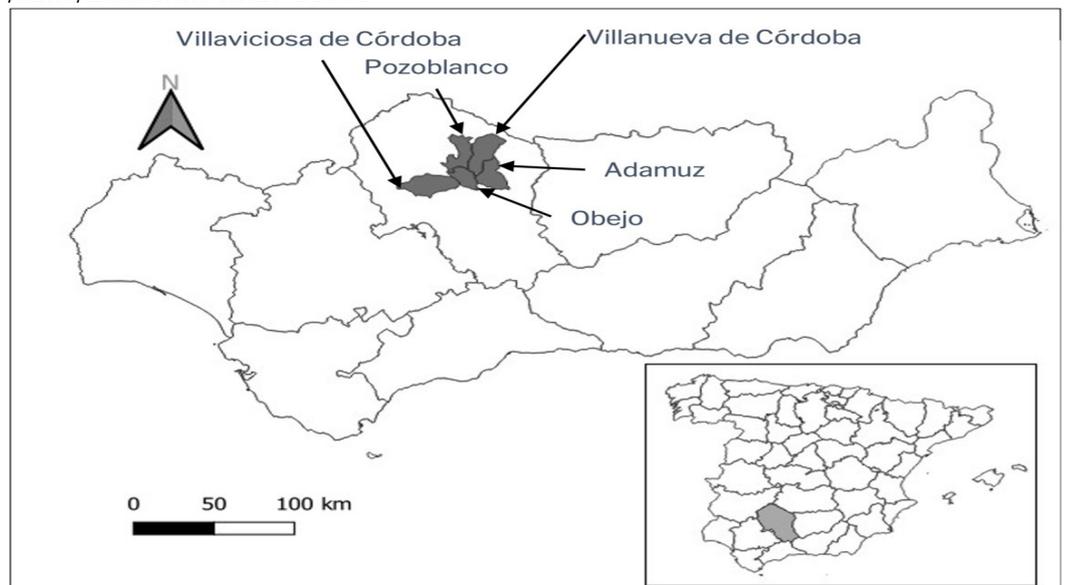


Figura 2. Localización de los 5 municipios del estudio.

- b. **Obtención de datos**
- i. **Variables de interés: tamaño y forma de las copas** En primer lugar, se seleccionaron del Mapa Forestal de España (MFE) de máxima actualidad (miteco.gob.es) aquellos



polígonos en formato shape que fueran dehesas con especie principal *Quercus ilex* L. y de fracción de cubierta cubierta: $5\% < FCC < 20\%$. Se creó una capa con estos polígonos (función *dissolve* en QGIS; QGIS Development Team, 2024) y se hizo un *buffer* de 50 m (función *buffer* en QGIS) para evitar posibles errores de bordes al procesar los datos. En segundo lugar se descargaron, del Centro de Descargas del CNIG (IGN), los archivos LiDAR que se encuentran sobre los polígonos seleccionados previamente, cuyo vuelo se realizó en el año 2020 y tienen una densidad de nube de 1,5 puntos/m². Tras tener todos los archivos iniciales, se comenzó con el procesamiento de los datos en el entorno de programación R (R Core Team, 2024). El primer paso fue normalizar los datos, es decir, restar la altura de los puntos del archivo LiDAR con la del modelo digital del terreno (MDT) para obtener la altura de los puntos desde el suelo y no desde el nivel del mar, para lo cual se necesitó descargar los MDT de resolución 2 m del Centro de Descargas del CNIG (IGN). De los datos obtenidos, se escogieron solamente los clasificados como vegetación (clases 3, 4 y 5), generando finalmente archivos LiDAR normalizados. Estos archivos se transformaron a ráster de resolución 1 m. El siguiente paso fue filtrar los datos LiDAR con el fin de obtener una aproximación al dosel de copas productoras de bellotas, para lo cual se eliminaron los puntos cuyas alturas fueran inferiores a 1,5 m ya que, tal y como se comprobó en campo, se corresponde aproximadamente con el límite inferior y de mayor anchura de las copas, donde el ganado es capaz de llegar a comer el ramón, y de esta forma también se descartan los matorrales y otros elementos del sotobosque que se presentan por debajo de esta altura. A partir de esta selección, se obtuvo un valor de “altura de copa productora” para cada píxel incluido en la capa del dosel arbóreo seleccionado, para lo cual, se restó a la altura de cada píxel esta misma altura (1,5 m). De esta forma, a los píxeles seleccionados como “dosel arbóreo”, y dado que la resolución de estos archivos es de 1 m, se les asigna un volumen del prisma de base 1 m² y altura (m) igual a la diferencia calculada, coincidiendo numéricamente el valor del volumen (m³) y de la altura (m) del prisma correspondiente. La limitación de las alturas de copa a este valor umbral de 1,5 m para todas las copas se justifica, además, por el objeto del estudio, que trata de estimar la superficie que recibe radiación solar directa de las copas, variable altamente relacionada con la producción de fruto (Koenig y Knops, 1996; Koenig et al, 2013; Sánchez-Humanes et al., 2011; Greenberg, 2021; Martíník et al, 2014; Gea-Izquierdo et al., 2006). Esto aconseja descartar porciones de copa situadas en posiciones inferiores, con poca o nula contribución a la fructificación. Además, este criterio de selección de lo que se podría denominar “superficie



productora" de la copa, permite discriminar los doseles productores de los brotes basales que son habituales en los árboles de dehesa sometidos a podas mas o menos intensas. Por otro lado, se calculó la superficie proyectada de copa de cada encina, para lo cual hubo que individualizar primero las copas de cada árbol. Se transformaron los ráster a shape y, en primera instancia, se unieron los píxeles contiguos, que podrían corresponderse con los de la misma copa. Pero este filtrado aún no permite una adecuada segmentación de las copas individuales debido a la existencia de grupos y zonas de FCC local elevada. Por otro lado, los procesos habituales de segmentación que se realizan en masas de coníferas con especies de copas monopódicas y apuntadas, no funciona bien en el caso de las especies simpódicas y de copas globosas como la encina, pues el árbol no presenta un único ápice de mayor altura que el resto de la copa que permita la identificación de individuos contiguos. Además, al haber tangencia de copas, se solapan las de varios árboles apareciendo como un solo individuo; a estos polígonos de dosel continuo indiferenciable los llamaremos de ahora en adelante "manchas". Dado que el objetivo no es identificar todos los árboles presentes en la zona de estudio, sino tener una representación suficiente de los mismos, se realizó una aproximación a la segmentación de individuos seleccionando las "manchas" con una superficie comprendida dentro del rango más frecuente para las copas de encinas en dehesa de la zona de acuerdo con la literatura: entre 10 y 100 píxeles, es decir, entre 10 y 100 m² (Gea-Izquierdo et al 2006; Alejano et al 2007, 2011; Garcia-Mozo 2012; Pérez_Izquierdo et al 2013; Valladares et al 2006; Morales et al 2021) pues se ha considerado una medida lo suficientemente razonable para la superficie proyectada de una sola encina. Posteriormente, se pudo obtener el volumen total de las copas mediante el sumatorio del volumen asignado previamente a los píxeles que componen cada copa. La fructificación está altamente relacionada con la superficie fotosintetizadora de la copa del árbol, y ésta puede variar tanto con la proyección horizontal como con la altura (volumen), de forma que una misma proyección de copa puede presentar superficies envolventes fotosintetizadoras diferentes. Por este motivo también se estimó dicha superficie superior de la copa asemejándola a un casquete esférico, a partir del volumen y la superficie de proyección de la copa (base). (Figura 1.). De esta forma, se obtienen finalmente como variables de interés relacionadas con la fructificación, tres dimensiones de las copas y sus relaciones morfológicas: superficie de proyección horizontal de la copa (*supf_m2*), variable que se emplea habitualmente para estimar la producción de bellota, por ser fácil de obtener a partir de fotografía aérea; pero además se



introduce como novedad la estimación del volumen ($vlmn_m3$), y especialmente de la superficie envolvente o fotosintetizadora de la copa ($spfc_m2$). El análisis de la morfología de las copas a través de la relación entre estas variables será también de interés para mejorar la estimación de la producción de bellota en el futuro, e incluso mejorar las estimaciones realizadas a partir de las proyecciones horizontales de las copas, como es habitual. Finalmente, se extrae de cada polígono (copa individualizada) el centroide, simulando un punto correspondiente al tronco del árbol. A estos centroides se les asocia información del municipio donde se encuentran, las coordenadas X e Y, y las tres variables de interés mencionadas: $supf_m2$, $spfc_m2$ y $vlmn_m3$

- ii. **Variables explicativas: geomorfología local** El interés del estudio se ha centrado en investigar la posible relación de las variables de interés, ligadas a la capacidad productiva de bellota de las encinas, con las variables ambientales locales que puedan influir sobre el tamaño y conformación de las copas. Hay que tener en cuenta que las variables de interés están altamente condicionadas por la gestión del sistema agrosilvopastoral. Las copas de los árboles son modeladas por las podas y por el ramoneo del ganado. No obstante, estos factores suelen ser más o menos fijos y ligados a los usos y costumbres locales y al tipo de ganado presente. Por ello, la hipótesis de partida es que, si se analiza un número suficientemente grande de individuos en un rango de condiciones ambientales amplio, dentro de una misma comarca donde los factores ambientales de carácter global (clima, latitud) no presenten una variación acusada, podrían detectarse las posibles influencias de factores ambientales de carácter local (geomorfológicos) ligados al árbol individual. Teniendo en cuenta la escala espacial del estudio, de amplitud comarcal, se ha considerado que los factores geomorfológicos, que modelan el efecto de las condiciones climáticas a escala local a través de su efecto sobre la disponibilidad hídrica y la radiación, pueden ser los de mayor interés a analizar. Presentan, además, la ventaja de poderse medir a escala muy local, pudiendo detectarse variaciones entre árboles que podrían ser significativas. Las variables explicativas se han obtenido a partir del MDT. Se han considerado características con posible influencia sobre la disponibilidad hídrica del árbol como la pendiente ($pendint$), la concavidad o convexidad del terreno, estimada a través de diversos índices geomorfológicos como el índice de rugosidad del terreno (tri), el índice de posición topográfica (tpi) el índice de convergencia del terreno (tci) o la acumulación de flujo ($FlowAccumTOT$). Estos índices estiman de diversas formas las formas locales del terreno que pueden modular el comportamiento hídrico en las inmediaciones de la planta. También se han considerado

como variables explicativas la orientación local (*orintcn*) y la altitud (*mdt*). A partir del MDT se ha obtenido el valor de cada una de estas variables para los centroides que representan la posición de los árboles estudiados (En el Apéndice se presenta la definición de estos índices).

4. Análisis de los datos

a. Análisis descriptivo y depuración de datos

En una primera aproximación se ha procedido a describir la estructura de los datos obtenidos mediante análisis estadístico descriptivo. Se ha procedido a hacer una primera depuración de datos mediante la eliminación de datos incompletos (*missing values*) y de valores extremos que, de acuerdo con la estructura de cada variable, se han considerado *outliers* (valores inferiores a $Q1 - 1,5 * RIQ$ o superiores a $Q3 + 1,5 * RIQ$; Q1, Q3: cuartiles 1 y 3; RIQ: rango intercuartílico = $Q3 - Q1$)

Debido a la disparidad de escalas de las distintas variables empleadas, y para facilitar el análisis posterior y la investigación de modelos predictivos o explicativos, se ha procedido a la realización de un centrado y escalado (normalización) de todas las variables, obteniendo valores de media cero y desviación típica 1 en todas las variables, tanto descriptivas como de interés con la función *scale* de R.

Se ha investigado también el cumplimiento de las condiciones de normalidad de los datos mediante el test de Lilliefors (adecuado para bases de datos grandes).

b. Análisis de correlación entre las variables. PCA.

Se ha hecho una primera indagación sobre las relaciones entre las variables mediante un análisis de correlación, que pusiera de manifiesto, tanto las posibles relaciones existentes entre las variables de interés y las explicativas, como la posible redundancia o colinealidad entre las variables explicativas.

Se ha investigado la posibilidad de reducir el número de variables explicativas (eliminación de variables explicativas con un coeficiente de correlación superior a 0,5 con otra variable explicativa). así como la realización de un análisis de componentes principales (PCA) para estimar la posible reducción de la dimensionalidad de los predictores.

c. Modelos explicativos: ML y RandomForest

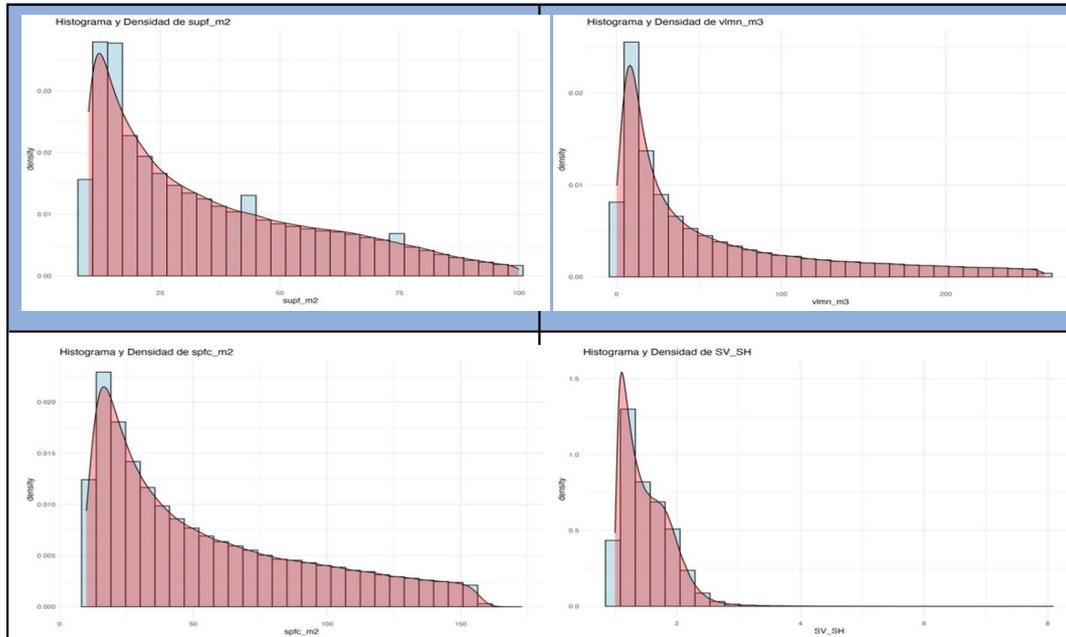
La falta manifiesta de normalidad y homocedasticidad de las variables empleadas ha requerido investigar modelos robustos frente al incumplimiento de estas condiciones. Se han ensayado la Regresión Lineal Múltiple con Errores Robustos (R package “sandwich”: *Robust Covariance Matrix Estimators*), y un modelo de regresión no paramétrica de *machine learning*: Random Forest, implementado también en R

5. Resultados

a. Análisis descriptivo y depuración de datos

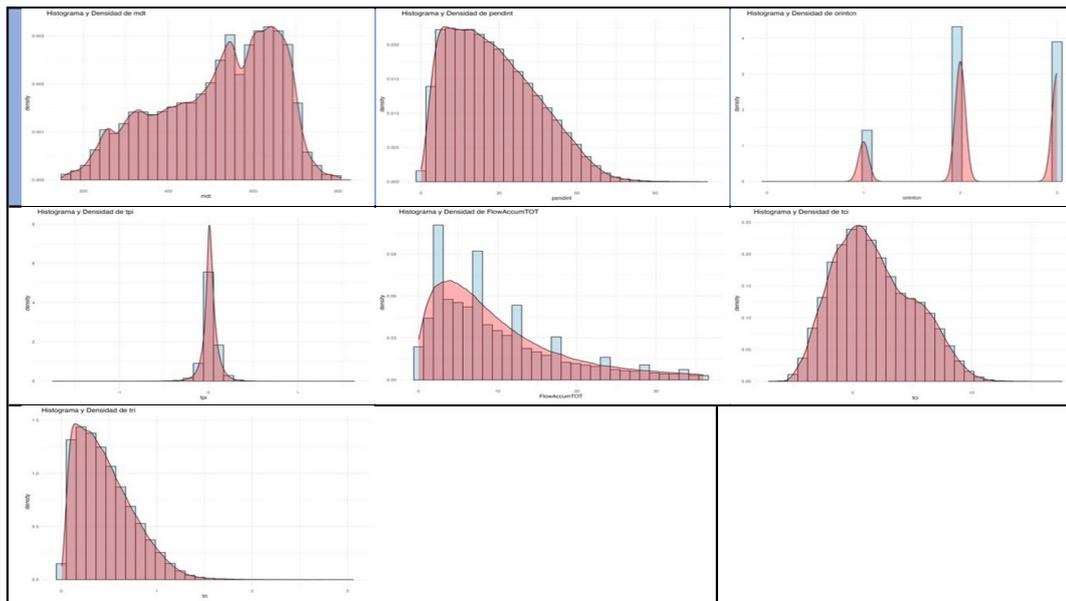
Tras los procesos descritos en el apartado de material y métodos, se obtuvieron inicialmente un total de 275.233 copas en el área de estudio, que se redujeron a 255.901 tras la eliminación de aquellas que presentaban valores extremos (*outliers*) en las dimensiones de copa estimadas (superficies y volúmenes); finalmente tras la eliminación de datos incompletos (*missing values*) y *outliers* de las variables explicativas derivadas (FlowAccum), se obtuvo una base de datos final con **232.012 árboles/copas**, a cuyos centroides se asignaron los valores de todas las variables.

En las *figuras 3a* (variables de interés o dependientes) y *3b* (variables explicativas o predictores) se presentan gráficamente las estructuras de datos de las variables utilizadas. Como se puede observar, todas las variables de interés presentan un gran alejamiento de la normalidad, con distribuciones muy asimétricas, predominando en gran medida los valores bajos del rango total sobre los altos.



*Figura 3a Estructura de los datos (histogramas y funciones de densidad) para las variables de interés; arriba, las variables obtenidas a partir de datos LIDAR: **supf_m2**: Superficie proyección horizontal copa en m²; **vlmn_m3**: volumen copa en m³; abajo variables derivadas: **spfc_m2**: superficie estimada de la envolvente superior de la copa; **SV_SH**: razón entre la superficie de la copa (*spfc_m2*) y su proyección horizontal (*supf_m2*)*

Los rangos de valores estimados para las superficies envolventes de las copas (*spfc_m2*) y para la razón de ésta con la proyección horizontal (*SV_SH*), indican que las copas son, en general, bastante aplanadas y alejadas de formas mas o menos semiesféricas (altura similar al radio de la proyección horizontal). Para una semiesfera, el valor de $SV_SH = spfc_m2 / supf_m2$ sería igual a 2, y en la gráfica de esta variable se observa como la gran mayoría de las copas presentan valores claramente inferiores a este valor. Igualmente, teniendo en cuenta que el rango de las proyecciones horizontales de las copas (*supf_m2*) se ha acotado a priori entre 10 y 100 m², si las copas fueran semiesféricas, el rango de valores de la superficie global de las copas (*spfc_m2*) debería ser el doble del de las proyecciones horizontales (20-200m²) y sin embargo el límite superior apenas supera el valor de 150 m².



*Figura 3b Estructura de los datos (histogramas y funciones de densidad de las variables explicativas. De arriba a abajo y de derecha a izquierda: **mdt**: altitud (m); **pendint**: pendiente (%); **orintcn**: orientación (1: umbría; 2: intermedia; 3: solana); **tpi**: índice de posición topográfica(m); **FlowAccumTOT**: acumulación de flujo (adim.); **tci**: índice de convergencia del terreno(adim); **tri**: índice de irregularidad del terreno(m)*

La gran disparidad de escalas de las variables empleadas aconsejó realizar un preprocesado de los datos mediante su centrado y su escalado para ajustar la media a cero y la desviación típica a 1 en todos los casos, manteniendo la estructura de los datos.

b. Análisis de correlación entre las variables. PCA.

El análisis de correlación ha permitido obtener una primera aproximación a la relación existente entre las variables estudiadas, tanto entre las explicativas entre sí como entre éstas y las dependientes. En la *Figura 4* se presentan los resultados de este análisis de forma gráfica (la tabla de correlaciones numéricas se puede consultar en el Apéndice). Se puede observar que existe una correlación positiva entre las variables de interés que cuantifican el tamaño y forma de las copas con la altitud y negativa con la pendiente. Las copas son más grandes, tanto en superficie como en volumen y, además, presentan un mayor volumen por unidad de superficie de proyección de copa en las zonas de mayor altitud y menor pendiente. No obstante, estas dos variables explicativas están negativamente correlacionadas entre sí: las zonas más altas de la zona estudiada presentan menor pendiente. Es razonable, pues, pensar que el factor relevante en este caso sea la pendiente y no la altitud, cuya variabilidad en la zona de estudio no es suficientemente grande para implicar cambios ambientales relevantes, que, en todo caso serían difíciles de explicar. Así pues, uno de los resultados de interés puede ser la relación negativa entre la pendiente y el tamaño de las copas.

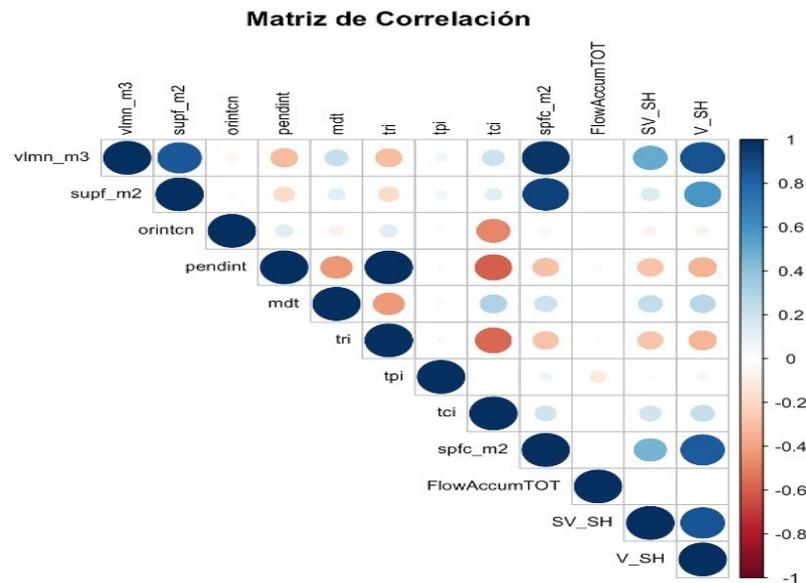


Figura 4 Representación gráfica del análisis de correlación entre las variables. El tamaño de los círculos representa el valor del coeficiente de correlación y el color el signo, según la leyenda. Variables de interés: *supf_m2*, *spfc_m2*, *vlmn_m3*, *SV_SH*, *V_SH*; variables explicativas: *orintcn*, *pendint*, *mdt*, *tri*, *tci*, *FlowAccumTOT* (ver texto para la definición de las variables)

Los índices de configuración topográfica analizados (*TPI*, *TRI*, *TCI* y *FlowAccumTOT*) presentan también cierta correlación con las variables de interés, siendo mayor para los índices *TRI* y *TCI* y relativamente escasa para los índices *FlowAccumTOT* y *TPI*. Nuevamente en este caso parece haber cierta colinealidad, pues los índices con mayor correlación con las variables de interés están también altamente correlacionados con la pendiente. De nuevo, parece ser la pendiente el factor topográfico más relevante. Esto se corrobora por el diferente comportamiento a este respecto de los índices *TCI* y *FlowAccumTOT*, siendo el primero un índice compuesto por la acumulación de flujo y la pendiente (que interviene de forma inversa). La escasa correlación del índice *FlowAccumTOT* con el tamaño de las copas y el mayor valor de ésta con *TCI* es indicio de que la pendiente es el factor relevante.

La redundancia observada, que especialmente afecta a algunos de los índices topográficos por su alta correlación con la pendiente, aconsejó reducir el número de predictores para disminuir así la colinealidad. Inicialmente se optó por eliminar aquellas variables explicativas con un coeficiente de correlación con alguna otra variable explicativa superior a 0,5. Esta condición la cumplen las variables *TRI* ($cc=0,99$) y *TCI* ($cc= -0,59$) respecto a la pendiente (*pendint*). Esta decisión se corroboró también con los resultados obtenidos en el análisis de componentes principales (PCA) realizado para las variables predictoras que se presenta a continuación.

La orientación presenta una correlación escasa con los tamaños de copa pero de signo negativo. Se ha tratado esta variable como numérica ordenando los valores de menor a mayor entre las orientaciones de umbría (más frescas, valor 1) y las de solana (más cálidas y secas, valor 3), con un valor intermedio (2) para las orientaciones intermedias. El signo negativo indica un tamaño de copas algo menor en las solanas que en las umbrías, lo que sugiere que, como es habitual en

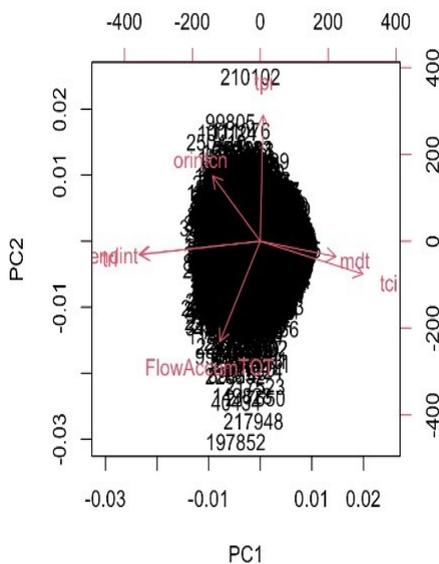


el ámbito mediterráneo, el factor hídrico resulta más determinante para el desarrollo de los árboles que el factor térmico o lumínico.

El análisis de componentes principales ha permitido corroborar la existencia de colinealidad en las variables mencionadas anteriormente. En la *tabla 1* se presentan los resultados del análisis PCA y en la figura 5 la representación de los datos en el plano definido por los dos primeros componentes principales, donde se observa la alta colinealidad entre las variables candidatas a ser eliminadas (TCI y TRI) con la pendiente (*pendint*) y la altitud (*mdt*)

Tabla 1 Resultados del análisis de componentes principales (PCA) de las variables explicativas

	IMPORTANCIA DE LOS COMPONENTES						
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Standard deviation	1.698	1.068	1.058	0,904	0,833	0,5833	0,0793
Proportion of variance	0,412	0,163	0,16	0,117	0,099	0,0486	0,0009
Cumulative proportion	0,412	0,575	0,735	0,851	0,951	0,9991	10.000
	PESO DE LAS VARIABLES PREDICTORAS EN LOS COMPONENTES						
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
orintcn	-0,214641	0,3647393	0,738703	0,09658126	-0,1360245	0,49731686	0,0076279
pendint	-0,545657	-0,0737936	-0,230351	-0,0018026	0,2822585	0,22734744	0,71581529
mdt	0,341175	-0,086573	0,315236	-0,2274816	0,8511786	0,01933341	0,01024376
tri	-0,540543	-0,0762578	-0,235818	-0,0004829	0,2984848	0,26534596	-0,697772
tpi	0,013365	0,7061242	-0,264219	-0,6566939	-0,0112878	0,00480934	-0,0007741
tci	0,462999	-0,1841287	-0,324017	-0,0504159	-0,1160935	0,7938411	0,02320849
FlowAccumTOT	-0,181808	-0,5618672	0,267347	-0,7107264	-0,2731743	-0,0001195	-0,0045146



*Figura 5 Representación de los datos de las variables explicativas en el plano definido por los dos primeros componentes principales (PC1 y PC2). Se observa la alta colinealidad de los índices TCI y TRI con *pendint* y *mdt*.*

c. Modelos explicativos: ML y RandomForest

Finalmente se ha abordado la construcción de los modelos con los datos preprocesados resultantes de los procesos descritos anteriormente, reduciendo las variables explicativas a cinco: *pendint*, *orintcn*, *mdt*, *TPI* y *FlowAccumTOT*.

Se ha ajustado un modelo lineal múltiple con errores robustos a las cuatro



variables de interés mas relevantes, tres de ellas estiman el tamaño de las copas en diferentes dimensiones: supf_m2; vlmn_m3 y spfc_m2; la cuarta variable de interés es un indicador de la forma de la copa, mediante la relación entre las dos superficies estimadas, que puede ser de gran interés para mejorar las estimaciones de las producciones de bellota estimadas en función de la superficies proyectadas. Los resultados se presentan en la *Tabla 2*

Tabla 2 Modelos lineales multiples con errores robustos ajustados a las variables de interés	
supf_m3	
	Estimate
(Intercept)	-5,6E-15
orintcn	-1,3E-03
pendint	-1,7E-01
mdt	4,7E-02
tpi	5,7E-02
FlowAccumTOT	1,4E-02
Residual standard error: 0.979 on 232006 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.0421,	Adjusted R-squared: 0.0421
F-statistic: 2.04e+03 on 5 and 232006 DF, p-value: <2e-16	
vlmn_m3	
	Estimate
(Intercept)	1,24E-12
orintcn	-1,21E+01
pendint	-2,67E+02
mdt	1,19E+02
tpi	5,43E+01
FlowAccumTOT	1,75E+01
Residual standard error: 0.941 on 232006 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.115,	Adjusted R-squared: 0.115
F-statistic: 6.06e+03 on 5 and 232006 DF, p-value: <2e-16	
spfc_m2	
	Estimate
(Intercept)	1,65E-12
orintcn	-9,56E+00
pendint	-2,50E+02
mdt	1,07E+02
tpi	6,03E+01
FlowAccumTOT	1,66E+01
Residual standard error: 0.949 on 232006 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.1,	Adjusted R-squared: 0.1
F-statistic: 5.16e+03 on 5 and 232006 DF, p-value: <2e-16	
SV_SH	
	Estimate
(Intercept)	3.39e-16
orintcn	-2.31e-02
pendint	-2.18e-01
mdt	1.55e-01
tpi	2.43e-02
FlowAccumTOT	6.04e-03
Residual standard error: 0.947 on 232006 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.103,	Adjusted R-squared: 0.103
F-statistic: 5.35e+03 on 5 and 232006 DF, p-value: <2e-16	

Todos los modelos ajustados han resultado altamente significativos, aunque su



valor predictivo es escaso a la vista de los bajos valores de R^2 en todos los casos, apenas superando el 10% y muy por debajo para la proyección de la copa (*supf_m2*). En todo caso resultan útiles como modelos explicativos, para sacar conclusiones sobre la relación entre las variables explicativas y las de interés así como la importancia de cada uno de los predictores en dicha relación.

Como se puede observar en la tabla 2 todas las variables de interés referentes al tamaño y forma de copa presentan una relación significativa con todas las variables explicativas seleccionadas, a excepción de la orientación en el caso de la superficie de proyección de la copa (*supf_m2*). Y el comportamiento es similar en todos los casos: el signo de los coeficientes coincide para todas las variables, siendo negativo para la orientación y la pendiente y positivo para el resto. Esto significa que tanto el tamaño de las copas en todas las dimensiones consideradas como la relación entre la superficie envolvente y la proyectada, indicador de la altura de las copas a igualdad de superficie proyectada, disminuye con la pendiente y con la orientación y aumenta con la altitud, la acumulación de flujo y el índice de posición topográfica del terreno (*TPI*). A excepción del índice *TPI*, los resultados son coherentes con un mayor tamaño y superficie relativa de copas en las condiciones topográficas que resultan más favorables desde el punto de vista hídrico, como ya se apuntó en el análisis descriptivo: estas condiciones son las de menor pendiente (*pendint*), menor insolación (en orientaciones de umbría, *orintc*) y zonas de mayor acumulación de flujo. El aumento del tamaño con la altitud (*mdt*) ya se explicó antes por la correlación existente y negativa entre la pendiente y la altitud en la zona estudiada, por lo que podría considerarse, a priori, una relación espuria. Para lo que no se encuentra explicación es para la relación positiva con el índice de posición topográfica (*TPI*) cuyo valor indica la diferencia de cota de la posición del árbol respecto a su entorno, con valores positivos si el árbol está en posición más elevada y negativos en caso contrario. De acuerdo con el resto de variables analizadas, cabría esperar una relación (coeficiente) negativa con este predictor. Posiblemente la escala empleada en su obtención (píxeles de $1m^2$) haya sido inadecuada para conseguir unos valores fiables a partir de la precisión de los datos LIDAR de los que se obtuvo. Quizá un aumento del tamaño de pixel podría arrojar otros resultados.

Finalmente se han probado modelos de *machine learning* Random Forest para las mismas cuatro variables de interés. En este caso se ha entrenado el modelo con el 80% de los datos (185.612 copas), obteniendo valores de R^2 para la evaluación de los modelos y se han validado con el 20% restante de los datos (46.400 copas), estimando la validez de los modelos mediante el cálculo del error cuadrático medio (RMSE) de los residuos. En la tabla 3 se presentan los resultados de los modelos de Random Forest ajustados para las variables *supf_m2*, *spfc_m2*, *vlmn_m3* y *SV_SH*. Estos modelos han permitido aumentar sensiblemente los valores de R^2 respecto a los obtenidos para los modelos lineales con errores robustos, lo que permitiría obtener una mejor aproximación en la predicción de valores. Nuevamente, la variable que presenta un peor ajuste (menor valor de R^2 y mayor valor de RMSE) es la superficie de proyección horizontal de la copa.

Tabla 3 Valores de R^2 de los modelos Random Forest ajustados a las variables de interés y de los errores medios cuadráticos (RMSE) obtenidos en la validación.

Variable de interés	R2 modelo (train data: 80%)
vlnn_m3	0,347594
supf_m2	0,282833
spfc_m2	0,331917
SV_SH	0,32512

5. **Conclusiones** Las conclusiones del trabajo presentado son de dos categorías diferentes: metodológicas y de contenido. Por una parte, se propone una metodología basada en datos LIDAR para la obtención de datos masivos de variables de alto interés en la gestión de las dehesas como es la identificación y estimación del tamaño de las copas de los árboles. El método propuesto no permite una segmentación completa de los árboles, pues no se establece un método para la individualización de copas contiguas, pero permite realizar un muestreo muy intenso de los árboles de la dehesa y sus tamaños, que podría extrapolarse fácilmente a las áreas de interés. Respecto al objetivo teórico planteado, se ha podido constatar que, en la zona estudiada, los tamaños y formas de las copas de las encinas en dehesa, aún cuando estén necesariamente influidos por la acción humana (podas) y del ganado (ramoneo), muestran también una relación con las características ambientales que, a la escala de árbol individual que se ha utilizado, se identifican con las características topográficas y geomorfológicas locales. A través de los análisis realizados, y aun cuando el valor predictivo de los modelos ajustados no es muy alto, se ha comprobado que el tamaño y forma de las copas de las encinas parece estar condicionada más por los factores hídricos que térmicos y lumínicos, lo que es esperable en el ámbito mediterráneo. El tamaño de las copas resulta ser mayor en aquellos lugares microtopográficos que, en conjunto, pueden favorecer un mejor aporte hídrico a los árboles, como una menor pendiente, orientaciones de umbría o mayores valores de acumulación de flujo. En estas condiciones, no sólo son mayores las dimensiones que se han tenido tradicionalmente en cuenta para estimar la producción de bellota del árbol (superficie de proyección de la copa), sino también su dimensión vertical, que puede modular la estimación de la superficie de copa productora. Estas características están muy relacionadas con la capacidad productiva de bellota del árbol individual, a igualdad de otras condiciones ambientales que puedan influir en la dinámica de los procesos fisiológicos de floración y fructificación y su variación temporal, por lo que se propone incorporar esta metodología para mejorar las predicciones de cosecha. En todo caso, estos resultados son aún preliminares y de carácter local, por lo que sería interesante ampliar la investigación a otras zonas de dehesa y completarla con la investigación de la producción de bellota en relación a las superficies tridimensionales de las copas y su relación con la referencia estándar utilizada habitualmente de la proyección horizontal de dicha superficie.
6. **Bibliografía** ALEJANO, R.; TAPIAS, R.; FERNÁNDEZ, M.; TORRES, E.; ALAEJOS, J.; DOMINGO, J. 2008 Año. Influence of pruning and the climatic conditions on acorn production in holm oak (*Quercus ilex* L.) dehesas in SW Spain. *Ann. For. Sci.* **65**, 209.



<https://doi.org/10.1051/forest:2007092>ALEJANO, R.; VÁZQUEZ-PIQUÉ, J.; CAREVIC, F.; FERNÁNDEZ, M. 2011. Do ecological and silvicultural factors influence acorn mass in Holm Oak (southwestern Spain)? *Agroforest Syst* 83:25–39 <https://doi.org/10.1007/s10457-011-9369-4>CAMARERO, J.J., ALBUIXECH, J., LÓPEZ-LOZANO, R.; CASTERAD, M.A.; MONSERRAT-MARTÍ, G. 2010. An increase in canopy cover leads to masting in *Quercus ilex*. *Trees* 24, 909–918 <https://doi.org/10.1007/s00468-010-0462-5>CARBONERO, M.D.; FERNÁNDEZ-REBOLLO, P. 2014. Dehesas de encinas. Influencia de la meteorología en la producción de bellotas. *Ecosistemas* 23(2): 55-63.CARBONERO. M.D.; 2011. Evaluación de la producción y composición de la bellota de encina en dehesas. Tesis doctoral. Universidad de Córdoba.CAREVIC, F.S.; FERNÁNDEZ, M.; ALEJANO,R.; VÁZQUEZ-PIQUÉ, J.; TAPIAS, R.; CORRAL, E.; DOMINGO, J. 2010. Plant wáter relationsand edaphoclimatic conditions affecting acorn production in a holm oak (*Quercus ilex* L ssp. *ballota*) open woodland. *Agrofo Syst* 78:299-308FERRIZ, M.; CARBONERO, M.D.; LEAL, J.R.; HIDALGO, M.T.; GARCÍA-MORENO, M.; FERNÁNDEZ-REBOLLO, P. 2015. Evaluación de la producción de bellota en encinas jóvenes procedentes de repoblación. En: *Pastos y Forrajes en el s.XXI*. Coord.: Cifre, J.; Janer, I.; Gulías, J.; Jaume, J.; Medrano, H. ISBN 978-84-606-7295-1, págs. 333-340 GARCÍA-MOZO, H.; DOMÍNGUEZ-VILCHES, E.; GALÁN, C. 2012. A model to account for variations in holm-oak (*Quercus ilex* subsp. *ballota*) acorn production in southern Spain. *Ann Agric Environ Med.* ; 19(3): 403-408.GEA-IZQUIERDO, G.; CAÑELLAS, I.; MONTERO, G. 2006. Acorn production in Spanish holm oak woodlands. *Invest Agrar: Sist Recur For* 15(3): 339-354GREENBERG, C.H. 2021. Oak growth and acorn production in southern Appalachian mature forests and shelterwood with reserves regeneration harvests. *Forest Ecology and Management* Volume 481, 1 February 2021, 118691. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118691>KOENIG, W.D.; KNOPS, J.M.H.; CARMEN, W.J.; STANBACK, M.T.; MUMME, R.L. 1996. Acorn production by oaks in central coastal California: influence of weather at three levels. *Can. J. For. Res.* 26(9): 1677-1683. <https://doi.org/10.1139/x26-189>KOENIG, W.D.; KNOPS, J.M.H. 1996. Acorn production by oaks in central coastal California: influence of weather at three levels. *Canadian Journal of Forest Research*, 26(9): 1677-1683MORALES, A.; LÓPEZ-BERNAL, A.; TESTI, L.; VILLALOBOS, F.J. 2021. Transpiration and photosynthesis of holm oak trees in southern Spain. *Trees, Forests and People*, 5: 100115. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2021.100115>MARTINÍK, A.; DOBROVOLNÝ, L.; PALÁTOVÁ, E. 2014. Tree growing space and acorn production of *Q. robur*. *Dendrobiology*, vol. 71: 101-108PÉREZ-IZQUIERDO, L.; PULIDO, F. 2013. Spatiotemporal variation in acorn production and damage in a Spanish holm oak (*Quercus ilex*) Dehesa. *For. Syst.* 22(1), 106-113. <http://dx.doi.org/10.5424/fs/2013221-03328>QGIS DEVELOPMENT TEAM.; 2024. QGIS Sistema de Información Geográfica (v 3.34.11). Proyecto de la Fundación Geoespacial de Código Abierto. [<https://qgis.org>]R Core Team; 2024. R: Un lenguaje y un entorno para la computación estadística (v 4.4.1). Fundación R para la Computación Estadística, Viena, Austria. [<https://www.R-project.org/>]SÁNCHEZ-HUMANES, B.; SORK, V.L.; ESPELTA, J.M. 2011. Trade-offs between vegetative growth and acorn production in *Quercus lobata* during a mast year: the relevance of crop size and hierarchical level within the canopy. *Oecologia*, 166(1), 101–



110.VALLADARES, F.; GUZMÁN, B. 2006. Canopy structure and spatial heterogeneity of understory light in an abandoned Holm oak woodland. *Ann. For. Sci.* 63: 749–761 749
<https://doi.org/10.1051/forest:2006056> **APÉNDICE**

A. DEFINICIÓN DE LOS ÍNDICES TOPOGRÁFICOS Y GEOMORFOLÓGICOS EMPLEADOS:

NOMENCLATURA	DENOMINACIÓN	DEFINICIÓN	UD
<i>pendint</i>	Pendiente	pendiente del terreno en el punto	%
<i>tri</i>	Índice de rugosidad del terreno	Suma de diferencias de altura del punto con las 8 celdas vecinas $RAIZ(SUMA((Z_i - Z_j)^2))$	m
<i>tpi</i>	Índice de posición topográfica	Altura del punto respecto a la media de sus 8 celdas vecinas $Z_i - MEDIA(Z_j)$	m
<i>tci</i>	Índice de convergencia del terreno	numero de celdas contiguas al punto que fluyen en el punto	adim.
<i>FlowAccumTOT</i>	Índice de acumulación de flujo	numero de celdas(pixeles) que fluyen sobre el punto en el mde	adim.
<i>orintcn</i>	orientación	1: umbría; 2: intermedia; 3: solana	categorica
<i>mdt</i>	altitud	a.s.n.m.	m

B. TABLA DE CORRELACIONES LINEALES ENTRE LAS VARIABLES ESTUDIADAS:

