



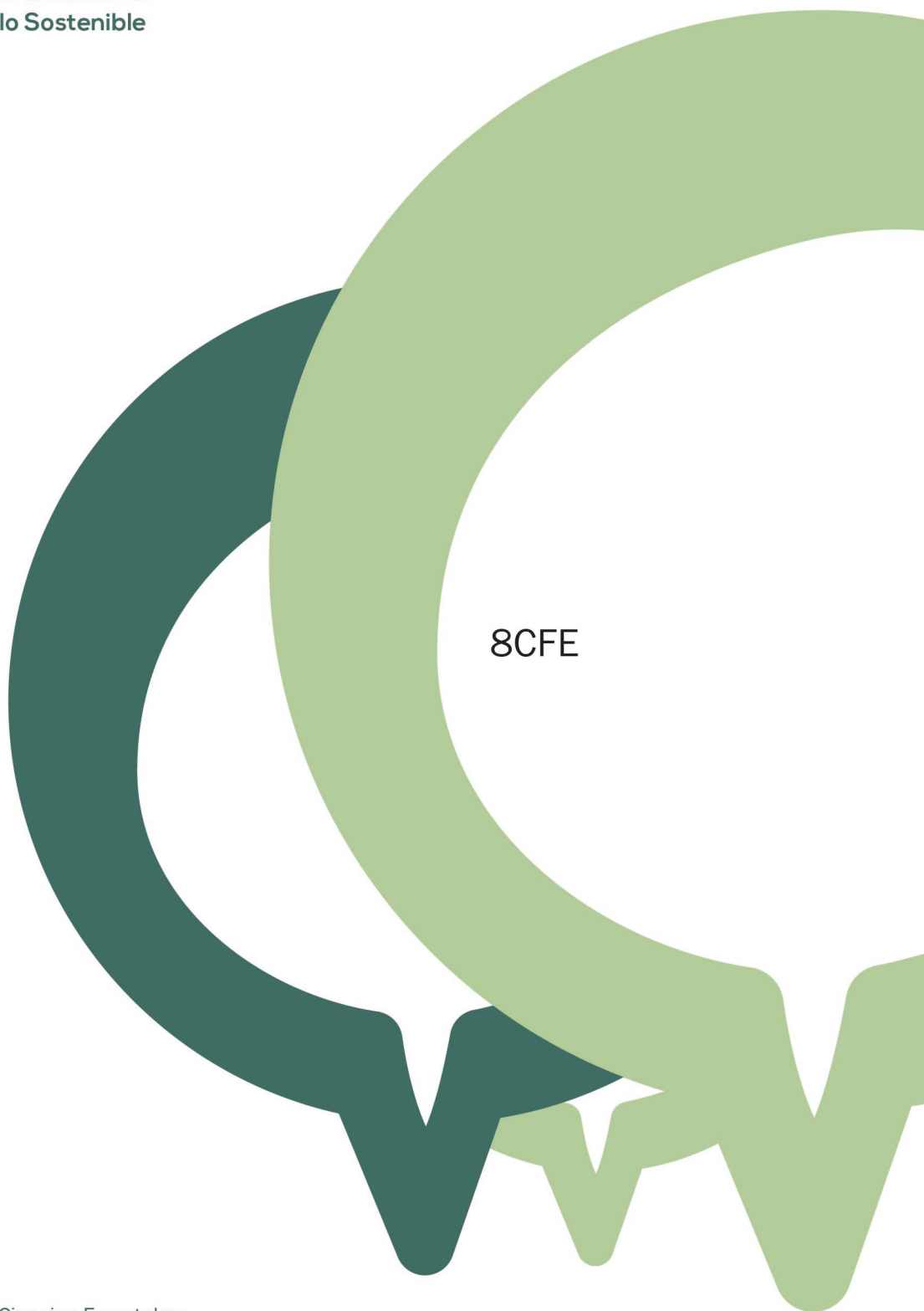
2022
Lleida

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



Relación entre fisiología e índices de vegetación en encinas afectadas por podredumbre radical

SAN MIGUEL OTI, F.¹ NAVARRO CERRILLO, R.M.¹, LARA GÓMEZ, M.A.¹ y RUIZ GÓMEZ, F.J.¹

¹ Departamento de ingeniería forestal. Universidad de Córdoba, ETSIAM.

Resumen

Los encinares adehesados son un importante patrimonio medioambiental y socioeconómico de la Península Ibérica. Una de sus principales amenazas es la podredumbre radical asociada a *Phytophthora cinnamomi*. El diagnóstico de los síntomas asociados a esta enfermedad es complejo, siendo la teledetección una herramienta muy adecuada para su diagnóstico temprano. En este trabajo se caracterizó la respuesta fisiológica de 124 árboles con diferentes grados de afección situados en parcelas con diagnóstico positivo de *P. cinnamomi*, y se calcularon índices de vegetación mediante una cámara multispectral montada sobre un dron. Se obtuvo un índice fisiológico basado en pigmentos correlacionado con el estatus fisiológico de la planta, y que pudo ser relacionado a su vez con los índices de vegetación. La cartografía obtenida a partir de estos modelos estableció tres grados de afección en el arbolado permitiendo discriminar las áreas más afectadas de las fincas estudiadas. Esta herramienta permitirá mejorar la gestión de las áreas afectadas por podredumbre radical, concentrando las medidas más costosas en las zonas con mayor riesgo de mortalidad.

Palabras clave

Decaimiento forestal, fisiología, pigmentos, *Quercus ilex*, teledetección.

1. Introducción

La encina (*Quercus ilex* L. subsp. *ballota* [Desf.] Samp.) es la especie arbórea más abundante en las dehesas, además de la especie forestal más extendida en la Península Ibérica (Moro, 1995) por lo que puede considerarse una especie clave ecológica y socioeconómicamente. En la actualidad, la sostenibilidad de las dehesas y la supervivencia del arbolado se ve amenazada por una serie de factores, la sobreexplotación, la pérdida del estrato arbóreo por senescencia, o estreses abióticos y bióticos, en especial la sequía y los oomicetos patógenos del suelo. Todos ellos, en conjunto, contribuyen, en mayor o menor medida, al denominado síndrome de la seca, que provoca la aparición de focos de mortandad de árboles cada vez más extendidos (Navarro-Cerrillo et al., 2004; Carrasco Gotarredona, 2009). El decaimiento de la encina provoca la aparición de daños en el arbolado, en forma de focos puntuales que se extienden por grandes superficies, o árboles aislados que aparecen con un patrón de daños disperso, que dan lugar a altos índices de defoliación y a la muerte del arbolado, de forma paulatina o súbita (Navarro-Cerrillo et al., 2004). El proceso a nivel de árbol se caracteriza por un incremento del estrés, seguido de defoliación, reducciones del crecimiento y elevadas tasas de mortalidad (Martínez-Vilalta et al., 2012). Entre los factores que dan lugar al decaimiento del encinar, se considera que la afección de podredumbre de raíz causada por oomicetos patógenos como *Phytophthora cinnamomi* Rands, es la causa principal de la mortalidad del arbolado (Ruiz-Gómez et al., 2019). La pudrición y el bloqueo de los tejidos conductores que provoca en las raíces secundarias responsables de la absorción de agua y nutrientes lleva a un debilitamiento generalizado de la encina, lo cual junto a los periodos de sequía severos y el estrés fisiológico producido por la respuesta de la planta ante la infección, pueden provocar la muerte del árbol de forma súbita, o por un deterioro progresivo de su estatus fisiológico (Ruiz Gómez et al., 2018).

La teledetección permite crear modelos apoyados en parámetros biofísicos de la vegetación con mayores resoluciones espectrales y espaciales (Blackburn, 2007). En este ámbito, la silvicultura de precisión y los sensores remotos ofrecen la posibilidad de realizar un análisis espacial detallado de los daños que permite la organización eficiente de dichas actuaciones (Stone & Mohammed, 2017). Las actuaciones de control de la podredumbre de raíz suponen un coste económico y funcional, que a veces puede mermar considerablemente la rentabilidad económica de la explotación de dehesa, por lo que su implementación debe programarse de la manera más eficiente posible. El desarrollo de modelos cuantitativos para variables fisiológicas, tales como la concentración de pigmentos fotosintéticos, la eficiencia fotosintética, la conductancia estomática o el potencial hídrico, a partir de datos espectrales podrían conducir a la detección de daños previsuales en el arbolado a través de la construcción de modelos que relacionen dichas variables con índices de vegetación procedentes de sensores remotos (Hernández-Clemente et al., 2019 Navarro-Cerrillo et al., 2014). Los pigmentos fotosintéticos se relacionan, en general, con la reflectancia de la copa a diferentes longitudes de onda, siendo posible encontrar relaciones significativas entre la concentración de un pigmento determinado y diferentes índices de vegetación si el estado de ese pigmento presenta cierta homogeneidad espacial y la imagen adquirida presenta la suficiente resolución. En este sentido, se han usado diferentes indicadores de pigmentos en la vegetación, tales como la concentración total de carotenoides, el índice de epoxidación o la relación de cambio entre las clorofilas a y b, que se han relacionado con índices de vegetación obtenidos a partir de imágenes multiespectrales (Hernández-Clemente et al., 2012).

2. Objetivos

El objetivo de este trabajo fue la obtención de una cartografía de daños del arbolado en una dehesa de encina mediante el desarrollo de modelos que relacionen diferentes indicadores biofísicos (pigmentos y variables fisiológicas), como predictores tempranos de su estado fitosanitario, con índices de vegetación obtenidos a partir de imágenes multiespectrales obtenidas sobre plataformas pilotadas a distancia (RPAS). Para ello se desarrollaron los siguientes objetivos específicos: i) caracterizar el estado de daños del arbolado a través de las variables fisiológicas, defoliación y concentración de pigmentos en hoja; ii) desarrollar modelos para la estimación de las variables biofísicas de interés con índices de vegetación; y iii) obtener una cartografía del estado de afección del arbolado a partir del modelo obtenido para la delimitación de áreas de riesgo por presencia *Phytophthora cinnamomi*.

3. Metodología

Zona de estudio y diseño experimental

El trabajo se llevó a cabo en 3 fincas situadas en las provincias de Córdoba (Jarillas y Huerto Ídolos) y de Sevilla (Navahonda) (Figura 1), con presencia de dehesa afectadas por decaimiento. Las dehesas seleccionadas presentaron una densidad de arbolado de aproximadamente 80 pies/ha. En dichas fincas se localizaron 8 focos de podredumbre de raíz (2 en Jarillas, 2 en Navahonda y 4 en Huerto Ídolos), con diagnóstico positivo de *P. cinnamomi* en todos ellos, así como una zona denominada "Control" en cada una de ellas, en la cual no se encontraron daños significativos en el arbolado, ni se produjo un diagnóstico positivo de presencia de *P. cinnamomi* por medio de técnicas clásicas (*soil baiting*) o moleculares (PCR). En la Tabla 1 se indican los pies seleccionados de cada tipo junto a las variables dasométricas principales, agrupadas en control y foco.



Figura 1. Localización de las zonas de estudio, de las parcelas dentro de cada finca, y de la subárea utilizada para la inversión del modelo predictivo en la finca Huerto de los Ídolos.

Tabla 1. Resumen de los pies utilizados para la generación del modelo. C: Parcelas control. F: Parcelas afectadas (focos de podredumbre de raíz). N: Número de pies, H: Altura. DBH: Diámetro a la altura del pecho. Media \pm desviación estándar.

parcela	N control	N Afectados	H (m)	DBH (cm)
Jarillas	C-14		10,36 (2,15)	38,27 (7,12)
	F-12		7,69 (1,95)	29,37 (5,74)
Navahonda	C-14		12,24 (2,37)	42,16 (5,90)
	F-14		10,61 (3,18)	35,51 (9,85)
Huerto de los Ídolos	C-16		8,79 (1,85)	30,31 (5,85)
	F-49		11,12 (2,70)	49,16 (18,69)

Ecofisiología del arbolado

Se llevó a cabo una evaluación fitosanitaria del arbolado siguiendo las recomendaciones de la Red de Seguimiento de Daños en ecosistemas forestales de Andalucía (Red SEDA), y de los niveles de defoliación de Ferreti (1994). Tras la identificación y delimitación de los focos de seca, se evaluaron los parámetros de fotosíntesis, fluorescencia de la clorofila y potencial hídrico de pies afectados y sanos con la ayuda de un IRGA (LiCOR LI6400XT) y una bomba de Scholander (Skye SKPM1400). Se colectó una muestra suficiente y representativa de hoja para la extracción total de pigmentos y su separación y cuantificación mediante cromatografía líquida de alta precisión (HPLC) (Agilent 1200 HPLC, Agilent Technologies Inc., Sta Clara, USA) en columna de fase reversa. Los pigmentos se extrajeron mediante molienda mecánica y suspensión en disolvente orgánico (Acetona) y la cuantificación se realizó con la calibración de las áreas del cromatograma mediante la evaluación cromatográfica de diluciones seriadas de estándares puros de clorofilas a y b, β -caroteno, anteraxantina, violaxantina y zeaxantina (Cienytech S.L., A Coruña, Spain). Las concentraciones de dichos pigmentos se expresaron por superficie de hoja y se calcularon el índice de de-epoxidación [DPS = (V+A)/(V+A+Z)] (Demmig-Adams et al., 1996) y la ratio entre clorofilas a y b.

Tratamiento de las imágenes y obtención de índices de verdor

De forma simultánea a la toma de muestras en campo, se obtuvieron imágenes espectrales mediante un dron Ebee X (Sensefly, Cheseaux-sur-Lausanne, Suiza), equipado con una cámara

multiespectral Micasense RedEdge-MX (MicaSense, Seattle, WA, USA). Las imágenes fueron procesadas mediante el software Pix4D (<https://www.pix4d.com/es>) para la obtención de índices de vegetación (IDAF Consulting S.L., Córdoba, España, Tabla 2). Las imágenes RGB se fusionaron con la capa LIDAR del PNOA (0,5 pulsos m², <https://pnt.ign.es/>) para segmentar las copas utilizando el percentil 80 del modelo de vegetación como referencia.

Tabla 2. índices calculados, extraídos de <https://www.indexdatabase.de/db/asingle.php?id=8>

Índice	Descripción	Fórmula
CCCI	<i>Canopy Chlorophyll Content Index</i>	$((\text{NIR}-\text{rededge})/(\text{NIR}+\text{rededge})) / ((\text{NIR}-\text{Red})/(\text{NIR}+\text{Red}))$
GNDVI	<i>Green Normalized Difference Vegetation Index</i>	$(\text{NIR}-\text{GREEN})/(\text{NIR}+\text{GREEN})$
GOSAVI	<i>Green Optimized Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$((\text{NIR}-\text{G})/(\text{NIR}+\text{G}+\text{Y}))$
GSAVI	<i>Green Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$((\text{NIR}-\text{G})/(\text{NIR}+\text{G}+\text{L})) * (1+\text{L})$
MNLI	<i>Modifies Nonlinear vegetation index</i>	$((1760\text{nm}^2-824\text{nm}) * 1,5 / (1760\text{nm}^2+824\text{nm}+0,5))$
NDRE	<i>Normalized Difference NIR/Red Normalized Difference Red-Edge</i>	$(\text{NIR}-\text{rededge})/(\text{NIR}+\text{rededge})$
NGRDI	<i>Normalized green red difference index, Visible Atmospherically Resistant Indices Green</i>	
NLI	<i>Nonlinear vegetation index</i>	$([780:1400]^2-\text{RED}) / ([780:1400]^2+\text{RED})$
OSAVI	<i>Optimized Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$(1+\text{Y}) * ((800\text{nm}-670\text{nm}) / (800\text{nm}+670\text{nm}+\text{Y}))$
PSRI	<i>Plant Senescence Reflectance Index</i>	$678\text{nm}-500\text{nm} / 750\text{nm}$
RDVI	<i>Renormalized difference vegetation index</i>	$(800\text{nm}-670\text{nm}) / (\sqrt{800\text{nm}+670\text{nm}})$
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$((800\text{nm}-670\text{nm}) / (800\text{nm}+670\text{nm}+\text{L})) * (1+\text{L})$
SRRed_NIR	<i>Simple Ratio Red/NIR Ratio Vegetation-Index</i>	RED/NIR
TCARI	<i>Transformed Chlorophyll Absorbtion Ratio</i>	$3((700\text{nm}-670\text{nm})-0.2(700\text{nm}-550\text{nm}))(700\text{nm}/670\text{nm})$
TCARI_OSAVI	<i>Transformed Chlorophyll Absorbtion Ratio</i>	$(3(700\text{nm}-670\text{nm})-0.2(700\text{nm}-550\text{nm}))(700\text{nm}/670\text{nm}) / ((1+0.16)(800\text{nm}-670\text{nm}/800\text{nm}+670\text{nm}+0.16))$
WDRVI	<i>Wide Dynamic Range Vegetation Index</i>	$(0.1\text{NIR}-\text{RED}) / (0.1\text{NIR}+\text{RED})$

Análisis de modelos relacionales

El análisis de los datos se realizó mediante la división de los datos en tres categorías, datos fisiológicos, pigmentos e Índices espectrales, y se analizaron los tres conjuntos de datos de forma individual. En cada caso, se comprobó la normalidad y la homocedasticidad de las variables estudiadas mediante la prueba de Anderson-Darling y la prueba de Levene ($P > 0.05$). A continuación, se estudió la colinealidad de los datos utilizando una matriz de correlación de Pearson.

Se seleccionaron las variables más influyentes en la variabilidad total de cada categoría de variables a través de un análisis de *Variance Inflation Factors* (VIF). Las variables seleccionadas se incluyeron en un modelo de regresión paso a paso ("stepwise"), y para cada conjunto de datos (fisiología, pigmentos e índices), se seleccionó el mejor modelo en función del *Aikake Information Criterion* (AIC) (Akaike, 1974). Observando el resultado del modelo para cada una de las variables con respecto a los factores defoliación y afección, se estudió la relación de los datos de fisiología y

perfiles de pigmentos con el estado fitosanitario del arbolado. El proceso de generación y análisis de los modelos relacionales se presenta de forma resumida en la Figura 2.



Figura 2. Diagrama de flujo usado en la generación de los modelos relacionales de afección y defoliación. Los cuadrados azules representan inputs (introducción de datos), los círculos azules los procesos y las banderas verdes los productos (intermedios y finales).

Generación del índice e inversión del modelo

A partir de las variables seleccionadas en el estudio de los modelos relacionales, se calculó un índice (variable latente) que definiera el estado fitosanitario del arbolado. Tras la construcción del índice, se llevó a cabo la generación de un segundo modelo que tomara éste como variable dependiente y los índices de verdor seleccionados como variables de entrada, utilizando el 70% de los datos de partida como grupo de entrenamiento y el 30% restante como grupo de validación. Los grupos se construyeron mediante selección aleatoria guiada por un índice normal aleatorio. Se comprobó la distribución de los residuos mediante la prueba de normalidad de Anderson Darling, así como la asimetría, el índice de Kurtosis, la función de enlace y la robustez del modelo mediante validación cruzada.

Por último, se seleccionó un área de encinar puro en la finca Huerto de los Ídolos con presencia de áreas afectadas y no afectadas, para obtener una cartografía tipo del estado del arbolado mediante la inversión del modelo y la representación cartográfica del índice calculado en formato ráster de la superficie segmentada utilizando el archivo vectorial de copas. Finalmente se vectorizó este resultado y se clasificaron las copas en función de los valores previos del índice (Figura 3).

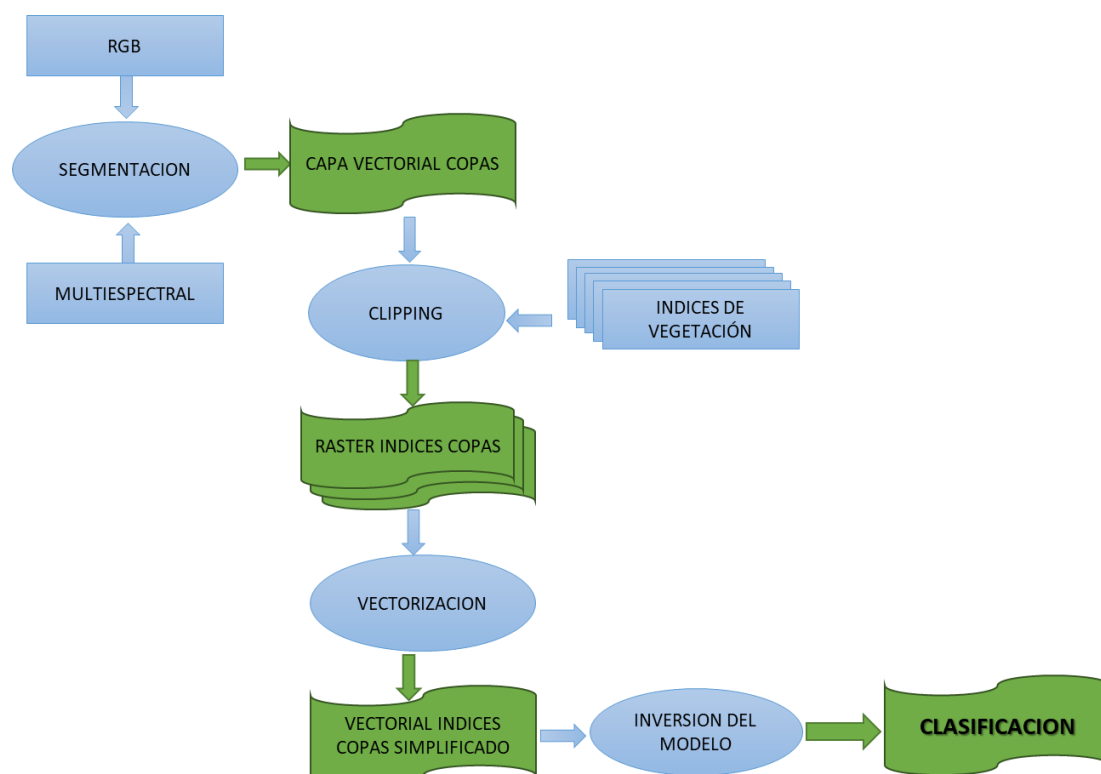


Figura 3. Diagrama de flujo usado en la generación e inversión del modelo de clasificación de defoliación. Los cuadrados azules representan inputs (introducción de datos), los círculos azules los procesos y las banderas verdes los productos (intermedios y finales).

El análisis estadístico y la generación de modelos se hizo mediante el software R v4 (R Core Team, 2014) en el entorno R Studio (RStudio Team, 2015). Para el análisis de normalidad, el filtrado y la selección de las variables y la generación de los modelos se utilizaron las librerías *MVN*, *dplyr*, *MASS*, *lme4*, *Hmisc*, *devtools* y *usdm*. Los gráficos fueron creados usando la librería *ggplot2*. Para testar la idoneidad del modelo y el estudio de los residuos se utilizaron las librerías *nortest*, *gvlma*, *MASS* y *car*. Para la inversión del modelo, la vectorización del índice y su clasificación y las representaciones cartográficas, se utilizó el software QGIS 3.10 (QGIS development Team, 2020, www.qgis.org).

4. Resultados

Estudio del estado fitosanitario del arbolado a través de los modelos relacionales

El análisis de los modelos relacionales mostró que la variable defoliación se correlacionaba de forma significativa con las estimaciones de pigmentos (Tabla 3). En el caso de la defoliación respecto al conjunto de fisiología se observó la influencia de la eficiencia fotosintética del fotosistema II (Qy). Respecto a pigmentos se estableció una relación significativa con el índice de de-epoxidación, la concentración de neoxantina y de zeoxantina, siendo DPS la variable que más importancia tuvo en el modelo presentando, seguida de la neoxantina. Respecto a los índices, TCARI_OSAVI y SAVI fueron los dos índices que eligió el modelo, ambos relacionados significativamente con la variación en defoliación.

Tabla 3. Resultado de los modelos relacionales con defoliación para los conjuntos de datos de, fisiología, variables de pigmentos, y los índices de verdor seleccionados. AIC: Aikake Information Criteria. R²: Coeficiente de determinación del error cuadrático. F_p: Coeficiente de determinación de Fisher y su significación (***= p<0.001; **= p<0.01; *= p<0.05; n/s= p>0.05). t_p: Coeficiente de determinación de Student para cada uno de los argumentos del modelo resultante y su

significación (***= $p < 0.001$; **= $p < 0.01$; *= $p < 0.05$; n/s= $p > 0.05$). En negrita se resalta el modelo final. En cursiva se resalta el último paso descartado.

Conjunto	Modelo	AIC	R ²	Fp	Variable	Estimador	SE	t _p
Fisiología	Def ~ Qy	314	0.032	3915***	T. fijo	2.176	0.082	26,468***
	<i>Def ~ 1</i>	316			Qy	-0.163	0.082	-1,979*
	<i>Def ~ Qy + Ft</i>	318						
Pigmentos	Def ~ DPS + Neo + Zeax + Chl_r	109	0.832	147***	T. fijo	2.176	0.034	63,783***
	<i>Def ~ DPS + Neo + Zeax</i>	110			DPS	0.919	0.078	11,803***
	<i>Def ~ DPS + Neo + Zeax</i>	112			Neo	-0,144	0.039	-3,684***
	<i>Def ~ DPS + Neo</i>							
	<i>Def ~ DPS</i>	126			Zeax	-0,149	0.074	-2,025*
	<i>Def ~ DPS + Neo + Zeax + Chl_r + Viol</i>	111			Chl_r	-0,064	0.038	-1,707.00
	<i>Def ~ TCARI_OSAVI + SAVI</i>	293	0.198	15***	T. fijo	2.176	0.074	
<i>Def ~ TCARI_OSAVI</i>	299			TCARI_OSAVI	0.34652	0.075	4,612***	
<i>Def ~ TCARI_OSAVI + SAVI + NDRE</i>	295			SAVI	-	0.075	-2,739**	
					0,20579			

Construcción del índice de estado fitosanitario

El análisis de las relaciones entre las variables tomadas del arbolado y su estado fitosanitario mostró que la variable que mejor respuesta presentó fue la defoliación. El modelo realizado enfrentando esta variable con todas las variables de los conjuntos fisiología y pigmentos identificó DPS, Neo y QY como las variables más influyentes en el modelo (Tabla 4). La inclusión de Zeaxantina en el modelo mejoró el AIC, pero este término no presentó influencia significativa en la defoliación, por lo que fue eliminado. Este índice, denominado "index1" mostró una elevada correlación con la defoliación ($R^2=0.83$), encontrándose los cuartiles 1 y 3 de la distribución de cada índice claramente separados entre las diferentes clases de defoliación (Figura 4).

Tabla 4. Resultados del modelo generado para la construcción del índice de transición, "Index1". AIC: Aikake Information Criteria. R²: Coeficiente de determinación del error cuadrático. Fp: Coeficiente de determinación de Fisher y su significación. tp: Coeficiente de determinación de Student para cada uno de los argumentos del modelo resultante y su significación (***= p<0.001; **= p<0.01; *= p<0.05; n/s= p>0.05). En negrita se resalta el modelo final. Los estimadores y valores estadísticos de la parte derecha se refieren al modelo elegido (resaltado en negrita)

Modelo	AIC	R ²	Fp	Variable	Estimador	Error estándar	tp
Defol ~ DPS + Neo + Qy	131.6	0.832	195***	T. fijo	0.5851	0.29424	1.989 *
Defol ~ DPS + Neo	134.8			DPS	4.19559	0.19821	21.167 ***
Defol ~ DPS	148.6			Neo	-0.23192	0.05827	-3.980 ***
Defol ~ 1	340.7			Qy	-0.76537	0.33757	-2.267 *

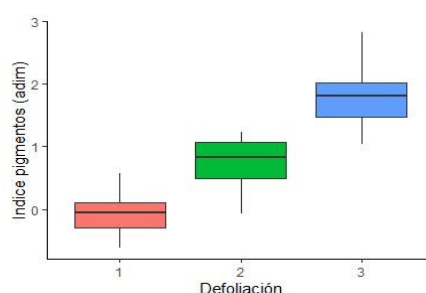


Figura 4. Diagrama de cajas y bigotes de los valores del índice de estado fitosanitario según las clases de defoliación asignadas a cada copa.

El estado de de-epoxidación (DPS) fue la variable que mayor influencia mostró en la distribución de los valores del índice, seguido por la concentración de Neoxantina. La ratio de clorofilas, que aparecía significativamente relacionado con las variables en defoliación, fue sustituido por el índice de eficiencia fotosintética (Qy).

Modelo predictivo

En la Tabla 5 se presentan los estadísticos del modelo resultante entre el índice de estado fitosanitario (Index 1) y los índices de vegetación, construido con el subconjunto de entrenamiento. Nuevamente el índice TCARI-OSAVI presentó una influencia significativa en la variabilidad del "Index 1", mientras que el índice SAVI no apareció, y en su lugar el segundo índice que entró a formar parte del modelo fue el NDRE. En la Figura 5 puede observarse el resultado de la validación cruzada del modelo. El enfrentamiento de los resultados esperados y observados fue diferente para los grupos de entrenamiento y validación, lo que indica cierta influencia de la selección de casos en el resultado del modelo.

Tabla 5. Resultado del entrenamiento del modelo predictivo del índice de transición partiendo de índices de verdor. Los estimadores y valores estadísticos de la parte derecha se refieren al modelo elegido (resaltado en negrita).

Modelo	AIC	R ²	Fp	Variable	Estimador	estándar	t ^p
<i>index1 ~TCARI_OSAVI + NDRE</i>	202.2	0.29	8.74	<i>Termino fijo</i>	8.19E-16	9.28E-02	8.741***
<i>index1 ~TCARI_OSAVI</i>	203.4			<i>TCARI_OSAVI</i>	2.33E-01	1.16E-01	2.003*
<i>index1 ~ 1</i>	214.6			<i>NDRE</i>	-2.05E-01	1.16E-01	-1.762*

Niveles de significación: * = $p < 0.05$; ** = $p < 0.01$; *** = $p < 0.001$; n/s = $p > 0.05$.

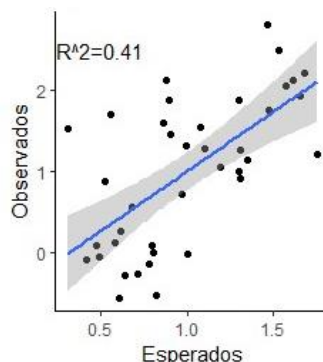


Figura 5. Gráfico de dispersión de los valores observados y los esperados para el conjunto de validación.

No obstante, el estudio de los residuos del modelo ofreció resultados positivos (Tabla 6). El modelo se ajustó a todas las asunciones, y los residuos presentaron una distribución normal.

Tabla 6. Tabla con las pruebas estadísticas para dar validez al modelo y la prueba de Anderson confirmando que los datos del modelo siguen una distribución normal.

Prueba estadística	Estadístico	P-value	Resultado
<i>Estadístico global</i>	2.76	0.598	Aceptable
<i>Asimetría</i>	1.377	0.24	Aceptable
<i>Kurtosis</i>	0.128	0.719	Aceptable
<i>Función de enlace</i>	0.19	0.662	Aceptable
<i>Heteroscedasticidad</i>	1.064	0.302	Aceptable
<i>Normalidad (A-D test)</i>	0.458	0.2501	Aceptable

Inversión del modelo y clasificación de copas

Tras la transformación de las capas ráster de TCARI-OSAVI y NDRE, se procedió a calcular el Index 1 a partir del modelo obtenido anteriormente para la capa de copas segmentadas del área seleccionada (Figura 6).

La distribución espacial de las copas más dañadas (resultado ráster) presentó un cierto patrón espacial hacia el oeste y hacia el sur, coincidiendo con las observaciones de campo (donde se situaban las parcelas afectadas por seca), mientras que la esquina nororiental presentó los valores de Index1 menores, coincidiendo con la zona elegida como Control en nuestro trabajo.

Este resultado coincidió con la clasificación de copas según el factor de defoliación al invertir los valores medios del índice para cada copa (Figura 7). Las encinas más defoliadas fueron las que estaban alrededor de la parcela occidental, así como algunas de las situadas en las parcelas afectadas del sur. Los pies con menores valores de defoliación se distribuyeron de forma más

aleatoria, aunque se pudo observar un agrupamiento de estos en la parte nororiental, situada en las proximidades de la parcela control.

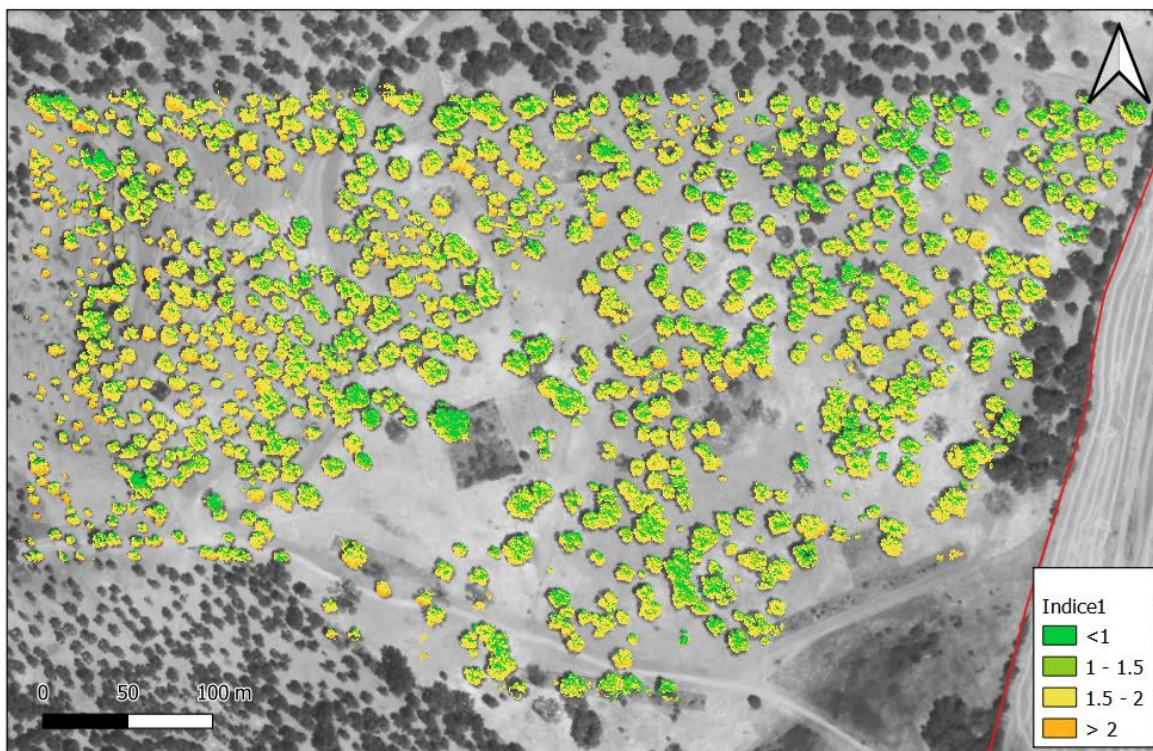


Figura 6. Proyección ráster del Index1 sobre la capa vectorial de copas en el área seleccionada.

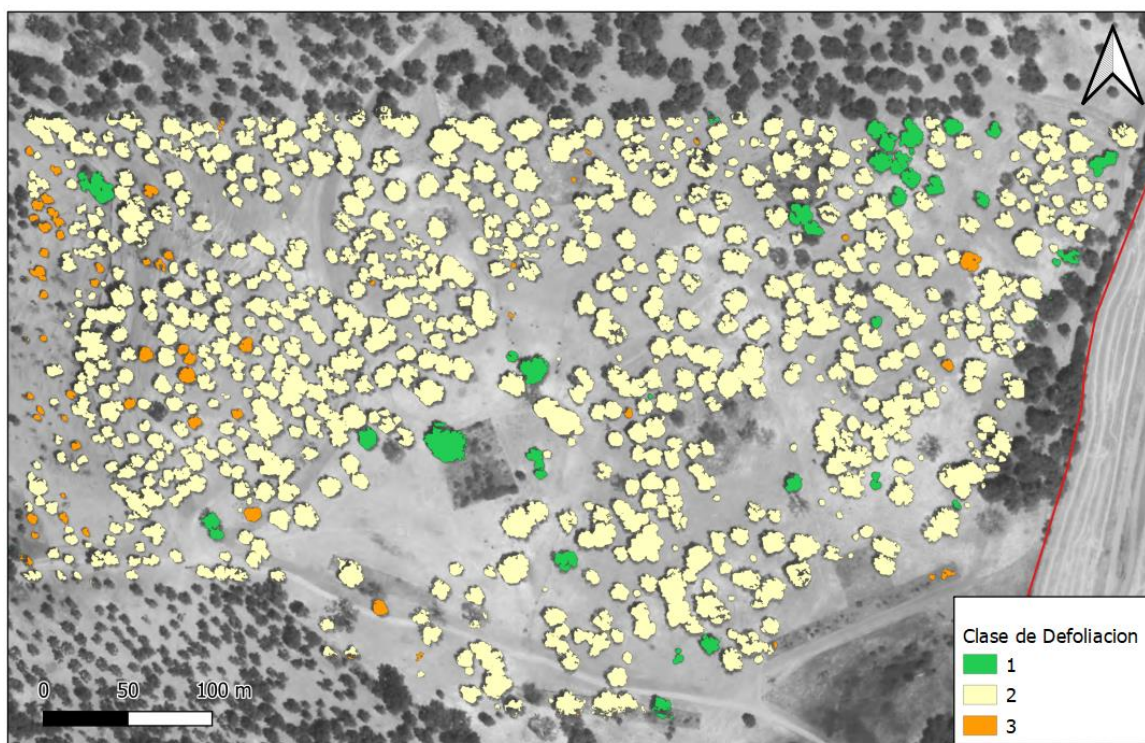


Figura 7. Clasificación de las copas en grados de defoliación a partir de los valores medios del Index1 para el área de la copa.

5. Discusión

En este trabajo se ha desarrollado un modelo de defoliación para encinas afectadas por *Phytophthora cinnamomi* a partir de tres subconjuntos de variables de estado del arbolado: fisiología, pigmentos e índices de vegetación, y posteriormente se han integrado en un modelo predictivo final. Se ha observado que el pigmento Neoxantina y el índice de de-epoxidación pueden tener una gran importancia en el proceso de diagnóstico temprano de podredumbre de, asociados a la defoliación producida por dicho fenómeno.

Relación del estado fitosanitario y las variables estudiadas

Los modelos evaluados presentaron un peor ajuste con las variables fisiológicas del árbol comparado con la defoliación, sobre todo en el caso de los pigmentos, donde el modelo de defoliación presentó un coeficiente de determinación muy elevado ($R^2 = 0.83$). El uso de defoliación como síntoma de podredumbre de raíz es controvertido, debido a las múltiples causas que pueden dar lugar a la defoliación del arbolado (Navarro-Cerrillo et al., 2019; Ruiz-Gómez et al., 2019). Sin embargo, en nuestro caso de estudio las parcelas se eligieron en función de la presencia de *P. cinnamomi* en el suelo, por lo que podríamos asumir que el principal factor causante de la defoliación fue éste, haciendo mucho más consistente el uso del factor de defoliación como síntoma.

El índice de de-epoxidación (DPS) y las concentraciones de neoxantina y zeoxantina están relacionados con el proceso estomático y el estrés fotolumínico. La neoxantina, junto con la violaxantina, están asociados al proceso de producción de ácido abscísico, responsable del cierre de los estomas, así como a estreses bióticos y abióticos. La zeaxantina presenta mayor concentración cuando las plantas se someten a un exceso de radiación solar, debido a su papel en el ciclo VAZ, pudiendo estar asociado también al estrés hídrico. El DPS puede estar relacionado también con el exceso de radiación solar (Molina-Montenegro & Cavieres, 2010). Su relación con la defoliación se puede deber al efecto metabólico que tiene la presencia de *P. cinnamomi* en las raíces, así como en general, a la mayor incidencia de la luz en las partes bajas y medias de la copa debido a un mayor grado de defoliación.

El índice TCARI-OSAVI está relacionado con la reflectancia en regiones del infrarrojo próximo, rojo y verde. Este índice se asocia a la concentración clorofílica y el nitrógeno presente en la hoja, ambos factores muy relacionados con un cambio en la actividad metabólica de la planta (Ruiz Gómez et al., 2018). Respecto a SAVI, es un índice destinado a corregir la influencia ejercida por el suelo durante los estudios de vegetación a través de bandas del espectro electromagnético usado en vegetación dispersa. El índice NDRE está formado por varias bandas, el espectro del infrarrojo cercano (NIR) y una banda con un estrecho rango espectral entre el rojo visible y el NIR. Es especialmente útil para detectar áreas pequeñas con diferentes texturas (Jorge et al., 2019). Los tres índices espectrales que mejor se relacionaron con la defoliación y con el índice de pigmentos, incorporan bandas en el infrarrojo y del *red edge* en su cálculo. Esta influencia del espectro infrarrojo en la asociación entre defoliación e índices espectrales podría estar relacionada con el mismo proceso por el que el aumento de temperatura se ha asociado al incremento del DPS. Aunque es necesario confirmar esta hipótesis con otros estudios, y se debe considerar la utilización de modelos de transferencia radiativa para incluir el efecto de la estructura de la copa en el modelo, este resultado nos podría indicar que estos índices espectrales, no sólo se relacionan con procesos físicos (defoliación y, por tanto, transmitancia), sino que podría estar relacionado con procesos metabólicos, y, por tanto, previsuales.

Capacidad predictiva del modelo generado

Uno de los principales problemas del modelo final generado fue la divergencia del ajuste entre el grupo de entrenamiento y el de validación. Esto indica claramente la influencia de la

selección de casos en la variable. Aunque se considera que el número de muestras era suficientemente alto ($n=119$), la selección aleatoria de los mismos provocó que en el grupo de validación quedaran recogidos los pies con mayores grados de defoliación, mientras que en el de entrenamiento no quedó ningún pie clasificado como Clase 3. Esto se debe al reducido número de pies con alto grado de defoliación, lo que provoca pérdidas de información de la variabilidad muestral en la construcción del modelo. Para solucionar este problema se debería aumentar el tamaño muestral, buscando parcelas particularmente afectadas por grados de defoliación elevados, y así equilibrar más el modelo. Aun así, los resultados de la inversión del modelo y de la clasificación de copas fueron bastantes consistentes con la realidad del campo en el área de estudio seleccionada, lo que nos indica que, aunque se debe mejorar la precisión del modelo, los resultados parecen estar relacionados con el daño producido en el arbolado, o lo que es lo mismo, que el TCARI-OSAVI y el NDRE podrían ser buenos predictores de daño previsual en encinares afectados por podredumbre de raíz.

El modelo obtenido y la clasificación de daños derivada podría ayudar a la gestión de grandes masas forestales discriminando los niveles de defoliación. Los índices fisiológicos que se utilizan actualmente presentan muchos problemas debido a la variabilidad de las fuentes que pueden incidir en ellos. En cambio, el uso de índices espectrales y su asociación con los perfiles de pigmentos podrían ayudar a la detección de estos fenómenos por las modificaciones espectrales que sufre el árbol y que pueden ser recogidos por sensores remotos. El avance de las nuevas tecnologías está llevando a la teledetección a unos niveles de precisión nunca vistos por lo que la generación de modelos y su fiabilidad crecerá con el aumento de precisión de estos.

6. Conclusiones

Unos de los problemas a los que se enfrenta la gestión de la sanidad forestal es modelizar la defoliación y los daños en arbolado causados por agentes bióticos y abióticos a gran escala. Para ello, una de las herramientas que mayor impulso está teniendo los últimos años es la teledetección, que permite cuantificar variables en masas forestales con gran exactitud, sin embargo, presenta limitaciones para discriminar la presencia de daños foliares y la defoliación. Este trabajo muestra que las variables fisiológicas no son suficientes para la generación de modelos de estado fitosanitario en encinar adhesionado afectado por podredumbre radical. Por otro lado, el buen ajuste de los modelos de defoliación nos indica que, a pesar de este parámetro es cuestionado como síntoma de podredumbre de raíz en otros trabajos, puede usarse como indicador de nivel de afección si se acota correctamente la causa principal de dicho proceso. A pesar de que la precisión del modelo no fue todo lo buena que se podría desear, la cartografía generada se ajustó a la realidad del terreno en líneas generales, lo que indica que índices no usados hasta la actualidad en este tipo de trabajos, como TCARI-OSAVI o NDRE podrían aportar información relacionada con la detección remota previsual de daños en encinar adhesionado afectado por podredumbre de raíz. No obstante, se debe seguir mejorando el modelo, para lo cual un primer paso sería establecer un diseño experimental más equilibrado, sobre todo en lo que se refiere a la clase de daños más graves (Clase 3).

7. Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo del Campus de Excelencia en Agroalimentación (CeIA3) y la Universidad de Córdoba. Así mismo, agradecen el soporte del Grupo de Investigación ERSAF (RNM360) y de la Empresa IDAF Consulting, por facilitar los datos necesarios para la realización del proyecto DEHESAT.

8. Bibliografía

Akaike, H., 1974. A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control* 19, 716–723.

Blackburn, G.A., 2007. Hyperspectral remote sensing of plant pigments. *J Exp Bot* 58, 855–867.

Carrasco Gotarredona, Á., 2009. Procesos de decaimiento forestal (la Seca) situación del conocimiento. Consejería de Medio Ambiente, Sevilla

Demmig-Adams, B., Gilmore, A.M., lii, W.W.A., 1996. In vivo functions of carotenoids in higher plants. *The FASEB journal* 10, 403–412.

Ferretti, M., 1994. Especies forestales mediterráneas. Guía para la evaluación de las copas. Publicaciones de la Comisión de las Comunidades Europeas. Comisión Económica de las Naciones Unidas para Europa. Bruselas, Ginebra

Hernández-Clemente, R., Navarro-Cerrillo, R. M., & Zarco-Tejada, P. J. (2012). Carotenoid content estimation in a heterogeneous conifer forest using narrow-band indices and PROSPECT+ DART simulations. *Remote Sensing of Environment*, 127, 298-315.

Hernández-Clemente, R., Hornero, A., Mottus, M., Peñuelas, J., González-Dugo, V., Jiménez, J. C., ... & Zarco-Tejada, P. J. (2019). Early diagnosis of vegetation health from high-resolution hyperspectral and thermal imagery: Lessons learned from empirical relationships and radiative transfer modelling. *Current forestry reports*, 5(3), 169-183.

Jorge, J., Vallbé, M., Soler, J.A., 2019. Detection of irrigation inhomogeneities in an olive grove using the NDRE vegetation index obtained from UAV images. *European Journal of Remote Sensing* 52, 169–177.

Martinez-Vilalta, J., Auadé, D., Banqué, M., Barba, J., Yuste, J. C., Galiano, L., ... & Vilà-Cabrera, A. (2012). Las poblaciones ibéricas de pino albar ante el cambio climático: con la muerte en los talones. *Ecosistemas*, 21(3), 15-21.

Molina-Montenegro, M.A., Cavieres, L.A., 2010. Variación altitudinal de los atributos morfo-fisiológicos en dos especies de plantas alto-andinas y sus implicancias contra la fotoinhibición. *Gayana. Botánica* 67, 1–11.

Moro, R. (1995). Guía de los árboles de España.

Navarro-Cerrillo, R.M., Fernández Rebollo, P., Trapero, A., Caetano, P., Romero, M.A., Sánchez, M.E., Fernández Cancio, A., Sánchez, I., López Pantoja, G., 2004. Los procesos de decaimiento de encinas y alcornoques. Dirección General de Gestión del Medio Natural. Consjería de Medio Ambiente. Junta de Andalucía., Sevilla

Navarro-Cerrillo, R.M., Trujillo, J., de la Orden, M.S., Hernández-Clemente, R., 2014. Hyperspectral and multispectral satellite sensors for mapping chlorophyll content in a Mediterranean *Pinus sylvestris* L. plantation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26, 88–96.

Navarro-Cerrillo, R.M., Varo-Martínez, M.Á., Acosta, C., Palacios Rodríguez, G., Sánchez-Cuesta, R., Ruiz Gómez, F.J., 2019. Integration of WorldView-2 and airborne laser scanning data to classify defoliation levels in *Quercus ilex* L. Dehesas affected by root rot mortality: Management implications. *Forest Ecology and Management* 451, 117564.

SÁNCHEZ-CUESTA, R. ; RUIZ-GÓMEZ, F.J.: ; DUQUE-LAZO, J.: ; GONZÁLEZ-MORENO, P.: ; NAVARRO-CERRILLO, R.M.: "The environmental drivers influencing spatio-temporal dynamics of oak defoliation and mortality in dehesas of Southern Spain", [en línea] *Forest Ecology and Management*, ISSN-0378-1127, DOI-10.1016/j.foreco.2021.118946, 485: 118946, 1 de abril de 2021.

Stone, C., & Mohammed, C. (2017). Application of remote sensing technologies for assessing planted forests damaged by insect pests and fungal pathogens: a review. *Current Forestry Reports*, 3(2), 75-92.

R Core Team, 2014. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.

RStudio Team, 2015. R Studio: Integrated Development for R. RStudio, Inc, Boston, MA.

Ruiz Gómez, F., Pérez-de-Luque, A., Sánchez-Cuesta, R., Quero, J., Navarro Cerrillo, R., 2018. Differences in the response to acute drought and *Phytophthora cinnamomi* Rands Infection in *Quercus ilex* L. seedlings. *Forests* 9, 634.

Ruiz-Gómez, F.J., Pérez-de-Luque, A., Navarro-Cerrillo, R.M., 2019. The Involvement of *Phytophthora* Root Rot and Drought Stress in Holm Oak Decline: from Ecophysiology to Microbiome Influence. *Curr Forestry Rep* 5, 251–266.