



Universidad de Oviedo

UNIVERSIDAD DE OVIEDO

CENTRO INTERNACIONAL DE POSTGRADO

MÁSTER EN TELEDETECCIÓN Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**Estimación de parámetros biométricos en
parcelas de Pinus radiata y P. pinaster a través
de índices de vegetación**

AUTOR: Norma Alas Gutiérrez

TUTORES: Dr. Pedro Álvarez Álvarez y Dra. María del Carmen
Recondo González

Julio, 2016



Universidad de
Oviedo

Mieres, 13 de Julio de 2016

D. Pedro Álvarez Álvarez y Dña. María del Carmen Recondo González, profesores del máster en Teledetección y SIG y tutores del trabajo fin de máster *Estimación de parámetros biométricos en parcelas de Pinus radiata y P. pinaster a través de índices de vegetación*, presentado por Dña. Norma Alas Gutiérrez dan el visto bueno para su presentación y defensa.

Una firma manuscrita en color rojo que parece ser una combinación de las letras 'A' y 'R' entrelazadas.

Fdo.: Pedro Álvarez Álvarez

Fdo.: Carmen Recondo González

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quería dar las gracias a mis tutores el Dr. Pedro Álvarez y la Dra. Carmen Recondo por aceptarme bajo su tutela y resolver siempre mis dudas cuando fue necesario. Agradecer también a D. Juan José Peón su ayuda.

A los compañer@s sufridores del master por compartir dudas y reflexiones que muchas veces te ayudan a salir de los atolladeros en los que estas atrapado.

A mis amigos por apoyarme siempre en lo que decido hacer y darme ánimos cuando lo veo todo un poco negro.

A mi familia, sin ella yo no estaría haciendo esto que me gusta tanto ahora.

RESUMEN

El 55% de la superficie geográfica española se encuentra poblada por bosques, con 27,7 millones de hectáreas es el segundo país de la Unión Europea con mayor superficie forestal. Los beneficios naturales que presentan las masas forestales son ampliamente conocidos, pero, también es muy importante el papel económico que juega ya que, son proveedores de madera y otros productos forestales que ayudan a la diversificación de la economía en la zona rural.

Muchas masas forestales se encuentran en zonas de difícil acceso, la cuantificación de parámetros forestales en estas zonas es una de las tareas más arduas y costosas por ello, la alianza entre las técnicas de Teledetección y la estimación de parámetros biofísicos de la vegetación puede llegar a ser muy efectiva en este tipo de áreas. Para que el proceso se eficaz es necesario conocer el comportamiento que sigue la relación entre los distintos parámetros forestales y los datos espectrales obtenidos mediante Teledetección.

Mediante el presente TFM se muestran las relaciones existentes entre una serie de parámetros forestales y su respuesta a los distintos valores espectrales del sensor Landsat Thematic Mapper (TM) mediante correlaciones de Pearson, regresiones lineales múltiples y árboles de clasificación y regresión. Se han examinado las distintas bandas espectrales y 11 índices de vegetación junto con los datos procedentes de un inventario forestal sobre masas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* en el Principado de Asturias obteniéndose modelos fiables, con una buena capacidad predictiva.

ABSTRACT

55 % of the Spanish geographical surface is populated by forests, with 27,7 million hectares it is the second country of the European Union with major forest surface. The natural benefits that present the woodlands are widely known, but also, there is very important the economic role that plays because they are suppliers of wood and other forest products that help to the diversification of the economy in the rural zone.

Many woodlands are growing in isolated zones and to do the quantification of forest parameters at that places is one of the most arduous and costly tasks. The alliance between remote sensing technics and the estimation of vegetation biophysicists parameters can be very effective at this kind of areas. In order of that, it is important and necessary to know the relation between the different forest parameters and the spectral information obtained by means of remote sensing follows.

In this TFM shows the relations between a series of forest parameters and his response to the different spectral values of the sensor Landsat Thematic Mapper (TM) by means of Pearson's correlations, linear multiple regressions and classification and regression trees. Data of different spectral bands and 11 vegetation indexes with the information proceeding from a forest inventory of *Pinus radiata* and *P. pinaster* in The Principality of Asturias have being exanimated. We have obtained trustworthy models with a good predictive capacity.

ÍNDICE

RESUMEN	3
ABSTRACT	4
1. INTRODUCCIÓN	7
2. OBJETIVOS	8
3. MATERIALES Y MÉTODOS	9
3.2. Imágenes Landsat	9
3.3. Parcelas de estudio	10
3.3.1. Características generales de <i>Pinus radiata</i> y <i>P. pinaster</i>	10
3.2.2. Inventario forestal	13
3.2.3. Caracterización edáfica	14
3.2.4. Localización geográfica	15
3.3. Índices de vegetación	18
3.3.1. Fundamento teórico	18
3.3.2. Obtención de la reflectividad espectral	19
3.3.3. Cálculo de los índices de vegetación seleccionados	22
3.4. Análisis estadístico	23
3.4.1. Ajuste de modelos paramétricos	23
3.4.2. Ajuste de modelos no paramétricos: CART.....	24
3.4.3. Evaluación de la idoneidad del modelo	25
4. RESULTADOS	27
4.1. Correlaciones de Pearson	27
4.1.1. <i>Pinus radiata</i>	27
4.1.3. <i>Pinus pinaster</i>	28
4.2. Regresión Lineal Múltiple	29
4.2.1. <i>Pinus radiata</i>	29
4.2.2. <i>Pinus pinaster</i>	30
4.3. Evaluación de la idoneidad del modelo	30
4.3.1. <i>Pinus radiata</i>	31
4.3.2. <i>Pinus pinaster</i>	32
4.4. Árbol de clasificación y regresión	34
4.4.1. <i>Pinus radiata</i>	34

4.4.2. Pinus pinaster	37
4.5. Comparación entre los modelos operativos.....	44
5. DISCUSIÓN	46
6. CONCLUSIONES	47
7. BIBLIOGRAFÍA.....	48
8. ANEXOS.....	53
8.1. Anexo I: Script “Rois to Csv”	53
8.2. Anexo II: Correlaciones de Pearson	55
8.3. Anexo III: Regresión lineal múltiple	58
8.4. Anexo IV: Gráficos de análisis de la varianza	60
8.4.1. Pinus radiata	60
8.4.2. Pinus pinaster	62

1. INTRODUCCIÓN

Es necesario el conocimiento del medio ambiente que nos rodea especialmente ahora que se encuentra en un constante periodo de agresión por parte del ser humano, que no es, o en algunos casos sí, consciente del sufrimiento al cual lo tiene sometido. El desarrollo de técnicas como la Teledetección desempeñan un papel primordial en el campo de la protección ambiental.

El término Teledetección, que proviene del anglosajón *remote sensing* o percepción remota, tiene un amplio registro de definiciones y ninguna de ellas es universalmente aplicada. Según Sobrino *et al.* (2000) sería “*la adquisición de información sobre un objeto a distancia, esto es, sin que exista contacto material entre el objeto o el sistema observado y el observador*”. La adquisición de la información se realizará por sensores que se encuentran instalados sobre plataformas satelitales o aeroportadas, por lo tanto, asumimos que existe un flujo de energía entre el objeto o sistema observado y el observador (Chuvieco, 1996).

La Teledetección presenta una serie de ventajas sobre otros medios de observación, que hace que cuente con numerosas aplicaciones. Ciñéndonos a la Teledetección espacial, entre sus principales ventajas podemos destacar las siguientes (Sobrino *et al.*, 2000; Chuvieco, 1996):

- Cobertura global, sinóptica y periódica de la superficie terrestre: obtenemos información repetitiva sobre la superficie terrestre incluyendo aquellas zonas remotas o de muy difícil acceso, océanos y regiones cubiertas de hielo. Los satélites proporcionan una visión, en algunos casos, de amplias zonas de la Tierra por lo que permite la observación de elementos que no sería posible en una escala más detallada.
- Frecuencia temporal y actualización de los datos: la disponibilidad de series de imágenes temporales permite la realización de diversos estudios (cambios en la dinámica del paisaje, estudios estadísticos, etc.).
- Homogeneidad de los datos: los datos tomados por el mismo sensor tienden a ser consistentes.
- Formato digital: las imágenes llegan al usuario en formato digital lo que facilita su visualización y/o uso.

Ligada en un principio a la tecnología militar, el origen de la Teledetección espacial puede establecerse en los años 60 del pasado siglo XX cuando la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) comienza a poner en marcha distintas misiones con el objetivo de obtener datos meteorológicos. En 1972 pone en órbita el primer satélite destinado a la observación de los datos terrestres, el ERTS-1 (*Earth Resources Technology Satellite*) posteriormente renombrado Landsat. El proyecto Landsat está compuesto por una serie de satélites mediante los cuales se han obtenido imágenes de la superficie terrestre, desde 1972 hasta la actualidad, que han sido muy útiles en el desarrollo del conocimiento de la estructura y dinámica de la Tierra.

Debido principalmente a las ventajas especificadas en los párrafos anteriores, la Teledetección es aplicada en diversos ámbitos ya que nos proporciona información fiable sobre la distribución de las especies vegetales en el espacio y tiempo, y nos garantiza una cobertura total en un corto periodo de tiempo (Feilhauer y Schmidltein, 2009; Rocchini y Neteler, 2012). Los sistemas forestales son muy propicios para la aplicación de estas tecnologías, especialmente en los procesos relacionados con la evaluación, seguimiento y aplicaciones de selvicultura de precisión, clasificación y cartografía de usos de suelo y vegetación, sanidad forestal, inventario forestal o estudio de incendios forestales (Gonzalez-Alonso, 1997; Romero, 2006; Garcia-Ferrer, 2013) La alianza entre las técnicas de Teledetección y los parámetros biofísicos de la vegetación

pueden ser muy útiles en estudios de diagnóstico y monitorización en los bosques Atlánticos (Freitas *et al.*, 2004).

En zonas de muy difícil acceso el uso de sensores remotos es una forma rápida y barata de obtener información que proporciona una fuente alternativa de datos de extrapolación y estimación de variables forestales (Franklin *et al.*, 2003; Poulain *et al.*, 2010). En numerosos estudios (Donoghue *et al.*, 2004; Hall *et al.*, 2006, Poulain *et al.*, 2010; Luther *et al.*, 2006, Ji *et al.*, 2012, Zhang *et al.*, 2014) se han obtenido resultados altamente satisfactorios en la combinación de los datos obtenidos a través de Teledetección y parámetros dasométricos.

2. OBJETIVOS

A la vista de lo expuesto en el epígrafe anterior, **se establecen como principales objetivos** del presente trabajo fin de máster (TFM):

1. *La determinación de la relación existente entre las variables dasométricas obtenidas tras la realización del inventario forestal en parcelas en el Principado de Asturias de Pinus pinaster y Pinus radiata y los datos espectrales obtenidos de imágenes Landsat, y*
2. *El estudio de la predicción de los modelos de relación existentes entre variables dasométricas-datos espectrales para su aplicación operativa.*

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Imágenes Landsat

El grupo de imágenes Landsat con las que se ha trabajado en el desarrollo del presente estudio (Tabla 1) forman parte de los archivos propiedad del *Instituto de Recursos Naturales y Ordenación del Territorio* (INDURROT) de la Universidad de Oviedo y/o de Carmen Recondo, co-directora de este TFM, que las ha cedido para tal fin. Las imágenes fueron obtenidas gratuitamente, o bien de los servidores del Plan Nacional de Teledetección (PNT) (<http://www.ign.es/PNT>) español, o del *Global Visualization Viewer* (GLOVIS) (<http://glovis.usgs.gov>) del USGS (*United States Geological Survey* o, en español, Servicio Geológico de los Estados Unidos). Estas imágenes ya se encontraban georreferenciadas/ortorectificadas en el momento de su adquisición. El tamaño original del píxel o resolución espacial de las bandas ópticas de las imágenes Landsat es de 30 metros (m), pero en el caso de las imágenes del PNT de la ESA éstas fueron remuestreadas a 25 m.

Previamente a cualquier estudio de Teledetección, las imágenes deben ser corregidas geométrica (si necesario) y radiométricamente de forma adecuada. Por ello, las imágenes anteriores fueron corregidas en el marco de diferentes proyectos, en los que se detalla la metodología seguida para su corrección (Recondo *et al.*, 2002, 2003, 2007; Viñuela, 2015). En resumen, las correcciones realizadas sobre las seis bandas ópticas (en este trabajo no usaremos la banda térmica) de cada una de las imágenes fueron: corrección atmosférica, ortorrectificación y corrección topográfica por el modelo de Minnaert. Para la ortorrectificación y corrección topográfica se usó un Modelo Digital de Elevaciones (MDE) raster de la misma resolución espacial que las imágenes (30 m para las originales y las del GLOVIS y 25 m para las del PNT). Como resultado de este proceso se obtuvieron las bandas ópticas corregidas en valores de Nivel Digital (ND) o *Digital Number* (DN).

El ND es un valor codificado, diferente para cada sensor y/o fecha, por lo que para trabajar con una serie temporal y/o con diferentes sensores lo adecuado es convertir este valor a su correspondiente valor físico, que para las bandas ópticas es la reflectividad o reflectancia espectral (ρ_λ). La reflectividad total (ρ) o albedo se define como la proporción de radiación incidente total (en este caso de la luz solar) que es reflejada por una superficie hacia el sensor (Recondo, 2016). Cuando se integra esta radiación sólo en los límites de una banda en concreto usamos el calificativo de reflectividad espectral (ρ_λ) y será distinta para cada banda. En ambos casos son parámetros adimensionales, que pueden expresarse en tanto por uno o en tanto por ciento (%). Todas las bandas ópticas de las imágenes anteriores han sido convertidas a reflectividad espectral (ρ_λ) en un proyecto fin de grado reciente (Viñuela, 2015). En este trabajo hemos partido ya de estas imágenes corregidas y convertidas a ρ_λ .

Tabla 1: Relación de imágenes usadas en este trabajo. En la tabla se indica el código de la imagen (“imagen”), la fecha de la toma, el satélite y sensor que la captó, el tamaño del píxel o resolución espacial en metros, el ángulo acimutal (θ) y vertical (V) del Sol medidos en grados sexagesimales y si están o no realizadas las correcciones geométricas y radiométricas (“correcciones”) y se ha realizado la conversión del ND de cada banda óptica a reflectividad espectral (ρ_λ). TM=*Thematic Mapper*, ETM+=*Enhanced Thematic Mapper*

Imagen	Fecha	Satélite	Sensor	Tamaño píxel (m)	θ_{sol} (°)	V _{sol} (°)	Correcciones/ Conversión ρ_λ
2010_06_21	21 junio 2010	Landsat 5	TM	30	130,40	26,79	Si
2011_06_24	24 junio 2011	Landsat 5	TM	30	129,65	27,08	Si

Al indicar las características de un sensor deben especificarse sus cuatro resoluciones:

- *la resolución espacial* o tamaño del píxel, que para el caso del TM es de 30 m en el óptico y de 120 m en el térmico o TIR (*Thermal Infrared*) ;
- *la resolución espectral* o número de bandas, para el TM es de 7 en total, 6 en el óptico;
- *la resolución radiométrica* o codificación de la radiancia espectral que realiza, es de 255 ND/píxel (un píxel tiene un ND entre 0 y 255);
- *la resolución espacial* o periodo de repetitividad del satélite, es de 16 días.

En este estudio interesa la resolución espacial y la espectral (Tabla 2) y solo se usarán las 6 bandas multispectrales ópticas. Como se puede apreciar en la Tabla 2, las 6 bandas que se van a utilizar son 3 bandas en el visible o VIS (*Visible*, de 0,4 a 0,7 micras - μm -) que corresponden a la banda(B) 1 (azul), B2 (verde) y B3 (rojo), 1 banda en el Infrarrojo cercano o NIR (*Near Infrared -IR-*, de 0,7 a 1,3 μm) es decir la B4, y 2 bandas en el Infrarrojo medio de onda corta o SWIR (*Short Wavelength IR*, de 1,3 a 2,5 μm), que son la B5 y B7. Estas bandas fueron especialmente diseñadas para el estudio de la vegetación (ver 3.3. Índices de vegetación).

Tabla 2: Características de las bandas de los sensores TM y ETM+.

Satélite	Sensor	Resolución espectral			Resolución espacial (m)
		Banda	Región espectro	Intervalo (μm)	
Landsat 5	TM	1	Azul (B)	0,45-0,52	30
		2	Verde (G)	0,52-0,60	30
		3	Rojo (R)	0,63-0,69	30
		4	IR próximo (NIR)	0,76-0,9	30
		5	IR Medio de onda corta (SWIR)	1,55-1,75	30
		6	IR Térmico (TIR)	10,4-12,5	120
		7	IR Medio de onda corta (SWIR)	2,08-2,35	30

IR: infrarrojo

3.2. Parcelas de estudio

3.2.1. Características generales de *Pinus radiata* y *P. pinaster*

- Descripción y características de *P. radiata*

Pinus radiata D. Don pertenece a la familia *Pinaceae*, que comprende 11 géneros y unas 250 especies. Se engloba dentro del orden *Pinales*, clase *Pinopsida*. Este árbol es originario de la costa del Pacífico de Norteamérica, de ahí que su nombre vulgar se “pino de Monterrey”, en referencia a la comarca de Monterrey (Estados Unidos). También es conocido como “pino insigne”, principalmente en la zona de la Cornisa Cantábrica, donde se encuentran las mayores plantaciones de esta especie en la Península Ibérica (Fernández Manso y Sarmiento-Maillo, 2004)

El pino de Monterey crece mejor en zonas de precipitaciones abundantes (superiores a los 900 milímetros/año), repartidas a lo largo del año, sin sequía estival pronunciada y en zonas templadas. Prefiere suelos bien drenados, de textura franco-arenosa y algo ácidos,

preferentemente sobre laderas o fondos de valle (Lario Leza, 2014). En el Principado de Asturias encontramos que, atendiendo a sus requerimientos ecológicos, no existe limitación para el crecimiento de esta especie, cuya distribución se observa en la Figura 1.

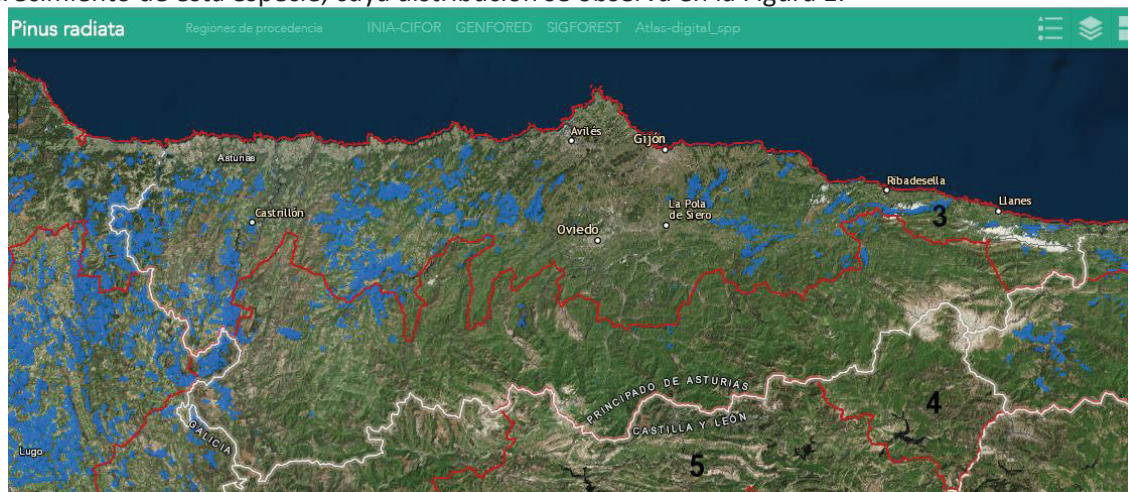


Figura 1: Distribución del pino de Monterrey en Asturias (Fuente: <http://eysa-cisa-inia.maps.arcgis.com/apps/webappviewer/index.html?id=01ca154793e3411c990252b37aa85eb2>)

Se comporta como una especie de media luz, lo que significa que las plántulas se desarrollan bien a la sombra, pero en estado de latizal alto y fustal no tolera la cubierta. En edades iniciales y en masa cerradas, presenta un porte cónico, con alturas que pueden alcanzar los 20- 30 m. Una de sus características es que presentan acículas agrupadas de 3 en 3, diferenciándose de otros pinos que solo presentan 2 (Figura 2)



Figura 2: Porte juvenil, adulto y acículas de pino de Monterrey (Fuente: Hevia, 2012)

Es una especie que presenta gran interés para la industria por la calidad de su madera que, dependiendo de su calidad, van desde la fabricación de muebles a la madera para la construcción (elementos estructurales, vigas, estacas, etc.) pasando por su uso en la industria de fabricación de tableros y pasta de papel.

- Descripción y características de *P. pinaster*

Pinus pinaster Aiton se encuentra caracterizado taxonómicamente en el mismo lugar que el anterior. Es una especie de distribución mediterránea que se encuentra presente de forma natural en gran parte de la Península Ibérica. Se conoce vulgarmente con “pino del país”, “pino marítimo”, “pino bravo”, “pino negral”, “pino rodeno” o “pino resinero”, éste último muy

utilizado en la zona central de la Península Ibérica debido a su utilización como productor de resina.

Esta especie se desarrolla bien sobre suelos muy someros, arenosos y poco fértiles, en donde otras especies no serían una alternativa. Se desarrolla bien sobre terrenos sueltos, sílices, pizarrosos o graníticos, de espesor superior a los 15 centímetros (cm) y libres de encharcamiento. Resiste bien la sequía estival y el frío (Lafuente *et al.*, 2014). Su distribución en Asturias se encuentra reflejada en la Figura 3.

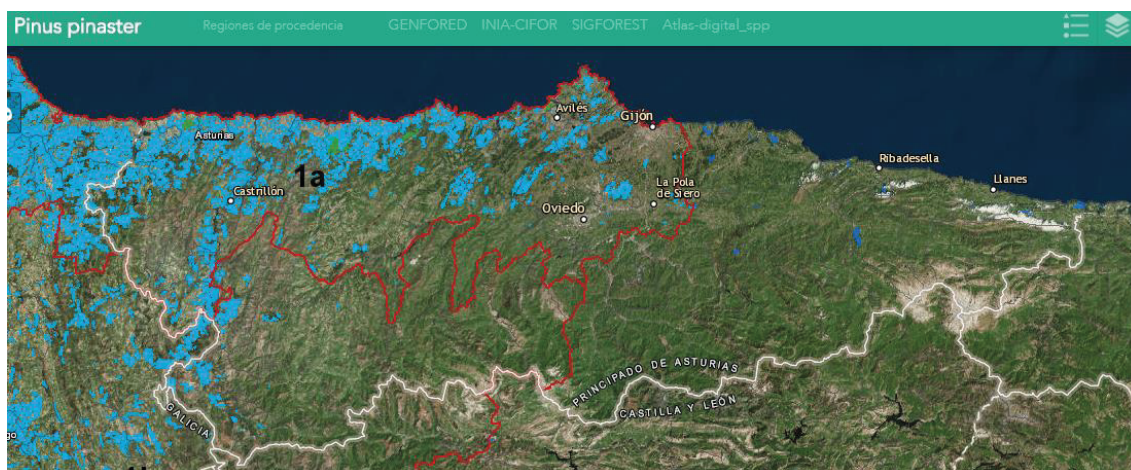


Figura 3: Distribución del pino marítimo en Asturias (Fuente: <http://eysa-cisania.maps.arcgis.com/apps/webappviewer/index.html?id=9234958b127b45acadfd9a6eec751f73>)

Tiene un temperamento heliofilo, presenta una copa con forma piramidal cuando es joven, adquiriendo una forma más redondeada en edades avanzadas. Suele alcanzar alturas de 20- 30 m. Las acículas, gruesas y largas se encuentran envainadas en grupos de 2 y presentan un color verde oscuro (Rodríguez *et al.*, 2007) (Figura 4)



Figura 4: Porte juvenil, adulto y acículas de pino marítimo (Fuente: Hevia, 2012)

La madera de mejor calidad se destina a la carpintería y ebanistería, las de menor calidad son destinadas a la construcción naval, construcción y fabricación de envases. Su principal valor lo constituye su resina, que proporciona un aceite de trementina de gran calidad. De sus hojas se extrae un aceite esencial balsámico utilizado en medicina y perfumería.

3.2.2. Inventario forestal

Cualquier disciplina forestal precisa de un inventario previo para obtener un profundo conocimiento del medio natural en el cual se va a trabajar. La parte de las ciencias forestales que se encarga de la medición de los árboles y de las masas, así como del estudio de la evolución de los mismos, es decir, su crecimiento, es la dasometría por lo tanto, es la herramienta que nos permite hacer inventarios y obtener la información deseada.

El inventario dasométrico tiene como objetivo cuantificar las características cuantitativas de la masa o rodal con la mayor precisión posible, probablemente sea una de las operaciones más costosas. El tipo de inventario a plantear para cada tipo de masa forestal o rodal será función de sus características, objetivos de gestión asignados, variabilidad interna de la masa y la precisión de resultados requerida (Reque y Pérez, 2011).

Durante el año 2010 y 2011 (remediciones) se llevó a cabo un inventario forestal sobre masas provenientes de repoblación de pino marítimo pino de Monterrey en varios municipios pertenecientes al Principado de Asturias (Figura 5).

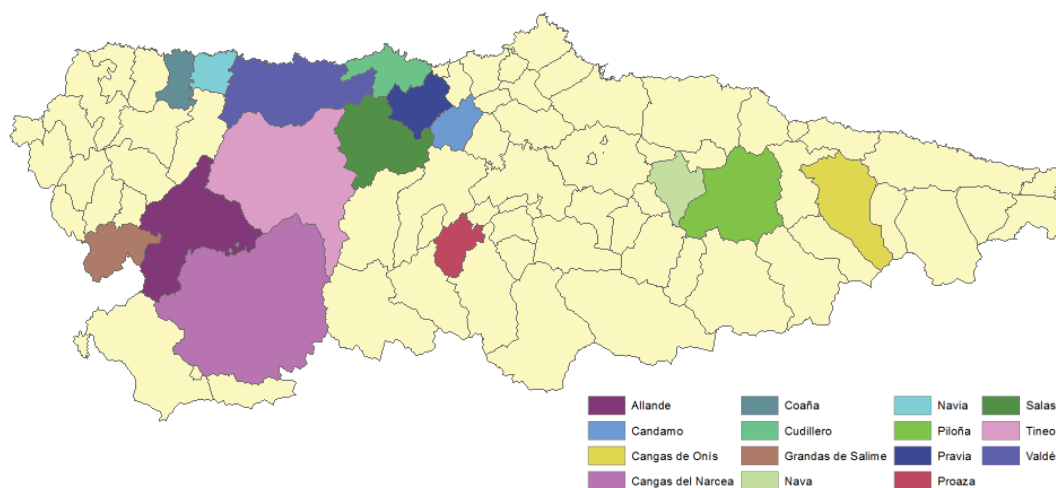


Figura 5: Localización de los municipios asturianos en donde se efectuó el inventario en masas de *P. radiata* y *P. pinaster* durante el año 2010.

Se procedió a la medición de una serie de variables (Tabla 3) en árboles de un total de 78 parcelas de 10 metros de radio, 39 vegetadas por pino de Monterrey y 39 por pino marítimo. A partir de los datos tomados en este inventario se determinaron una serie de parámetros dasométricos de las masas (Tabla 3) que sirven para efectuar la caracterización de las mismas.

Tabla 3: Relación de las distintas variables medidas durante el inventario y estimadas a partir de él, indicando el tipo de variable (árbol o masa), el código empleado, unidades de medida, denominación y una breve descripción de la misma.

Tipo de variable	Variable	Código	Unidades	Descripción
Árbol	Diámetro normal	dn	Centímetros (cm)	Diámetro del árbol a la altura normal (1,30 m), calculado a partir de la media de dos mediciones en cruz.
	Altura total	h	m	Distancia medida sobre el eje del árbol que existe entre la zona basal que se encuentra en contacto con el terreno y su ápice.
	Altura de la primera rama verde	h1	m	Distancia medida sobre el eje del árbol que existe entre la zona basal y el primer verticilo que se encuentra por encima de 1,30 m.
	Altura de la primera rama del quinto año	h2	m	Distancia medida sobre el eje del árbol que existe entre la zona basal y el quinto verticilo que se encuentra por encima de 1,30 m.
	Edad	Edad	Años	Determinación de la edad del árbol a la altura normal.
	Diámetro de copa	ϕ copa	m ²	Diámetro de la proyección de la copa de los árboles sobre el suelo
	Altura de la copa	Hcopa	m	Distancia medida sobre el eje del árbol entre la primera rama verde y su ápice.
	Fracción de copa viva	Fcv	Porcentaje (%)	Grado de recubrimiento, expresado en tanto por ciento, del suelo por la proyección vertical de las copas vivas del arbolado.
	Área de copa	Ar_copa	m ²	Determinación del área que ocupa la copa.
Masa	Altura dominante	H0	m	Altura media de los 100 árboles más gruesos por hectárea.
	Número de pies por hectárea	N	Pies/hectárea (ha)	Número de árboles que se encuentran presentes en una hectárea.
	Diámetro medio cuadrático	dg	cm	Diámetro correspondiente al árbol de sección normal media.
	Diámetro medio dominante	D0	cm	Diámetro medio de los árboles dominantes de la parcela.
	Área basimétrica	G	m ² /ha	Suma de las secciones normales (a 1,30 m sobre el nivel del suelo) de todos los árboles de una masa.
	Índice de Hart-Becking	IH	%	Coficiente de espaciamiento en masas regulares.
	Índice de sitio	IS	--	Estimación de la altura dominante que un rodal alcanza a una edad determinada.
	Coficiente de esbeltez	CE	%	Relación, en tanto por ciento, entre la altura dominante de un árbol expresada en metro y el diámetro dominante expresado en centímetros.
	Fracción de cabida cubierta	Fcc	%	Grado de recubrimiento, expresado en tanto por ciento, del suelo por la proyección vertical de las copas del arbolado.
	Coficiente de espaciamiento	a	m	Espaciamiento medio del arbolado.

Además de estos parámetros también obtuvieron datos sobre los tratamientos selvícolas realizados en las parcelas y la presencia o ausencia de plagas y enfermedades (estado sanitario de la misma).

3.2.3. Caracterización edáfica

Para la determinación de las condiciones edáficas se tomaron 5 muestras de suelo de forma aleatoria a lo largo de la superficie de la parcela de los 20 cm superficiales del suelo, se

homogeneizaron y llevaron al laboratorio. Se determinó la profundidad del suelo en 3 puntos de cada parcela con una barrena holandesa. Y la presencia/ausencia, en porcentaje, de afloramientos rocosos. En la Tabla 4 se observan las diferentes variables estimadas.

Tabla 4: Variables edáficas estimada en las parcelas de estudio.

Variable	Código	Unidades
Profundidad del suelo	Prof_suelo	m
pH	pH	--
Conductividad eléctrica	CE	dS (desisiemens) m ⁻¹
Materia orgánica	MO	%
Carbono	C	%
Nitrógeno	N	%
Relación C/N	C/N	--
Calcio	Ca	cmol _c (centimol de cargas positivas) kg ⁻¹
Sodio	Na	cmol _c kg ⁻¹
Magnesio	Mg	cmol _c kg ⁻¹
Aluminio	Al	cmol _c kg ⁻¹
Potasio	K	cmol _c kg ⁻¹
Capacidad de intercambio catiónico	CICE	cmol _c kg ⁻¹
Arena	Arena	%
Limo	Limo	%
Arcilla	Arcilla	%

Previo a la realización de los análisis edafológicos, las muestras fueron secadas al aire, trituradas y tamizadas en un tamiz de 2 milímetros (mm). Para determinar la distribución de las partículas se utilizó el método de la pipeta, utilizando hexametáfosfato de sodio y Na₂CO₃ para dispersar los componentes (Gee y Bauder, 1996). El pH y la conductividad eléctrica se midieron con un electrodo en solución acuosa (1:2,5 para el pH y 1: 5 para la conductividad). Se utilizó el método de ignición para determinar la materia orgánica.

La cuantificación del nitrógeno total se realizó por el Método de Kjeldahl y el fósforo disponible, de forma colorimétrica con el reactivo de Mehlich 3. Para la determinación de los cationes intercambiables se utilizó espectrofotometría de absorción/ emisión (potasio, magnesios, sodio y calcio en una disolución 1 molar –M- NH₄Cl; aluminio en una disolución 1 M KCl). La capacidad de intercambio catiónico efectiva se calculó mediante la suma de los valores obtenidos tras el cálculo de los cationes intercambiables.

3.2.4. Localización geográfica

Los resultados de los distintos inventarios y análisis descritos en los apartados anteriores fueron almacenados en una base de datos (BD) en formato Excell® para usos posteriores. En dicha BD estaban contenidos los datos relativos a la localización geográfica, coordenadas X e Y, de los centroides de las parcelas.

Con ayuda del programa ArcGis 10.3 se creó un archivo en formato vectorial de tipo shapefile (.shp) para la localización geográfica de las parcelas de estudio. El procedimiento seguido es el que se expone a continuación:

Cargamos la hoja de cálculo correspondiente, clicamos en el botón derecho sobre ella y elegimos la opción “Display XY Data” (Figura 6a). A continuación, seleccionamos los campos que corresponden a las coordenadas X e Y, comprobando que el sistema de referencia del archivo sea el adecuado (Figura 6b). Sobre el nuevo archivo que visualizamos en la leyenda, en este caso

de tipo punto, clicamos con el botón derecho del ratón, opción “Data” → “Export Data” (Figura 6c). En la ventana emergente indicamos los archivos que queremos exportar, el lugar donde lo queremos almacenar y el formato, en este caso shapefile (Figura 6d).

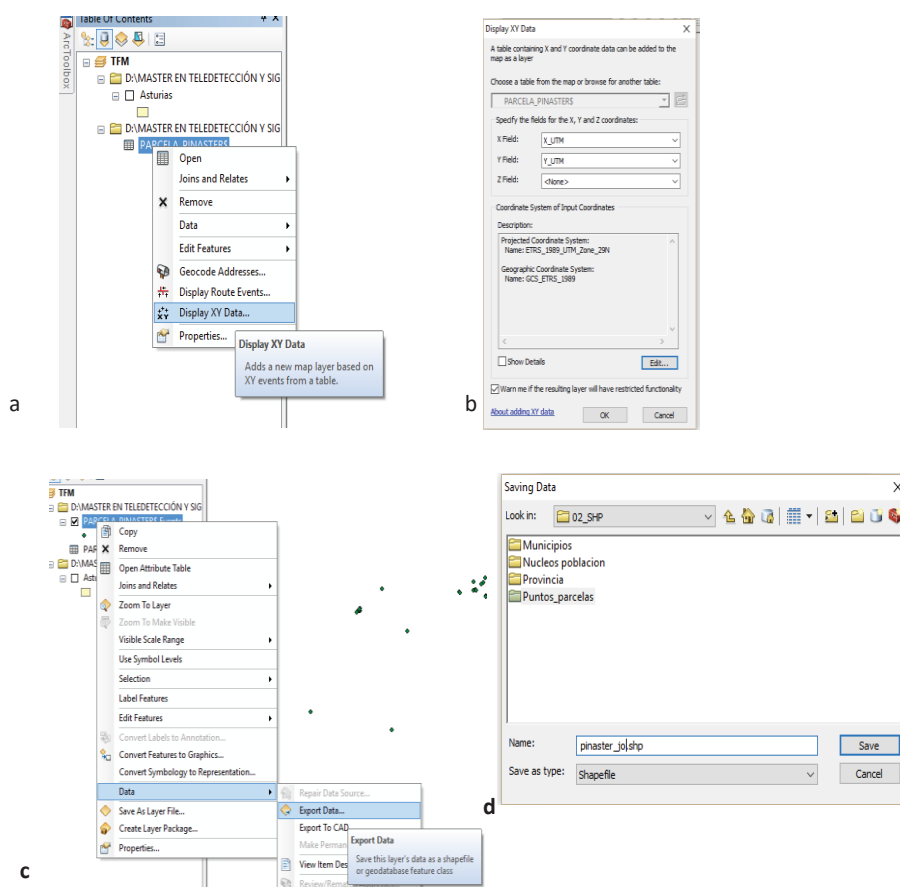


Figura 6: Secuencia de etapas encaminadas a la obtención de un archivo en formato shapefile de localización de puntos con ArcGis 10.3: a) Comando de visualización de los datos en pantalla; b) Selección de campos que corresponden a las coordenadas X e Y; c) Comando de exportación de los datos; d) Especificaciones de almacenamiento

Tras realizar los pasos anteriores obtenemos un archivo vectorial, de tipo punto, en donde podemos visualizar la localización de las distintas parcelas *Pinus pinaster* (Figura 7) y *P. radiata* (Figura 8) que forman parte del estudio.

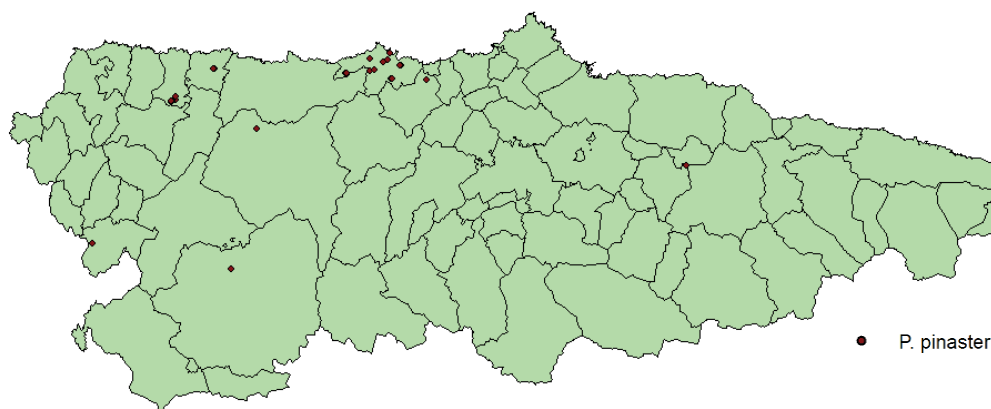


Figura 7: Localización de las parcelas de estudio de *Pinus pinaster* en Asturias



Figura 8: Localización de las parcelas de estudio de *Pinus radiata* en Asturias

Una vez creados estos archivos se procedió a la determinación de las coordenadas planas, X e Y, en el sistema de referencia (SCR) ETRS89 UTM 30N y las geográficas, longitud y latitud, en el WGS84, mediante el siguiente procedimiento:

Abrimos la Tabla de atributos y añadimos un campo nuevo: “Table options” → “Add Field” (Figura 9a). A continuación, indicamos el nombre y el tipo (Figura 9b). Creado el campo, situamos el ratón sobre él y clicamos con el botón derecho eligiendo la opción “Calculate geometry” (Figura 9c). Seleccionamos el tipo de coordenadas (unidades: metros o grados decimales) y el sistema de referencia en el que deseamos calcular (Figura 9d).

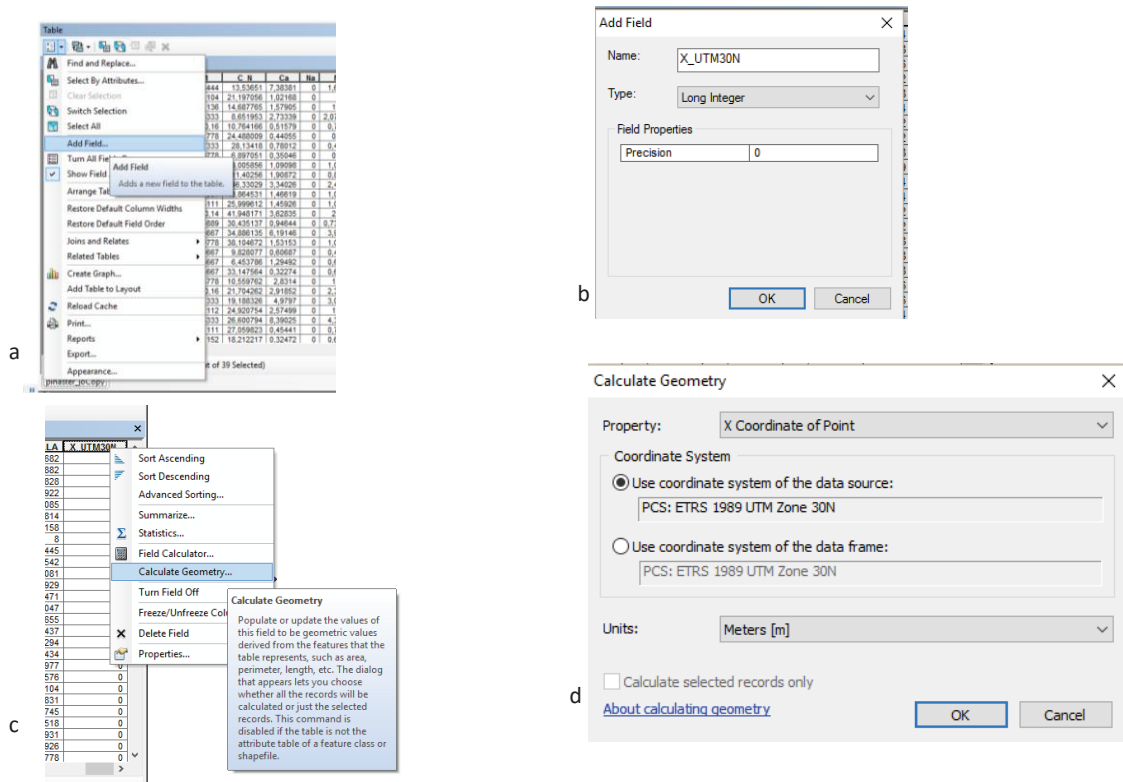


Figura 9: Proceso de incorporación de coordenadas con ArcGIS 10.3: a) forma de añadir un campo nuevo a una tabla de atributos; b) atributos del nuevo campo creado; c) opción de cálculo de geometría del campo; d) especificaciones para el cálculo de la geometría.

3.3. Índices de vegetación

3.3.1. Fundamento teórico

Al observar la firma espectral de la vegetación (Figura 10) vemos como, en el caso de la vegetación sana, hay un contraste muy significativo entre el rojo (R, longitud de onda (λ) en torno a $0,6 \mu\text{m}$) y el infrarrojo cercano (NIR, de $0,7$ a $1,3 \mu\text{m}$). La baja reflectividad en el rojo es debida a la segunda banda de absorción que presentan los pigmentos de la hoja, principalmente clorofila; la primera zona se sitúa en la longitud de onda correspondiente al azul (B, en torno a $0,4 \mu\text{m}$). Los valores más elevados en el NIR son debidos a la estructura celular interna de la hoja que provoca una dispersión de la radiación en su interior (Chuvieco, 1996).

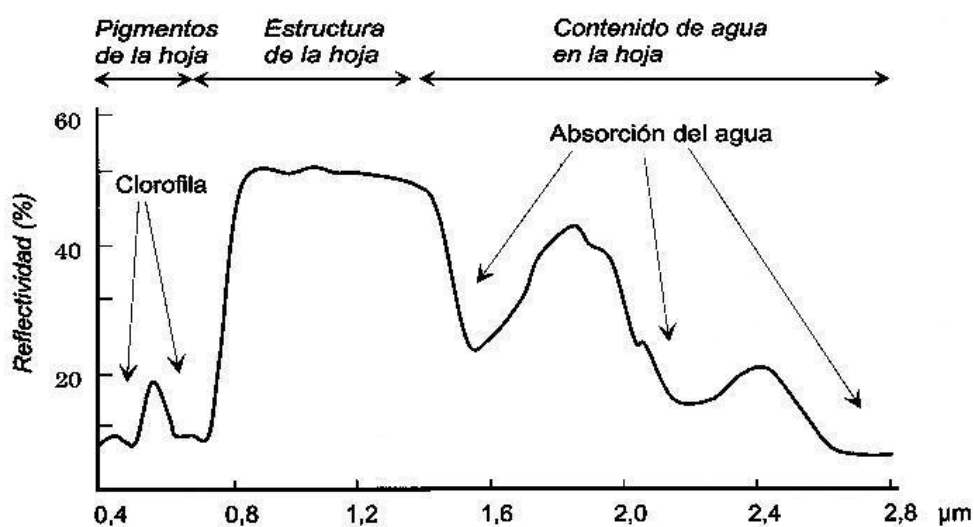


Figura 10: Firma espectral de la vegetación sana (Fuente: Chuvieco, 1996)

En la zona del SWIR, a partir de $1,4 \mu\text{m}$, vemos como el efecto de la absorción del agua es muy claro, por lo que la reflectividad de la vegetación sana se reduce drásticamente y se vuelve casi nula al final de esta zona. El agua tiene tres fuertes bandas de absorción, en torno al $1,4 \mu\text{m}$ a $1,9 \mu\text{m}$ y a $2,5 \mu\text{m}$ lo que produce dos máximos relativos, uno en torno a $1,6 \mu\text{m}$ y el otro a $2,2 \mu\text{m}$. La observación de esta región es de gran interés para conocer el estado de vigor de la hoja, en función de su contenido en humedad (Chuvieco, 1996).

Cualquier estrés que sufra la vegetación se verá reflejado en su signature espectral, por ejemplo, una hoja senescente o enferma tiende a perder actividad clorofílica por lo tanto la reflectividad en las bandas del azul y rojo será mayor y no se observará el máximo en el verde. En la zona del NIR, se producirá una disminución de la reflectividad debido al deterioro de la estructura celular de la hoja (Chuvieco, 1996).

Los índices de vegetación (IV) están formados por la combinación de varios valores espectrales que están matemáticamente recombinados de tal forma que un simple valor indica el grado de vigorosidad de la vegetación en un píxel (Campbell, 1996). Según Sobrino *et al.* (2000) más del 90% de la información espectral de una cubierta vegetal está contenida en las bandas del rojo e infrarrojo cercano de ahí que estas dos bandas sea las más empleadas en el cálculo de los índices de vegetación.

Los primeros estudios de aplicación de los IV se basaron en determinar la relación existente entre éstos y las características biológicas de las plantas. En algunos casos, el objetivo del estudio era la determinación del crecimiento y productividad de diferentes cultivos, en ciertas estaciones o fluctuaciones anuales. Otras aplicaciones se basan en utilizar los distintos índices para la generación de cartografía (diferenciar entre zonas vegetadas y no, tipos de vegetación, etc.) (Campbell, 1996). Las utilidades de los IV son muchas y variadas, sin embargo, hay que tener ciertas precauciones ya que estos índices son sensibles tanto a los factores externos como internos que afectan a la reflectividad de la vegetación (Treitz y Howarth, 1999).

3.3.2. Obtención de la reflectividad espectral

Para obtener los datos de la reflectividad en cada banda de cada parcela se utilizó el programa ENVI CLASSIC + IDL. Para que este programa pueda extraer los valores de los píxeles se debe, previamente, convertir los archivos vectoriales creados en los pasos anteriores en *Region of Interest* (ROI's). Cada uno de estos archivos es único para la imagen con la cual se está trabajando, por lo tanto, es necesario crear tantos ROI's como imágenes tengamos.

La forma de trabajo para crear las regiones de interés o ROI's es la siguiente:

1. Abrimos una imagen "File" → "Open image file". Vamos de nuevo a "File" → "Open Vector File" y cargamos el archivo vectorial de puntos. Comprobamos que los parámetros de importación sean los correctos (Figura 11) e indicamos donde se guardará el nuevo archivo creado con extensión .evf (archivo ENVI). Si todo es adecuado damos a "OK".

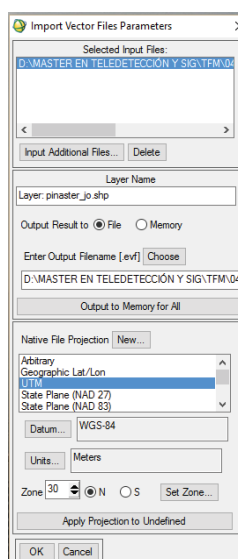


Figura 11: Comprobación de los parámetros de importación del archivo vectorial de trabajo

2. En la ventana "Available Vector List" seleccionamos el archivo vectorial que acabamos de cargar y vamos a "File" → "Export Layers to ROI" (Figura 12a). Seleccionamos la imagen de trabajo en "Select Data File Associate with new ROIs" (Figura 12b) y damos a "OK".

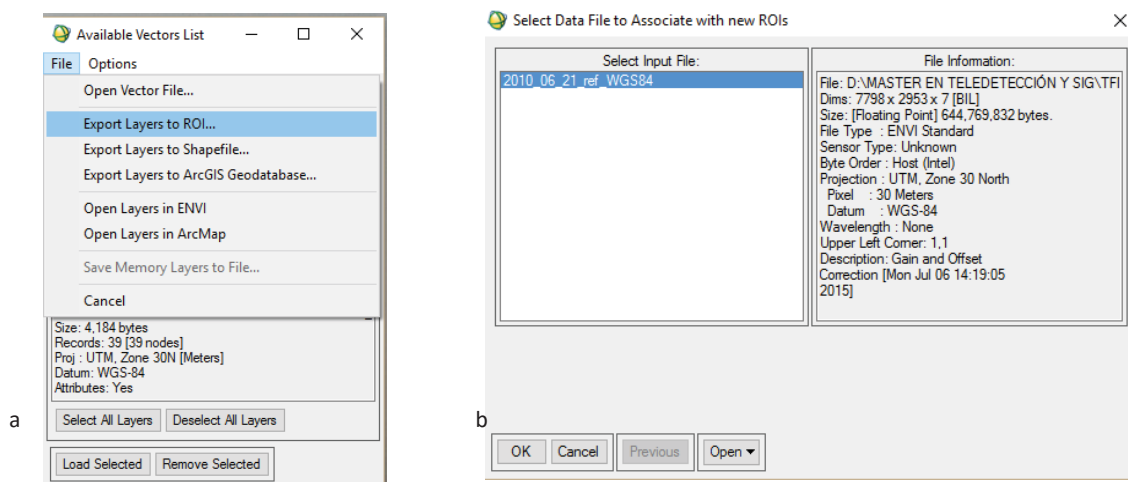


Figura 12: a) Comando para exportar los archivos vectoriales a ROIs; b) Selección de la imagen que sirve como base para la creación de los ROI's

3. A continuación nos aparece la ventana “Export EVF Layers to ROI” en donde seleccionamos “Convert each record of an EVF layer to a new ROI” y en “Attribute column to use for name” indicamos “PARCELA”. De esta forma se nos crea un ROI por cada parcela (Figura 13).

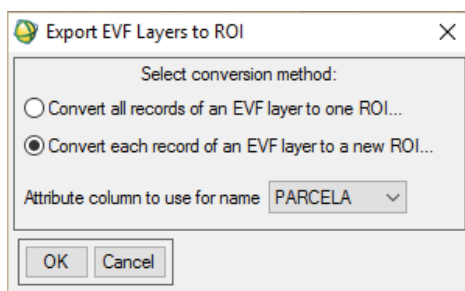


Figura 13: Parámetros de creación de los ROI

Para extraer los valores de reflectividad de los ROI's utilizamos la consola de IDL y un script, cedido por Juan José Peón, denominado “rois_to_csv” (Anexo I) que debemos instalar previamente. El procedimiento de extracción es el siguiente:

En la consola de IDL tecleamos “rois_to_csv” y damos a “intro”. Nos aparece una ventana de selección del archivo de salida (“Enter File Name”), indicamos el lugar, nombre y damos “Abrir”. En “Input File Name” seleccionamos la imagen de trabajo y comprobamos que las opciones “Spatial Subset” → “Full Scene” y “Spectral Subset” → “7/7 bands” sean las correctas (Figura 14a). Finalmente aparece la ventana “ROI Selection” en donde clicamos en “Select All” y comprobamos que el número de elementos seleccionados (“Number of item selected”) sea igual al número de parcelas de trabajo (Figura 14b).

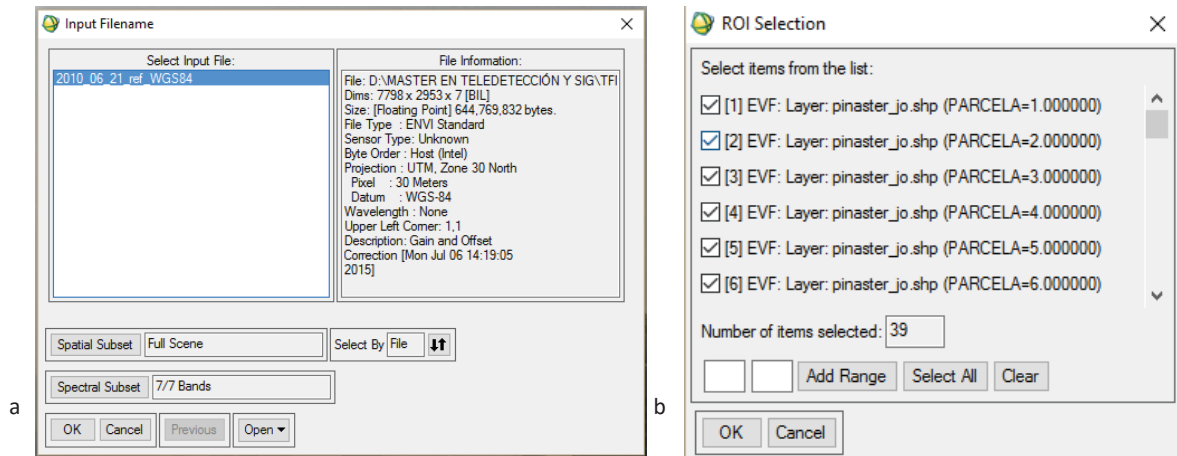


Figura 14: a) Opciones de selección del archivo de entrada para obtener los valores de reflectividad; b) Selección de los ROI a exportar.

Una vez finalizado este proceso, se genera un archivo de texto que para poder abrir en Excell hay que realizar el cambio de extensión a .csv (Figura 15).

A	B	C	D	E	F	G	H	I
ROI_Name	Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)	Gainoff (Gainoff (Gainoff ("B1 topo":2010_06_21_topo_Glovis_WGS84):2010_06_21_rad_Glovis_WGS84)
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=2.000000),	2.6678,	3.8202,	2.6879,	24.4760,	10.7203,	0.0000,	5.3223
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=3.000000),	3.2292,	3.5272,	3.1819,	24.7847,	13.7021,	0.0000,	6.4642
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=5.000000),	3.0888,	3.5272,	2.4410,	22.9322,	11.3167,	0.0000,	6.1787
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=6.000000),	2.9485,	2.9412,	2.4410,	18.6095,	9.9252,	0.0000,	3.8949
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=7.000000),	3.6502,	3.5272,	3.1819,	26.3285,	12.9070,	0.0000,	7.8915
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=8.000000),	2.8081,	3.8202,	3.1819,	24.4760,	10.7203,	0.0000,	5.0368
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=9.000000),	3.6502,	3.8202,	3.4289,	26.3285,	13.1058,	0.0000,	8.1770
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=10.000000),	2.6678,	3.2342,	1.7000,	25.0935,	9.7264,	0.0000,	4.1804
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=11.000000),	2.9485,	3.2342,	1.9470,	24.4760,	10.7203,	0.0000,	4.7513
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=12.000000),	3.0888,	4.4062,	3.1819,	25.4022,	13.5034,	0.0000,	7.3206
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=13.000000),	2.5275,	2.0621,	0.9591,	20.1533,	5.7506,	0.0000,	2.1821
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=14.000000),	3.5098,	4.4062,	3.1819,	32.1950,	15.4912,	0.0000,	7.3206
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=15.000000),	2.8081,	2.9412,	1.9470,	23.5497,	9.1300,	0.0000,	3.8949
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=16.000000),	3.0888,	3.5272,	2.1940,	18.3008,	9.9252,	0.0000,	5.3223
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=17.000000),	2.6678,	3.2342,	2.4410,	25.7110,	10.9191,	0.0000,	4.4659
EVF: Layer: radiata_	jo.shp (PARCELA=18.000000),	3.7905,	4.9922,	5.1578,	24.1672,	20.0633,	0.0000,	11.3172

Figura 15: Resultados del script en una tabla de Excell.

Para incorporar esta información a la base de datos de trabajo, donde están contenidos los datos del inventario, se procede a realizar el cambio de la puntuación de los signos decimales (cambiar puntos por comas) y a eliminar el texto que sobra en el encabezamiento de filas y columnas con el comando "EXTRAE". A este archivo se le añaden dos nuevas columnas, en una indicamos la fecha de toma de la imagen y en la otra, el periodo de toma de la imagen ("AJ": antes del 01 de julio -incluido-; "DJ": posterior al 01 de julio), quedando como se observa en la Figura 16.

Estimación de parámetros biométricos en parcelas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* a través de índices de vegetación

PARCELA	IMAGEN	PERIODO	B1	B2	B3	B4	B5	B7
2	21/06/2010	AJ	2,6678	3,8202	2,6879	24,476	10,7203	5,3223
3	21/06/2010	AJ	3,2292	3,5272	3,1819	24,7847	13,7021	6,4642
5	21/06/2010	AJ	3,0888	3,5272	2,441	22,9322	11,3167	6,1787
6	21/06/2010	AJ	2,9485	2,9412	2,441	18,6095	9,9252	3,8949
7	21/06/2010	AJ	3,6502	3,5272	3,1819	26,3285	12,907	7,8915
8	21/06/2010	AJ	2,8081	3,8202	3,1819	24,476	10,7203	5,0368
9	21/06/2010	AJ	3,6502	3,8202	3,4289	26,3285	13,1058	8,177
10	21/06/2010	AJ	2,6678	3,2342	1,7	25,0935	9,7264	4,1804
11	21/06/2010	AJ	2,9485	3,2342	1,947	24,476	10,7203	4,7513
12	21/06/2010	AJ	3,0888	4,4062	3,1819	25,4022	13,5034	7,3206
13	21/06/2010	AJ	2,5275	2,0621	0,9591	20,1533	5,7506	2,1821
14	21/06/2010	AJ	3,5098	4,4062	3,1819	32,195	15,4912	7,3206
15	21/06/2010	AJ	2,8081	2,9412	1,947	23,5497	9,13	3,8949
16	21/06/2010	AJ	3,0888	3,5272	2,194	18,3008	9,9252	5,3223
17	21/06/2010	AJ	2,6678	3,2342	2,441	25,711	10,9191	4,4659
19	21/06/2010	AJ	3,7905	4,9922	5,1578	24,1672	20,0633	11,3172
20	21/06/2010	AJ	4,3519	5,5783	5,8987	23,8584	20,4609	11,6027
21	21/06/2010	AJ	3,7905	4,4062	4,4168	21,0796	19,2682	11,0317
22	21/06/2010	AJ	3,0888	3,8202	3,6759	18,6095	16,684	9,0334
26	21/06/2010	AJ	2,5275	2,9412	1,947	22,3146	9,3288	4,4659
..								

Figura 16: Archivo de extracción de puntos previo cálculo de IV

3.3.3. Cálculo de los índices de vegetación seleccionados

Una vez obtenidos los datos de reflectividad en las distintas bandas pertenecientes a las imágenes de trabajo se procedió al cómputo de un total de 11 índices de vegetación (Tabla 5). Estos índices fueron seleccionados tras el análisis de bibliografía relacionada con los objetivos del presente estudio (véase apartado 7. Bibliografía) en donde los autores utilizaban una relación de índices para determinar distintos aspectos biofísicos de la vegetación, por ejemplo, Lu *et al.*, (2004) utilizan el SVI, MSI, MIR, NDVI, NDII 5, NDII 7, SAVI y MSAVI 2 para determinar la correlación entre éstos índices y variables dasométricas como el área basimétrica, el diámetro medio cuadrático y la altura media. Otro ejemplo es el de Wolter *et al.*, (2008) quienes utilizan los datos de reflectividad de las bandas, SAVI, NDVI, SVR 5, SVR 7, MSI y MIR para la determinación de densidades.

Tabla 5: Relación de índices de vegetación analizados en este estudio y las correspondientes relaciones entre las bandas ("B") de los satélites Landsat 5/7

Índice de vegetación	Acrónimo	Expresión	Autor
Simple NIR/RED ratio	SVI	$B4/B3$	Jordan, 1696
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$(B4-B3)/(B4+B3)$	Tucker, 1979
Normalized Difference Infrared Index	NDII5	$(B4-B5)/(B4+B5)$	Hardisky <i>et al.</i> , 1983
Normalized Difference Infrared Index	NDII7	$(B4-B7)/(B4+B7)$	Hunt y Rock, 1989
Middle Infrared Index	MIR	$B5/B7$	Elvidge y Lyon, 1985
Moisture Stress Index	MSI	$B5/B4$	Rock <i>et al.</i> , 1986
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$1,5*(B4-B3)/(B4+B3+0,5)$	Huete, 1988
Modified Soil Adjusted Vegetation Index	MSAVI2	$\frac{2*B4+1-\sqrt{(2*B4+1)^2-8*(B4-B3)/2}}{8*(B4-B3)/2}$	Qi <i>et al.</i> , 1994
Reflectance Absorption Index	RA	$B4 / (B3 + B5)$	Arzani y King, 1997
Shortwave to Visible Ratio (band 5)	SVR5	$3*B5 / (B1 + B2 + B3)$	Wolter <i>et al.</i> , 2008
Shortwave to Visible Ratio (band 7)	SVR7	$3*B7 / (B1 + B2 + B3)$	Wolter <i>et al.</i> , 2008

Estimación de parámetros biométricos en parcelas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* a través de índices de vegetación

Como puede observarse de la expresión de los índices seleccionados (Tabla 4), algunos de ellos están basados en el contraste indicado en la Figura 10 entre el rojo (B3) y el NIR (B4) como son el SVI, NDVI, SAVI, RA, mientras otros en el contraste entre el NIR (B4) y SWIR (B5 y B7) como el NDII 5, NDII 7 y MSI, combinaciones del SWIR (MIR) o relaciones entre el SWIR y el visible (B1, B2 y B3) como el SVR 5 y SVR 7.

Las fórmulas de cálculo de los distintos IV fueron introducidas en el archivo Excel creado en el apartado anterior, donde estaban contenidos los datos de reflectividad de las bandas (Figura 17). Posteriormente estos datos fueron incorporados a la base de datos de trabajo.

PARCELA	IMAGEN	PERIODO	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI	SVI	NDII 5	MIR	MSI	SAVI	NDII 7	RA	SVR 5	SVR 7	MSAVI 2
2	21/06/2010	AJ	2,6678	3,8202	2,6879	24,476	10,7203	5,3223	0,8020976	9,1059935	0,390828	2,0142232	2,2831451	1,1814007	0,6427783	1,8254501	3,5049314	1,7400909	0,8881529
3	21/06/2010	AJ	3,2292	3,5272	3,1819	24,7847	13,7021	6,4642	0,77245	7,7892768	0,2879585	2,11969	1,8088249	1,1383235	0,5862766	1,4679401	4,13615	1,9512995	0,8693267
5	21/06/2010	AJ	3,0888	3,5272	2,441	22,9322	11,3167	6,1787	0,8075923	9,3945924	0,3391496	1,8315665	2,0264035	1,1879783	0,5755061	1,6668629	3,7484929	2,0466048	0,8914459
6	21/06/2010	AJ	2,9485	2,9412	2,441	18,6095	9,2532	3,8949	0,7680815	7,8237198	0,3043417	2,5482554	1,8749748	1,1259915	0,6538544	1,5048681	3,5742014	1,4026072	0,8657068
7	21/06/2010	AJ	3,6502	3,5272	3,1819	26,3285	12,907	7,8915	0,784354	8,2744587	0,3420754	1,6355572	2,0398621	1,1569289	0,5387785	1,6364388	3,7378008	2,2853378	0,877099
8	21/06/2010	AJ	2,8081	3,8202	3,1819	24,476	10,7203	5,0368	0,7699102	7,6922593	0,390828	2,128395	2,2831451	1,1343584	0,6586701	1,7605847	3,2783124	1,5402744	0,8678534
9	21/06/2010	AJ	3,6502	3,8202	3,4289	26,3285	13,1058	8,177	0,769543	7,67841	0,3353096	1,6027638	2,0089197	1,1352396	0,5260466	1,592318	3,6073326	2,250695	0,867583
10	21/06/2010	AJ	2,6678	3,2342	1,7	25,0935	9,7264	4,1804	0,8731036	14,760882	0,441331	3,2266673	2,5799371	1,2856633	0,7143941	2,1960985	3,8383583	1,6497238	0,9309729
11	21/06/2010	AJ	2,9485	3,2342	1,947	24,476	10,7203	4,7513	0,8526284	12,571135	0,390828	2,2562878	2,2831451	1,2551907	0,6748725	1,9322192	3,9559762	1,7533119	0,9189309
12	21/06/2010	AJ	3,0888	4,0662	3,1819	25,4022	13,5034	7,3206	0,7773657	7,9833433	0,3058377	1,8445756	1,8811707	1,1460025	0,5525689	1,5224299	3,7941912	2,0569454	0,8725503
13	21/06/2010	AJ	2,5275	2,0621	0,9591	20,1533	5,7506	2,1821	0,9091434	21,01272	0,560051	2,6353513	3,504556	1,3321658	0,8046061	3,0036067	3,1091607	1,1797899	0,9512595
14	21/06/2010	AJ	3,5098	4,0662	3,1819	32,195	15,4912	7,3206	0,8201143	10,118168	0,3502858	2,1161107	2,0782767	1,213027	0,629483	1,7241379	4,1876031	1,9789149	0,8997673
15	21/06/2010	AJ	2,8081	2,9412	1,947	23,5497	9,13	3,8949	0,8472744	12,095378	0,4412433	2,344091	2,5793757	1,2464678	0,7161627	1,1259998	3,538853	1,518223	0,9156846
16	21/06/2010	AJ	3,0888	3,5272	2,194	18,3008	9,9252	5,3223	0,7858969	8,3412944	0,2967335	1,8648329	1,8438722	1,1507707	0,5493987	1,5100667	3,3797503	1,812361	0,8771709
17	21/06/2010	AJ	2,6678	3,2342	2,441	25,711	10,9191	4,4659	0,8265843	10,532978	0,4038182	2,4449943	2,3546812	1,2182396	0,7040186	1,9244616	3,9263215	1,6058612	0,9033624
19	21/06/2010	AJ	3,7905	4,9922	5,1578	24,1672	20,0633	11,3172	0,6482319	4,6855636	0,0927844	1,7728148	1,2045476	0,9560469	0,362131	0,9582136	4,3176285	2,435465	0,7830639
20	21/06/2010	AJ	4,3519	5,5783	5,8987	23,8584	20,4609	11,6027	0,6035434	4,0446878	0,0766596	1,7634602	1,1660484	0,8903547	0,3456097	0,9051124	3,8778879	2,199022	0,7488204
21	21/06/2010	AJ	3,7905	4,0662	4,4168	21,0796	19,2682	11,0317	0,6535354	4,7725955	0,0448946	1,7466211	1,0940098	0,9614485	0,3129085	0,8899979	4,5827566	2,623784	0,7864873
22	21/06/2010	AJ	3,0888	3,8202	3,6759	18,6095	16,684	9,0334	0,6701069	5,0625697	0,0545588	1,8469236	1,11541	0,9831032	0,3464217	0,9140271	4,7286228	2,5602698	0,7981431
26	21/06/2010	AJ	2,5275	2,9412	1,947	22,3146	9,3288	4,4659	0,8394995	11,461017	0,4103794	2,0889559	2,3920118	1,2338217	0,6664812	1,9789915	3,7793991	1,8066669	0,9105297
27	21/06/2010	AJ	2,2468	2,3551	1,7	21,6971	8,7325	3,324	0,8546838	12,763	0,4360523	2,8271059	2,4846378	1,2552004	0,7343042	2,0797604	4,1570796	1,5823799	0,9195515
31	21/06/2010	AJ	2,6678	2,9412	1,947	20,7708	9,7264	4,7513	0,8285926	10,668105	0,3621447	2,0471029	2,1355075	1,216123	0,6276717	1,7793274	3,8612258	1,8864246	0,904177
32	21/06/2010	AJ	3,3695	3,2342	2,9349	20,4621	10,9191	5,6078	0,7491217	6,9719922	0,3040993	1,9471272	1,8739731	1,1001716	0,5899874	1,4769814	4,3441832	1,7637179	0,8535139
33	21/06/2010	AJ	2,8081	3,2342	2,441	21,6971	11,1179	5,6078	0,7977471	8,8886112	0,3223892	1,9825778	1,9515466	1,1723367	0,5892459	1,6002109	3,9316838	1,9831198	0,8851539
35	21/06/2010	AJ	2,9485	3,8202	3,6759	21,3884	13,1058	6,7497	0,7066824	5,8185478	0,2401157	1,9416863	1,6319797	1,0392911	0,5202448	1,2745074	3,7643758	1,9387147	0,824757
36	21/06/2010	AJ	3,5098	4,0662	2,9349	31,8862	13,3046	6,7497	0,8314298	10,864493	0,411181	1,9711395	2,3966297	1,2294903	0,6505996	1,9634964	3,6783861	1,8661217	0,9066296

Figura 17: Datos de parcelas, reflectividad de bandas e IV.

3.4. Análisis estadístico

Una vez obtenidos los valores de los distintos índices de vegetación para cada imagen en cada una de las parcelas se realizó un análisis estadístico con el objetivo de determinar la existencia o no de algún tipo de relación entre estos datos y los obtenidos tras la ejecución del inventario. Los análisis descritos en este apartado fueron realizados con software SPSS 17.0 (*Statistical Product and Service Solutions*).

Se procedió a la realización del estudio de modelos de regresión paramétricos y no paramétricos que se describen a continuación. Para desarrollar el análisis estimamos que las variables de los inventarios de campo (forestal y edáfico) son variables dependientes mientras que las derivadas de las mediciones radiométricas (índices de vegetación y datos de reflectividad de las bandas) son independientes.

3.4.1. Ajuste de modelos paramétricos

La estadística paramétrica es una parte de la estadística que comprende los procedimientos estadísticos y de decisión que están basados en las distribuciones de los datos reales (Contreras, 2000), es decir, hacen suposiciones sobre la población o poblaciones que se muestrean.

Correlaciones de Pearson

La correlación expresa el grado de asociación entre dos variables, según el sentido de la relación de estas en términos de aumento o disminución (Martínez Ortega *et al.*, 2009). En nuestro caso se estableció un estudio del grado de correlación entre las variables previo al análisis de las relaciones existentes entre ellas. El método utilizado fue el del coeficiente de correlación de Pearson.

El coeficiente de Pearson mide el grado de asociación lineal entre dos variables cualesquiera. El valor será positivo si existe una relación directa entre ambas variables, es decir, si aumentan al mismo tiempo. Será negativo si la relación es inversa (Díaz y Fernández, 2002). Este coeficiente está acotado, oscila entre -1 y +1, y no posee unidades de medida, lo que hace que su interpretación sea bastante sencilla (Rodríguez, 2016). Cabe mencionar que un valor de 0 indicará que no existe relación lineal entre las variables (Díaz y Fernández, 2002; Rodríguez, 2016).

Si tenemos dos variables, X e Y, podemos calcular el coeficiente de correlación lineal de Pearson dividiendo la covarianza de ambas entre el producto de las desviaciones típicas de las dos variables (Díaz y Fernández, 2002).

Para efectuar el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson en SPSS 17.0 debemos seguir el siguiente procedimiento:

Una vez que tenemos cargada la BD en el programas vamos a “Analyze” → “Correlate” → “Bivariate”. En la ventana emergente (“Bivariate correlations”) seleccionamos todas aquellas variables que queremos relacionar. Indicamos el coeficiente (“Correlations Coefficients”) que deseamos calcular (en este caso *Pearson*) y damos a “OK”

Regresión lineal múltiple

Se utiliza la regresión múltiple cuando queremos determinar la posible relación entre una variable dependiente, en este caso la procedente del inventario, y varias independientes (índices de vegetación).

El software empleado, SPSS 17.0, utiliza el método denominado “stepwise” para predecir las variables que se encuentran dentro de la ecuación de regresión en base a criterios estadísticos. En primer lugar, elige la variable que más contribuya a la ecuación en términos de incremento de la correlación múltiple y va añadiendo variables significativas a la expresión hasta que no encuentra ninguna que tenga importancia estadística. Para efectuar el cálculo seguimos los siguientes pasos:

Una vez que tenemos cargada la BD en el programa vamos a “Analyze” → “Regression” → “Linear”. En la ventana emergente (“Linear Regression”) seleccionamos todas aquellas variables que queremos relacionar. Indicamos el método (en este caso *Stepwise*) y el resto de opciones que deseamos calcular y damos a “OK”.

Este tipo de regresión cuenta con la ventaja de que al introducirse progresivamente las variables, en cada etapa se analizan si las que se han introducido con anterioridad son las adecuadas. Si no fuese el caso, se sustituyen por las que son estadísticamente relevantes, no las mantiene fijas (Rodríguez, 2016).

3.4.2. Ajuste de modelos no paramétricos: CART

Los modelos no paramétricos son aquellos que no asumen información de la distribución, denominándose ésta como libre distribución. Estos métodos funcionan bien cuando la muestra no se supone que sigue una distribución normal, en algunos casos son mejores que los paramétricos para detectar diferencias entre poblaciones (Del Carmen, 2014).

Uno de estos modelos es el *Classification and Regression Trees* (CART) planteados en primer lugar por Leo Breiman en 1984 (Breiman *et al.*, 1984). Estos árboles son una técnica de minería

de datos que prepara, sondea y explora los datos para sacar la información. Se aborda la solución a problemas de predicción, clasificación y segmentación (Berlanga *et al.*, 2006).

Es un método de segmentación binaria donde el árbol es construido dividiendo repetidamente los datos. En cada división los datos son partidos en dos grupos mutuamente excluyentes (Serna, 2009). El nodo inicial es llamado nodo raíz o grupo madre y se divide en dos grupos hijos por separado. Las divisiones se seleccionan de modo que “la impureza” de los hijos sea menor que la del grupo madre y éstas están definidas por un valor de una variable explicativa (Deconinck *et al.*, 2006)

Las ventajas de este método son que facilita la interpretación de la decisión adoptada, la comprensión del conocimiento utilizado en la toma de decisiones, explica el comportamiento respecto a una determinada decisión y reduce el número de variables independientes (Pérez, 2011). Otra de las características a destacar es “la poda”, que se trata del sobreajuste general que se hace sobre el árbol, cortando sucesivamente las ramas o nodos terminales hasta encontrar el tamaño deseado del árbol (Serna, 2009).

Para llevar a cabo árboles de decisión en SPSS 17.0 debemos seguir el siguiente procedimiento:

Una vez que tenemos cargada la BD en el programas vamos a “Analyze” → “Classify” → “Tree”. En la ventana emergente (“Decision tree”) seleccionamos las variables que queremos relacionar y el método de construcción (en este caso CTR), posteriormente damos a “OK”.

3.4.3. Evaluación de la idoneidad del modelo

En el estudio de cualquier modelo estadístico, cuando éste sea del tipo paramétrico, se deben comprobar que se verifican las hipótesis básicas o estructurales del modelo (Rodríguez, 2016):

- Bondad del ajuste.
- Normalidad.
- Homocedasticidad del error.
- Independencia de observaciones.

Dado que los errores del modelo son desconocidos, las hipótesis anteriores pueden y deben chequearse a partir de los residuos (Rodríguez, 2016).

Con el objeto de evaluar el ajuste de los modelos desarrollados se utilizaron dos conceptos, la bondad del ajuste y el ajuste de la recta de regresión de la nube de puntos (análisis gráficos). También se realizó el análisis de correlación entre variables en los modelos de regresión mediante el análisis de multicolinealidad.

Para el análisis de la bondad del ajuste se utilizó el *Coefficiente de determinación (R^2)* que representa el grado de predicción de una variable en función a otra existente y la relación establecida entre ellas. Es un criterio de valoración de la capacidad de explicación de los modelos de regresión y representa el porcentaje de la varianza explicado por la variable independiente (Pardo y Ruíz, 2002).

Para tener un buen modelo de regresión no es suficiente con que los residuos sean pequeños. La validez del modelo requiere que los mismos se distribuyan de modo normal y con la misma dispersión (Barón y Tellez, 2000). Con el histograma de los residuos comprobamos de forma gráfica si los residuos siguen una distribución normal, con el diagrama de dispersión de puntos observamos la correlación existente entre los residuos estandarizados y la variable dependiente

y, finalmente, con el gráfico “*Normal Q-QPlot*” observamos el ajuste los mismos a la recta de regresión (Pardo y Ruíz, 2002).

Si dos variables independientes están estrechamente relacionadas y ambas son incluidas en el modelo, ninguna de ellas será considerada significativa (Barón y Tellez, 2000). La hipótesis de regresión múltiple establece la no existencia de una relación lineal entre regresores, es decir, que no existe multicolinealidad (Rodríguez, 2016). El *factor de inflación de la varianza (VIF)* es la manera más sencilla y directa para su diagnóstico (Mandeville, 2008), este coeficiente mide el incremento que se produce en la varianza de los coeficientes respecto del valor mínimo que se alcanzaría en ausencia total de colinealidad entre las variables (Ramírez *et al.*, 2005). Si las variables explicativas no son redundantes, entonces VIF es igual a la unidad. Valores de VIF superiores a 4 sugieren la existencia de multicolinealidad, y valores mayores de 10 indican la existencia de multicolinealidad grave (Mandeville, 2008).

4. RESULTADOS

4.1. Correlaciones de Pearson

4.1.1. *Pinus radiata*

Tras realizar el análisis de las correlaciones de Pearson entre las variables de inventario dasométrico y edáficas con las bandas por separado y con los índices de vegetación encontramos, por un lado, parejas que se encuentran relacionadas con un nivel de significación del 95% ($p \leq 0,05$) y por otro, con grupos de variables que no presentan correlación a este nivel de significación. En la Tabla 6 se presentan los mejores resultados para cada variable en las correlaciones con un nivel de significación entre el 95% y el 99% (el conjunto de las correlaciones puede verse en el Anexo II). Recordamos que la variable independiente (eje X) es la banda o índice de vegetación y la variable dependiente o estimada (eje Y) es la variable del inventario.

Tabla 6: Coeficientes de correlación de Pearson (r) entre las variables edáficas y dasométricas con los datos de bandas e índices de vegetación calculados (parcelas de *P. radiata*).

Tipo de variable	Variable	Correlación positiva		Correlación negativa	
		Índice	r	Índice	r
Árbol	Diámetro normal	MSI RA	0,64	B5	-0,67
	Altura media	RA	0,33	SVR 5	-0,41
	Edad	MSI	0,34	B5	-0,43
	Diámetro de copa	NDII 5	0,52	SVR 5	-0,59
	Altura de la copa	MSI	0,38	SVR 5	-0,46
Masa	Altura dominante	--	--	SVR 5	-0,42
	Número de pies por hectárea	B7	0,59	MIR	-0,61
	Diámetro medio cuadrático	MSI	0,60	B5	-0,51
	Diámetro medio dominante	MSI	0,39	B7	-0,31
	Área basimétrica	--	--	SVR 5	-0,41
	Índice de Hart- Becking	SVR 5	0,50	--	--
	Índice de sitio	NDII 5	0,44	B5	-0,43
	Coefficiente de esbeltez	B3	0,45	MSAVI 2	-0,37
	Fracción de cuba cubierta	--	--	SVR 5	-0,43
	Coefficiente de espaciamiento	MIR	0,61	B7	-0,59
Edáficas	Conductividad eléctrica	MSAVI 2	0,40	B3	-0,41
	Calcio	MIR	0,37	--	--
	Sodio	MIR	0,39	--	--
	Magnesio	MIR	0,57	SVR 7	-0,38
	Potasio	MIR	0,49	B2	-0,60
	Arena	B1	0,36	MIR	-0,37
	Arcilla	MIR	0,40	B1	-0,37

Dentro de las variables de dasométricas (árbol, masa), la que presenta un mayor grado de correlación, tanto positiva como negativa, es el diámetro medio, con un coeficiente de correlación de 0,64 con respecto al MSI y RA y -0,67 con respecto a B5. En cuanto a las variables edáficas, el Magnesio presenta el mayor coeficiente de correlación, 0,57 con respecto al MIR; en el lado negativo nos encontramos con el Potasio, con un coeficiente de 0,60 con respecto a B2.

Las variables que menor grado de correlación positiva presentan son la altura media (0,33 con respecto a RA) y la arena (0,36 con respecto a B1). En la parte negativa nos encontramos con el diámetro dominante (-0,31 con B7) y la arena (-0,37 con MIR) y arcilla (-0,37 con B1).

Podemos observar como las bandas e índices que contienen las bandas del SWIR, son las que se encuentran presentes en un mayor número de correlaciones.

4.1.3. *Pinus pinaster*

Al igual que en el caso anterior, tras realizar los análisis de correlación observamos variables que presentan cierto grado de correlación lineal, tanto positiva como negativa, a un nivel de significación del 95% ($p \leq 0,05$) y, otras variables que no presentan una correlación a este nivel de significación. En la Tabla 7 se presentan los mejores resultados para cada variable en las correlaciones con un nivel de significación entre el 95% y el 99% (el conjunto de las correlaciones puede verse en el Anexo II)

Tabla 7: Coeficientes de correlación de Pearson (r) entre las variables de edáficas y dasométricas y los valores de las bandas e índices de vegetación calculados (parcelas de *P. pinaster*).

Tipo de variable	Variable	Correlación positiva		Correlación negativa	
		Índice	r	Índice	r
Árbol	Diámetro normal	--	--	SVR 5	-0,53
	Altura media	--	--	SVR 5	-0,56
	Altura de la primera rama verde	MSI	0,41	B5	-0,45
	Edad	B1	0,39	MSAVI 2	-0,47
	Diámetro de copa	--	--	MIR	-0,40
	Altura de la copa	--	--	SVR 5	-0,56
	Fracción de copa viva	--	--	SVI	-0,40
	Área de copa	B1	0,41	SVR 7	-0,45
Masa	Altura dominante	--	--	SVR 5	-0,57
	Número de pies por hectárea	--	--	B4	-0,43
	Diámetro medio cuadrático	--	--	SVR 5	-0,53
	Diámetro medio dominante	--	--	SVR 5	-0,55
	Área basimétrica	--	--	SVR 5	-0,56
	Índice de Hart- Becking	B4	0,49	--	-
	Índice de sitio	MSI	0,49	B5	-0,63
	Fracción de cabida cubierta	--	--	SVR 5	-0,45
Edáficas	Coefficiente de espaciamiento	B4	0,42	--	--
	Materia orgánica	SVR 7	0,33	--	--
	Carbono	SVR 7	0,33	--	--
	Calcio	NDII 5	0,43	B3	-0,40
	Sodio	--	--	B7	-0,34
	Magnesio	MSI	0,44	B7	-0,42
	Potasio	NDII 5	0,42	B7	-0,44
Capacidad de intercambio catiónico	RA	0,36	B5	-0,44	

En este caso observamos como la mayoría de las variables presentan solo un tipo de correlación, o positiva o negativa, pero no ambas como en el caso anterior. Dentro de las positivas, el mayor coeficiente lo presentan el Índice de Hart- Becking y el Índice de sitio con respecto a B4 y MSI respectivamente y con un valor de 0,49. En cuanto a las edáficas nos

encontramos con el Magnesio (0,44 con MSI). En la parte negativa, el mayor coeficiente lo encontramos en el Índice de sitio (-0,63 con B5) en cuanto a las variables dasométricas, y el Potasio (-0,44 con B7) en las edáficas.

Al igual que en el caso anterior, las bandas e índices que contienen las bandas del SWIR, son las que se encuentran presentes en un mayor número de correlaciones.

4.2. Regresión Lineal Múltiple

4.2.1. *Pinus radiata*

Tras la realización de las distintas regresiones con SPSS 17.0, en la Tabla 8 se muestran aquellos resultados cuyo coeficiente de determinación ajustado (R^2 ajustado) $\geq 0,30$ (el conjunto de resultados puede consultarse en el Anexo III donde observamos que, salvo en el diámetro de copa y la fracción de cabida cubierta, en el resto solo 1 variable forma parte de la ecuación).

En cuanto a las variables dasométricas, es el SVR 5 y el MIR los índices que forman parte de un mayor número de ecuaciones. Observamos un patrón en cuanto al SVR 5 que es que siempre aparece con signo negativo. Los datos de reflectividad de las bandas forman parte de 1 ecuaciones, el diámetro normal.

El máximo valor de R^2 lo presenta el diámetro normal, donde el 44% de los casos podrían ser explicados mediante la expresión propuesta. El mínimo lo encontramos para la fracción de cabida cubierta, con un valor de 0,33.

Dentro de las variables edáficas, es el potasio en donde nos encontramos con mayor valor de R^2 ajustado (0,40), mientras que el menor lo presenta el magnesio (0,38). El índice de vegetación utilizado es el MIR, en ambas ecuaciones.

Tabla 8: Resultados tras realizar la regresión paso a paso en parcelas de *P. radiata* donde R^2 ajustado $\geq 0,30$ ("B": coeficiente no estandarizado; "VIF": Factor de inflación de la varianza)

Tipo de variable	Variable dependiente	R^2 ajustado	Variabes Independientes	B	Error estándar	VIF
Árbol	Diámetro normal	0,44	Cte B5	18,32 -0,80	2,02 0,15	1
	Diámetro de copa	0,39	Cte SVR 5 MSAVI 2	2,87 -1,04 4,31	2,36 0,26 2,12	1,09 1,09
Masa	Fracción de cabida cubierta	0,33	Cte SVR 5 SVR 7	286,94 -92,18 75,73	59,23 20,16 23,87	1,81 1,81
	Número de pies por hectárea	0,36	Cte MIR	3326,29 -990,29	431,45 208,54	1
	Diámetro medio cuadrático	0,35	Cte MSI	0,34 4,67	2,03 1,00	1
	Coefficiente de espaciamiento	0,35	Cte MIR	0,79 1,04	0,45 0,22	1
Edáficas	Magnesio	0,38	Cte MIR B1	-1,59 0,69 0,24	0,64 0,16 0,11	2,05 2,05
	Potasio	0,40	Cte MIR	-0,20 0,21	0,09 0,04	1

4.2.2. *Pinus pinaster*

Tras la realización de las distintas regresiones con SPSS 17.0 en la Tabla 9 se muestran, igual que en el caso anterior, aquellos resultados que presentan R^2 ajustado $\geq 0,30$ (el conjunto de resultados puede consultarse en el Anexo III) y observamos que, en este caso, la altura media, la altura dominante y el área basimétrica son explicadas por más de una variable.

En cuanto a las variables dasométricas es el SVR 5 el que forma parte de un mayor número de modelos (4). Al igual que en el caso del pino de Monterrey, este índice tiene valores negativos cuando forma parte de las expresiones de cálculo. Los datos de reflectividad de las bandas forman parte de un mayor número de ecuaciones que en el caso anterior, siendo los utilizados los datos de las bandas 1 y 5.

El máximo valor de R^2 lo presenta la fracción de copa viva, donde el 54% de los casos podrían ser explicados mediante la expresión propuesta. El mínimo lo encontramos para la altura de copa con un valor de 0,14.

Cabe destacar que no hay ningún parámetro edáfico que pueda estimarse a este nivel.

Tabla 9: Resultados tras realizar la regresión paso a paso en parcelas de *P. pinaster* donde R^2 ajustado $\geq 0,30$ ("B": coeficiente no estandarizado; "VIF": Factor de inflación de la varianza)

Tipo de variable	Variable dependiente	R^2 ajustado	Variables Independientes	B	Error estándar	VIF
Árbol	Altura media	0,37	Cte	1,57	11,25	
			SVR 5	0,40	-1,29	1,16
			B5	0,08	-0,195	1,16
Árbol	Altura de la copa	0,30	Cte	6,78	0,99	
			SVR 5	-1,09	0,26	1
Árbol	Fracción de copa viva	0,54	Cte	1,39	0,19	
			SVI	-0,03	0,01	1,80
			B1	-0,09	0,03	1,80
Masa	Altura dominante	0,40	Cte	12,95	1,77	
			SVR 5	-1,53	0,46	1,16
			B5	-0,19	0,09	1,16
	Área basimétrica	0,35	Cte	34,87	7,71	
			SVR 5	-6,01	1,25	1,39
			B1	-2,34	1,10	1,39
Índice de sitio	0,39	Cte	27,51	2,35		
		B5	-0,78	0,15	1	

4.3. Evaluación de la idoneidad del modelo

Para la evaluación de la idoneidad de los modelos de regresión se generaron en SPSS 17.0 los gráficos de ZRESID y ZPRED (valores pronosticados tipificados y residuos tipificados), también se generaron los histogramas, *Scatterplots* y *Normal Q-Qplots* y se analizó el R^2 con el objetivo de analizar la bondad del ajuste. Se realizó el estudio del VIF para descartar la multicolinealidad de las variables.

En el análisis de la normalidad a través del histograma, *Scatterplots* y *Normal Q-Qplots* de los residuos de aquellas variables cuyo R^2 ajustado $\geq 0,30$ se observó que siguen la distribución normal deseada y observando el VIF en las tablas 8 y 9 (columna VIF) vemos como todos los valores se encuentran por debajo del umbral que marca la multicolinealidad ($VIF \leq 4$). A

continuación, se presentan sus los histogramas y gráficos (los resultados del resto de variables se encuentran en el Anexo IV).

4.3.1. *Pinus radiata*

Tipo de variable: *Árbol*

Variable: Diámetro normal

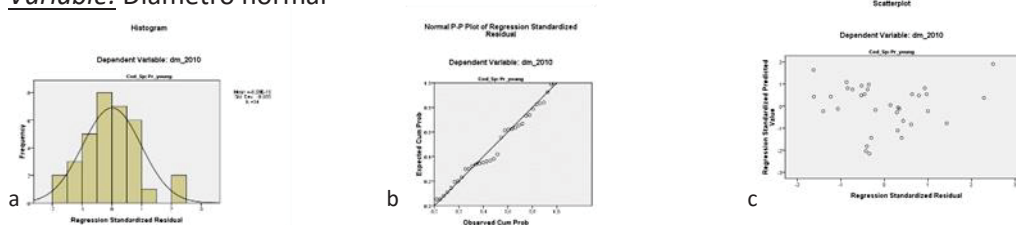


Figura 18: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Diámetro de copa

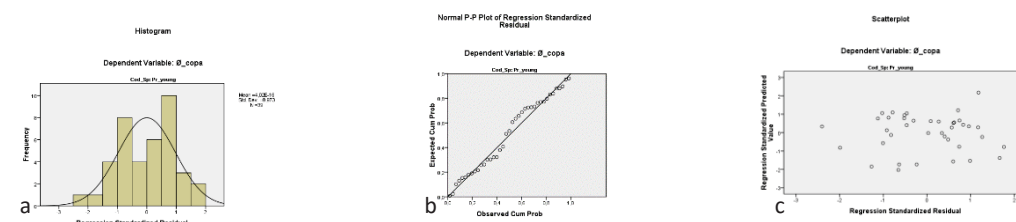


Figura 19: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Tipo de variable: *Masa*

Variable: Fracción de cabida cubierta

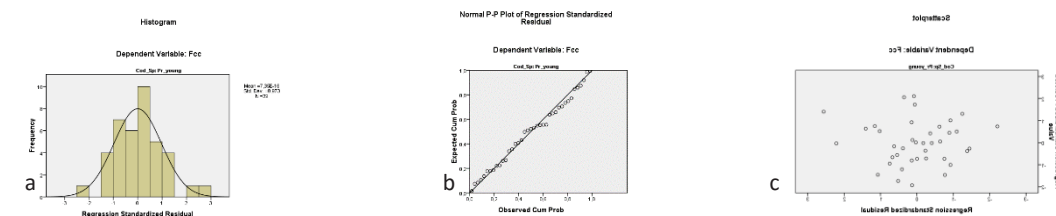


Figura 20: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Diámetro dominante

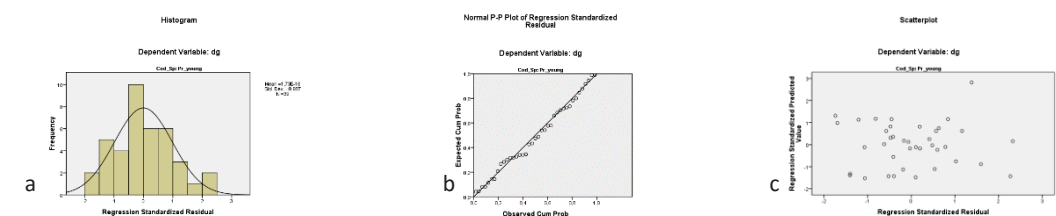


Figura 21: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Coeficiente de espaciamiento

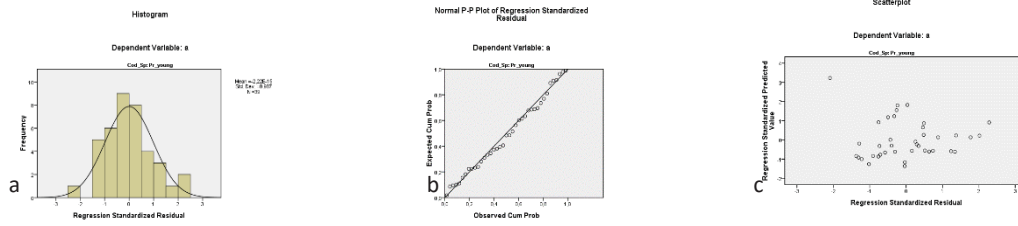


Figura 22: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Número de pies por hectárea

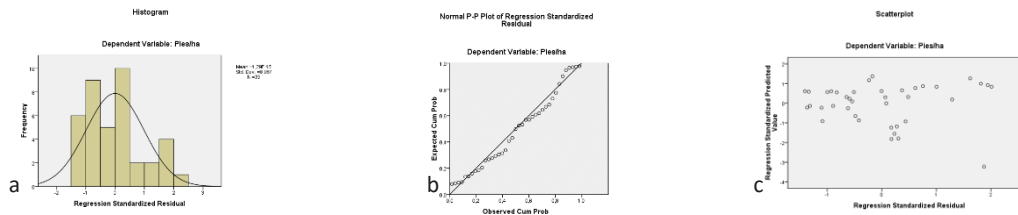


Figura 23: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Tipo de variable: Edáfica

Variable: Magnesio

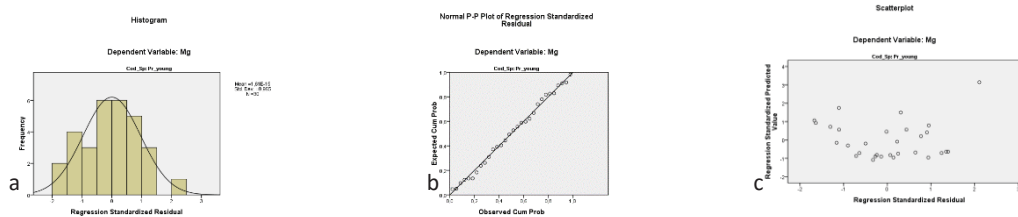


Figura 24: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Potasio

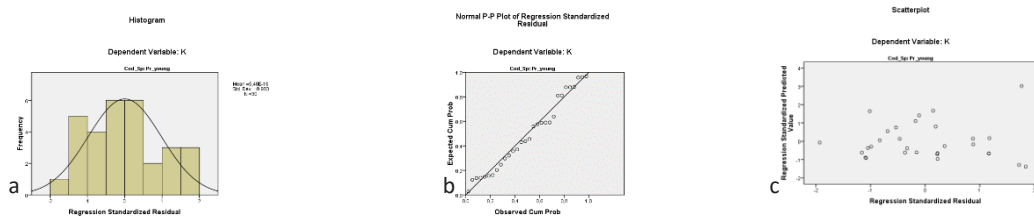


Figura 25: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

4.3.2. *Pinus pinaster*

Tipo de variable: Árbol

Variable: Altura media

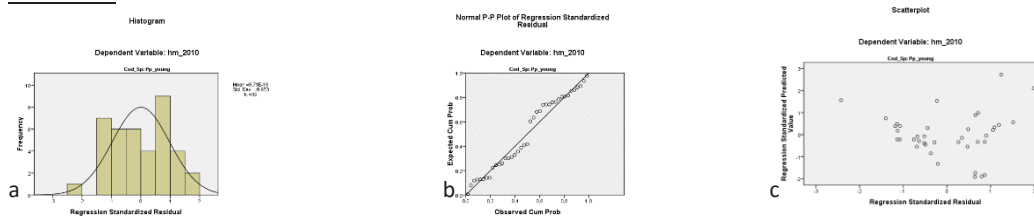


Figura 26: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Altura de copa

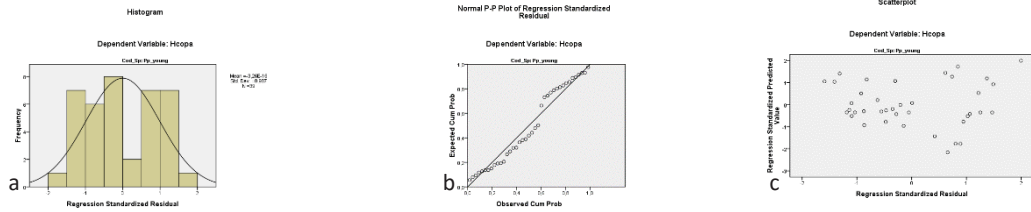


Figura 27: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Fracción de copa verde

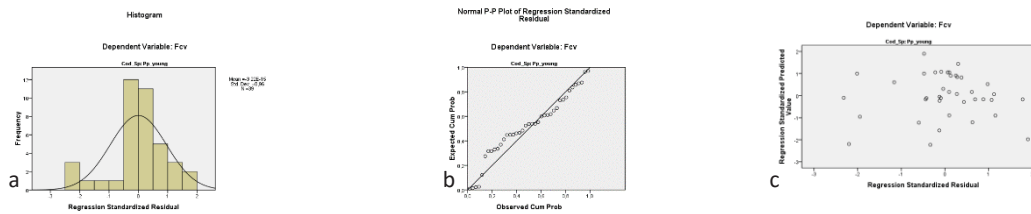


Figura 28: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Tipo de variable: Masa

Variable: Altura dominante

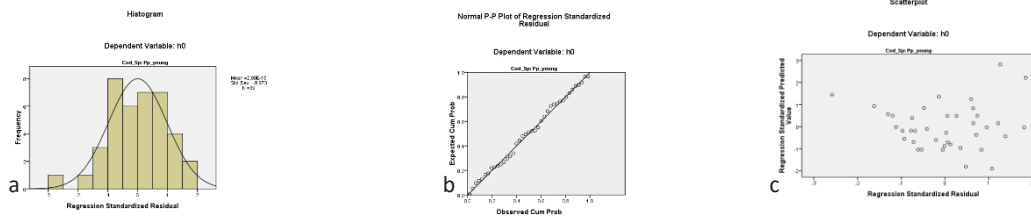


Figura 29: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Índice de Sitio

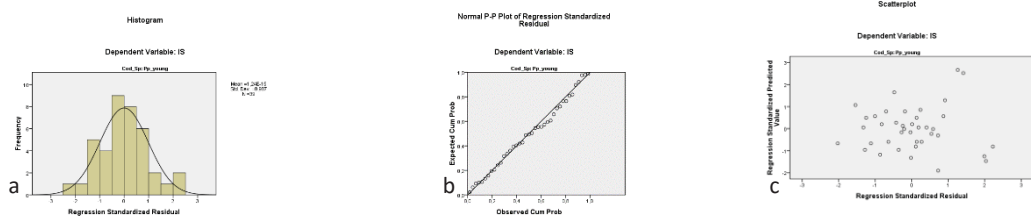


Figura 30: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

Variable: Área basimétrica

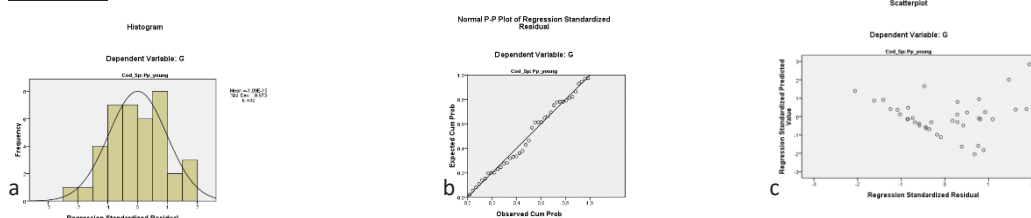


Figura 31: a) Histograma; b) Normal QQPlot; c) Scatterplot

4.4. Árbol de clasificación y regresión

A continuación, se muestran los árboles de clasificación y regresión más representativos para ambas especies, es decir, aquellos cuyo R^2 ajustado es superior a 0,30.

4.4.1. *Pinus radiata*

Tipo de variable: Árbol

Variable: Diámetro de copa ($R^2= 0,45$)

En la Tabla 10 podemos observar que solo tenemos un nivel de división (sólo hay un nodo parental) y que el nodo principal (nodo 0 que describe a la variable dependiente) se ramifica en 2 nodos terminales en función a la principal variable predictora, que en este caso es el NDII 5.

Tabla 10: Resultado del CART del diámetro normal

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	2,51	0,85	39	100	2,51	--	--	--	--
1	1,18	0,61	6	15,4	1,18	0	NDII5	0,32	$\leq 0,08$
2	2,75	0,65	33	84,6	2,72	0	NDII5	0,32	$\geq 0,08$

N= Tamaño de la muestra

Variable: Diámetro medio ($R^2= 0,38$)

En la Tabla 11 podemos observar que, al igual que el caso anterior, solo tenemos un nivel de división. El nodo principal se ramifica en 2 nodos terminales en función a la principal variable predictora, que en este caso es el B3.

Tabla 11: Resultado del CART del diámetro medio

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	8,18	4,29	34	100	8,18	--	--	--	--
1	9,48	3,70	27	79,4	9,48	0	B3	6,59	$\leq 3,55$
2	3,14	2,11	7	20,6	3,14	0	B3	6,59	$> 3,55$

Tipo de variable: Edáfica

Variable: Contenido en Potasio ($R^2= 0,59$).

En este caso podemos observar 2 niveles (Tabla 12), uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función al SVR 7, que es la principal variable predictora. En este caso, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral, explicando el 83,3% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el B4. Entrarían solo 2 variables en este modelo de predicción el SVR 7 y B4.

Tabla 12: Resultado del CART del contenido en potasio

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	0,24	0,11	30	100	0,24	--	--	--	--
1	0,39	0,12	5	16,7	0,39	0	SVR7	0	≤1,56
2	0,21	0,07	25	83,3	0,21	0	SVR7	0	>1,56
3	0,17	0,07	15	50	0,17	2	B4	0	≤24,32
4	0,26	0,06	15	50	0,26	2	B4	0	>24,32

Variable: Contenido en limo ($R^2 = 0,54$).

El árbol, representado en forma de tabla, presenta el mismo aspecto que en el caso anterior (Tabla 13) pero en este caso la variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función al RA, que es la principal variable predictora. El nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral, explicando el 66,7% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el RA de nuevo, por lo tanto, solo nos encontramos con 1 variable que forma parte del modelo de predicción.

Tabla 13: Resultado del CART del porcentaje de limo.

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	9	3,02	30	100	9	--	--	--	--
1	7,23	1,41	10	33,3	7,23	0	RA	1,55	≤1,49
2	9,88	3,24	20	66,7	9,88	0	RA	1,55	>1,49
3	12,25	1,03	9	30	12,55	2	RA	3,06	≤1,77
4	7,94	3,16	11	36,7	7,94	2	RA	3,06	>1,77

Variable: Relación Carbono/Nitrógeno (C/N) ($R^2 = 0,51$).

En este caso se presentan 2 niveles ramificados en 2 nodos terminales (Tabla 14). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a B7, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 1 (56,7%), por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora en este caso es el SVR 7. En este modelo de predicción forman parte 3 variables: B7; SVR 7 y MIR.

Tabla 14: Resultado del CART de la relación C/N

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	22,33	9,27	30	100	22,33	--	--	--	--
1	25,98	9,39	17	56,7	25,98	0	B7	17,38	≤6,60
2	17,56	6,82	13	43,3	17,56	0	B7	17,38	>6,60
3	21,21	7,98	7	23,3	21,21	1	SVR7	9,03	≤1,62
4	29,32	2,94	6	20	29,32	1	SVR7	9,03	>1,62
5	22,90	3,44	7	23,3	22,90	2	MIR	14,90	≤1,85
6	11,25	2,94	6	20	11,25	2	MIR	14,90	>1,85

Variable: Carbono ($R^2= 0,45$)

En este caso se presentan 2 niveles ramificados en 2 nodos terminales (Tabla 15). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a B7, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 1 (56,7%), por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora en este caso es el SVR 7. En este modelo de predicción forman parte 3 variables: B7; SVR 7 y MIR (al igual que el caso anterior).

Tabla 15: Resultado del CART del contenido en carbono

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	3,38	1,71	30	100	3,38	--	--	--	--
1	3,95	1,85	17	56,7	3,95	0	B7	0,46	≤6,60
2	2,58	1,14	13	43,3	2,58	0	B7	0,46	>6,60
3	2,57	0,79	5	16,7	2,57	1	SVR7	0,45	≤1,56
4	4,53	1,89	12	40	4,53	1	SVR7	0,45	>1,56
5	3,38	0,99	7	23,3	3,38	2	MIR	0,32	≤1,85
6	1,65	0,23	6	20	1,65	2	MIR	0,32	>1,85

Variable: Profundidad del suelo ($R^2= 0,34$)

Se observan 2 niveles ramificados en 2 nodos terminales (Tabla 16). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a MIR, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 1 (64,1%), por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora en este caso es de nuevo el MIR. En este modelo de predicción forman parte 2 variables: B7 y MIR.

Tabla 16: Resultado del CART de la profundidad del suelo

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	0,35	0,16	39	100	0,35	--	--	--	--
1	0,32	0,16	25	64,1	0,32	0	MIR	0	≤2,08
2	0,42	0,14	14	35,9	0,42	0	MIR	0	>2,08
3	0,36	0,17	17	43,6	0,36	1	MIR	0	≤1,90
4	0,22	0,07	8	20,5	0,32	1	MIR	0	>1,90
5	0,32	0,11	6	15,4	0,32	2	B5	0	≤10,32
6	0,49	0,13	8	20,5	0,49	2	B5	0	>10,32

Variable: Materia orgánica ($R^2= 0,31$)

Se observan 2 niveles ramificados en 2 nodos terminales (Tabla 17). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a B7, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 1 (56,7%), por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora en SVR7. En este modelo de predicción forman parte 3 variables: B7, SVR 7 y MIR.

Tabla 17: Resultado del CART del contenido en materia orgánica.

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	5,80	2,95	30	100	5,80	--	--	--	--
1	6,82	3,20	17	56,7	6,82	0	B7	1,37	≤6,60
2	4,48	1,98	13	43,3	4,46	0	B7	1,37	>6,60
3	4,43	1,25	5	16,7	4,43	1	SVR7	1,34	≤1,56
4	7,82	3,26	12	40	7,82	1	SVR7	1,34	>1,56
5	5,83	1,72	7	23,3	5,83	2	MIR	0,95	≤1,85
6	2,85	0,39	6	20	2,85	2	MIR	0,95	>1,85

4.4.2. *Pinus pinaster*

Tipo de variable: *Árbol*

Variable: Altura de copa ($R^2= 0,52$)

Como podemos observar hay 2 niveles (Tabla 18) uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función al SVR 5, que es la principal variable predictora. En este caso, el nodo dividido es el que representa al grueso del

rango muestral (nodo 2), explicando el 84,6% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el B4. Entrarían solo 2 variables en este modelo de predicción el SVR 5 y B4.

Tabla 18: Resultados del CART de la altura de copa

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	2,69	1,11	39	100	2,69	--	--	--	--
1	4,29	1,12	6	15,4	4,29	0	SVR5	0,46	≤3,05
2	2,40	0,83	33	84,6	2,40	0	SVR5	0,46	>3,05
3	2,82	0,92	17	43,6	2,82	2	B4	0,15	≤24,93
4	1,97	0,43	16	41	1,97	2	B4	0,15	>24,93

Variable: Diámetro medio ($R^2= 0,44$)

Como podemos observar hay 2 niveles (Tabla 19), uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función al SVR 5, que es la principal variable predictora. En este caso, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 79,5% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el B4. Entrarían solo 2 variables en este modelo de predicción el SVR 5 y B4.

Tabla 19: Resultado del CART del diámetro medio

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	5,21	3,54	39	100	5,21	--	--	--	--
1	9,39	3,68	8	20,5	9,39	0	SVR5	4,51	≤3,11
2	4,13	2,61	31	79,5	4,13	0	SVR5	4,51	>3,11
3	4,67	2,72	24	61,5	4,67	2	B4	0,80	≤27,71
4	2,26	0,73	7	17,9	2,26	2	B4	0,8	>27,71

Variable: Altura de la primera rama verde ($R^2= 0,37$)

En la Tabla 20 podemos observar que solo tenemos un nivel de división (sólo hay un nodo parental) y que este nodo principal se ramifica en 2 nodos terminales en función a la principal variable predictora, que en este caso es B3.

Tabla 20: Resultado del CART de la altura de la primera rama verde

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	0,85	0,85	39	100	0,85	--	--	--	--
1	1,85	1,24	8	20,5	1,85	0	B3	0,25	≤3,05
2	0,59	0,48	31	79,5	0,59	0	B3	0,25	>3,05

Tipo de variable: Masa

Variable: Índice de Hart- Becking ($R^2= 0,61$).

Podemos observar 3 niveles (Tabla 21), ramificados en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a B4, que es la principal variable predictora. En el primer nivel, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 1), explicando el 82,1% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el NDII 5. En el siguiente nivel, el nodo dividido es el que representa el mayor porcentaje de nuevo (66,7%), siendo la principal variable predictora el NDVI. En este caso entrarían a formar parte del modelo 3 variables: B4, NDII 5 y NDVI.

Tabla 21: Resultado CART Índice de Hart- Becking

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	82,87	35,13	39	100	82,87	--	--	--	--
1	73,46	28,84	32	82,1	73,46	0	B4	404,61	$\leq 27,71$
2	125,88	29,85	7	17,9	125,88	0	B4	404,61	$> 27,71$
3	80,97	26,15	26	66,7	80,97	1	NDII5	200,33	$\leq 0,30$
4	40,93	13,27	6	15,4	40,93	1	NDII5	200,33	$> 0,30$
5	65,51	23,08	11	28,2	65,51	3	NDVI	116,86	$\leq 0,67$
6	92,31	22,69	15	38,5	92,31	3	NDVI	116,86	$> 0,67$

Variable: Índice de Sitio ($R^2= 0,54$).

Podemos observar 2 niveles (Tabla 22), uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a SVR 7, que es la principal variable predictora. En el primer nivel, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 84,6% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es el NDVI. Entrarían a formar parte del modelo 2 variables: SVR 7 y NDVI.

Tabla 22: Resultados CART del Índice de Sitio

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	15,80	3,38	39	100	15,80	--	--	--	--
1	20,94	3,28	6	15,4	20,94	0	SVR7	4,79	$\leq 1,65$
2	14,87	2,47	33	84,6	14,87	0	SVR7	4,79	$> 1,65$
3	12,12	2,40	5	12,8	12,12	2	NDVI	1,13	$\leq 0,61$
4	15,36	2,17	28	71,8	15,36	2	NDVI	1,13	$> 0,61$

Variable: Diámetro dominante ($R^2= 0,49$)

Se observan 2 niveles ramificados, uno de ellos en 2 nodos terminales (Tabla 23). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a SVR5, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 2 (79,5%), pero es el 1 el que se ramifica, por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora es B4. En este modelo de predicción forman parte 2 variables: SVR5 y B4.

Tabla 23: Resultado del CART del diámetro dominante

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	8,04	4,77	39	100	8,04	--	--	--	
1	13,99	4,47	8	20,5	13,99	0	SVR5	9,11	≤3,11
2	6,51	3,51	31	79,5	6,51	0	SVR5	9,11	>3,11
3	7,25	3,62	24	61,5	7,25	1	B4	1,50	≤27,71
4	3,96	1,21	7	17,9	3,96	1	B4	1,50	>27,71

Variable: Diámetro medio cuadrático ($R^2 = 0,44$)

Se observan 2 niveles ramificados, uno de ellos en 2 nodos terminales (Tabla 24). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a SVR5, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 2 (79,5%), y es el que se encuentra ramificado, por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora es B4. En este modelo de predicción forman parte 2 variables: B4 y SVR 5.

Tabla 24: Resultado del CART del diámetro medio cuadrático

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	5,21	3,54	39	100	5,21	--	--	--	
1	9,39	3,68	8	20,5	9,39	0	SVR5	4,51	≤3,11
2	4,13	2,61	31	79,5	4,13	0	SVR5	4,51	>3,11
3	4,67	2,72	24	61,5	4,67	2	B4	0,80	≤27,71
4	2,26	0,73	7	17,9	2,26	2	B4	0,80	>27,76

Variable: Número de pies por hectárea ($R^2 = 0,35$)

En la Tabla 25 podemos observar que solo tenemos un nivel de división (sólo hay un nodo parental) y que este nodo principal se ramifica en 2 nodos terminales en función a la principal variable predictora, que en este caso es B4.

Tabla 25: Resultado del CART del número de pies por hectárea

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	1174,82	351,40	39	100	1174,82	--	--	--	
1	1701,56	382,15	5	12,5	1701,56	0	B4	40802,38	≤19,69
2	1097,36	276,17	34	87,2	1097,36	0	B4	40802,38	>19,69

Tipo de variable: Edáfica

Variable: Limo ($R^2= 0,72$).

Podemos observar 3 niveles (Tabla 26), ramificados en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a B2. En el primer nivel, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 66,7% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es B1. En el siguiente nivel, el nodo dividido es el que representa el menor porcentaje (30,6%), siendo la principal variable predictora B4. En este caso entrarían a formar parte del modelo 3 variables: B1, B2 y B4.

Tabla 26: Resultado del CART del porcentaje de limo

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	16,71	13,73	36	100	16,71	--	--	--	--
1	9,37	4,77	13	33,3	9,37	0	B2	26,93	≤4,25
2	20,38	13,92	24	66,7	20,38	0	B2	26,93	>4,25
3	28,82	15,69	11	30,5	28,28	2	B1	40,20	≤3,72
4	13,24	6,74	13	36,1	13,24	2	B1	40,20	>3,72
5	40,06	11,40	6	16,7	40,06	3	B4	46,30	≤27,25
6	15,34	5,85	5	13,9	15,34	3	B4	46,30	>27,25

Variable: Alumnio ($R^2= 0,57$)

Observamos 3 niveles (Tabla 27) ramificados en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a B4, que es la principal variable predictora. En el primer nivel, el nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 86,1% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es SVR 7. En el siguiente nivel, el nodo dividido es el que representa el menor porcentaje (27,8%), siendo la principal variable predictora B1. En este caso entrarían a formar parte del modelo 3 variables: B1, B4 y SVR 7.

Tabla 27: Resultado del CART del porcentaje de limo

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	4,96	2,26	36	100	4,96	--	--	--	--
1	7,82	1,33	5	13,9	7,82	0	B4	1,32	≤19,69
2	4,50	2,03	31	86,1	4,50	0	B4	1,32	>19,69
3	2,88	1,71	10	27,80	2,88	2	SVR7	1,06	≤1,79
4	5,27	1,72	21	58,3	5,27	2	SVR7	1,06	>1,79
5	1,70	1,70	5	13,9	1,70	3	B1	0,38	≤3,79
6	4,06	0,45	5	13,9	4,06	3	B1	0,38	>3,79

Variable: Materia orgánica ($R^2= 0,48$)

En la Tabla 28 observamos 2 niveles, uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a SVR 7, que es la principal variable predictora. El nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 58,3% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es NDVI. Entrarían a formar parte del modelo 2 variables: SVR 7 y NDVI.

Tabla 28: Resultado del CART del contenido en materia orgánica

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	6,57	3,83	36	100	6,57	--	--	--	--
1	4,29	2,33	15	41,7	4,29	0	SVR7	3,70	≤1,82
2	8,20	3,90	31	58,3	8,20	0	SVR7	3,70	>1,82
3	6,58	2,60	14	38,9	6,58	2	NDVI	3,06	≤0,76
4	11,43	4,20	7	19,4	11,40	2	NDVI	3,06	>0,76

Variable: Carbono ($R^2= 0,48$)

En la Tabla 29 observamos 2 niveles, uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a SVR 7, que es la principal variable predictora. El nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 58,3% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es NDVI. Entrarían a formar parte del modelo 2 variables: SVR 7 y NDVI, al igual que el modelo anterior.

Tabla 29: Resultado del CART del contenido en carbono

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	3,81	2,22	36	100	3,81	--	--	--	--
1	2,49	1,35	15	41,7	2,49	0	SVR7	1,24	≤1,82
2	4,75	2,26	21	58,3	4,75	0	SVR7	1,24	>1,82
3	3,81	1,51	14	38,9	3,81	2	NDVI	1,03	≤0,76
4	6,63	2,43	7	19,4	6,63	2	NDVI	1,03	>0,76

Variable: Nitrógeno ($R^2= 0,43$)

Podemos observar (Tabla 30) 2 niveles, uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a B7, que es la principal variable predictora. El nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 2), explicando el 66,7% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es B4. Entrarían a formar parte del modelo 2 variables: B4 y B7.

Tabla 30: Resultado del CART del contenido en nitrógeno

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	0,16	0,07	36	100	0,16	--	--	--	--
1	0,13	0,2	13	33,3	0,13	0	B7	0	≤6,60
2	0,18	0,08	24	66,7	0,18	0	B7	0	>6,60
3	0,16	0,04	18	50	0,16	2	B4	0	≤26,17
4	0,25	0,12	6	16,7	0,25	2	B4	0	>26,17

Variable: Arena ($R^2= 0,40$)

Podemos observar (Tabla 31) 2 niveles, uno de ellos ramificado en 2 nodos terminales. La variable dependiente se ramifica en dos nodos en función a B1, que es la principal variable predictora. El nodo dividido es el que representa al grueso del rango muestral (nodo 1), explicando el 61,1% de los casos. La principal variable predictora de este nodo es B2. Entrarían a formar parte del modelo 2 variables: B1 y B2.

Tabla 31: Resultado del CART del contenido en arena

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	63,08	14,44	36	100	63,06	--	--	--	--
1	59,10	15,09	22	61,1	59,10	0	B1	24,54	$\leq 3,72$
2	69,27	11,20	14	38,9	69,27	0	B1	24,54	$> 3,72$
3	68,49	10,73	11	30,6	68,49	1	B2	53,84	$\leq 4,11$
4	49,72	13	11	30,6	49,72	1	B2	53,84	$> 4,11$

Variable: Magnesio ($R^2= 0,32$)

En la Tabla 32 podemos observar que solo tenemos un nivel de división (sólo hay un nodo parental) y que este nodo principal se ramifica en 2 nodos terminales en función a la principal variable predictora, que en este caso es NDII 5.

Tabla 32: Resultado del CART del contenido en magnesio.

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	1,23	0,97	36	100	1,23	--	--	--	--
1	0,67	0,23	14	47,2	0,67	0	NDII5	0,27	$\leq 0,24$
2	1,73	1,11	19	52,8	1,73	0	NDII5	0,27	$> 0,24$

Variable: Relación C/N ($R^2 = 0,32$)

Se observan 2 niveles ramificados, uno de ellos en 2 nodos terminales (Tabla 33). La variable dependiente se ramifica en 2 nodos en función a SVR5, que es la principal variable predictora. El grueso de los valores se encuentra explicado en el nodo 2 (79,5%), y es el que se encuentra ramificado, por lo tanto, continuamos nuestro análisis por esta rama y vemos que la principal variable predictora en B4. En este modelo de predicción forman parte 2 variables: B4 y SVR 5.

Tabla 33: Resultado del CART de la relación C/N

Nodo	Media	Desviación Estándar	N	Porcentaje	Media Predicha	Nodo parental	Variable Independiente		
							Variable	Mejora	Valor de corte
0	23,82	11,82	36	100	23,82	--	--	--	--
1	20,04	10,79	25	69,4	20,04	0	SVR5	32,50	$\leq 3,92$
2	32,42	9,63	11	30,6	32,42	0	SVR5	32,50	$> 3,92$
3	26,24	9,79	5	13,9	26,24	2	B2	9,72	$\leq 4,11$
4	37,57	6,22	6	16,7	37,57	2	B2	9,72	$> 4,11$

4.5. Comparación entre los modelos operativos

A modo de resumen se ha realizado un cuadro para cada una de las especies analizadas, pino de Monterrey (Tabla 34) y pino marítimo (Tabla 35), en donde podemos apreciar qué modelo de predicción es el que mejor se ajusta a cada una de las variables estudiadas.

Tabla 34: Modelos de predicción en *P. radiata* (RLM: Regresión Lineal Múltiple; CART: Árbol de clasificación y regresión)

Tipo de variable	Variable dependiente	Modelo	R ²
Árbol	Diámetro medio	RLM	0,44
	Diámetro de copa	CART	0,45
	Altura media	RLM	0,15
	Edad	RLM	0,16
	Altura de la copa	RLM	0,19
Masa	Fracción de cabida cubierta	RLM	0,33
	Altura dominante	RLM	0,15
	Número de pies por hectárea	RLM	0,36
	Diámetro medio cuadrático	RLM	0,35
	Diámetro medio dominante	RLM	0,13
	Área basimétrica	RLM	0,14
	Índice de Hart- Becking	RLM	0,23
	Índice de sitio	RLM	0,17
	Coefficiente de esbeltez	RLM	0,18
	Coefficiente de espaciamento	RLM	0,35
Edáficas	Profundidad del suelo	CART	0,31
	Conductividad eléctrica	RLM	0,16
	Materia orgánica	CART	0,45
	Carbono	CART	0,45
	Nitrógeno	CART	0,13
	Relación C/N	CART	0,51
	Calcio	RLM	0,11
	Sodio	RLM	0,12
	Magnesio	RLM	0,38
	Potasio	CART	0,59
	Arena	RLM	0,10
	Arcilla	RLM	0,13
	Limo	CART	0,54

Tabla 35: Modelos de predicción en *P. pinaster* (RLM: Regresión Lineal Múltiple; CART: Árbol de clasificación y regresión)

Tipo de variable	Variable dependiente	Modelo	R ²
Árbol	Diámetro medio	CART	0,44
	Diámetro de copa	CART	0,27
	Altura media	RLM	0,37
	Altura de la primera rama verde	CART	0,27
	Edad	RLM	0,27
	Altura de la copa	CART	0,52
	Fracción de copa viva	RLM	0,54
	Área de copa	RLM	0,23
Masa	Fracción de cabida cubierta	RLM	0,18
	Altura dominante	RLM	0,40
	Número de pies por hectárea	CART	0,35
	Diámetro medio cuadrático	CART	0,44
	Diámetro medio dominante	CART	0,49
	Área basimétrica	RLM	0,35
	Índice de Hart- Becking	CART	0,61
	Índice de sitio	CART	0,54
	Coefficiente de espaciamiento	CART	0,29
Edáficas	Materia orgánica	CART	0,48
	Carbono	CART	0,48
	Nitrógeno	CART	0,43
	Relación C/N	CART	0,32
	Calcio	CART	0,40
	Sodio	CART	0,28
	Magnesio	CART	0,17
	Aluminio	CART	0,57
	Potasio	RLM	0,17
	Capacidad de intercambio catiónico	RLM	0,17
	Arena	CART	0,40
Limo	CART	0,72	

5. DISCUSIÓN

Se ha podido observar como los índices que contienen la zona del infrarrojo medio de onda corta o SWIR (*Short Wavelength Infrared*, así como las bandas Landsat 5/7 pertenecientes a esta zona del espectro (banda 5 y banda 7), son las que producen mejores correlaciones con las variables estudiadas como dicen Souza y Ponzoni (1998) que indican que utilizar las bandas pertenecientes al SWIR en lugar de la zona del rojo (banda 3 -B3-) producirán mejores correlaciones con la vegetación.

En estudios previos efectuados en bosques de coníferas, Franklin *et al.* (2000) determinaron que los valores de reflectancia espectral del visible (B1, B2 y B3) varían de forma inversa al área basimétrica, en nuestro caso nos encontramos con la relación inversa de este parámetro con el SVR 5, donde se encuentran incluidos estos valores. Los resultados encontrados nos indican que la edad esta inversamente correlacionada con B5 y son coincidentes con los de Wolter *et al.*, (2008).

Hall *et al.* (2006) indican que las bandas 4 y 5 son las que presentan un mayor grado de correlación con respecto a la altura, si observamos solo los resultados de las correlaciones con las bandas podemos ver como esta pauta también se cumple en el presente estudio (estos autores no trabajaron con índices).

Los modelos predictivos no son una ciencia exacta, éstos pueden estar influenciados por los métodos estadísticos, factores topográficos y la estructura de la vegetación (Frescino y Gretchen, 2002). Los árboles de decisión son modelos robustos, de fácil implementación y transparentes en sus operaciones que han sido utilizados en estudios forestales a nivel global utilizando datos Landsat (Hansen *et al.*, 2015).

A la vista de los resultados obtenidos al efectuar los modelos de regresión lineal múltiple, el índice que se encuentra presente en un número mayor de expresiones de cálculo es el SVR 5. Podemos observar como el NDVI no forma parte de ninguna relación lineal tal y como sugiere Gamon *et al.* (1995) en bosques templados. Los modelos que presentan un mejor ajuste ($R^2 \geq 0,30$) son los que contienen el SVR 5, MIR, MSI, y B5.

Li *et al.* (2011) utilizaron la regresión paso a paso y los árboles de decisión para estimar la altura en bosques jóvenes, de menos de 20 años, por combinación de las variables con datos radiométricos y obtuvieron un R^2 de 0,15 y 0,19 respectivamente. En el presente estudio se ha obtenido resultados similares en el caso del pino de Monterrey ($R^2 = 0,15$), y mejores para el pino marítimo ($R^2 = 0,37$) en el caso de la regresión paso a paso.

Considerando las ventajas y desventajas de las diferentes imágenes provenientes de teledetección, la serie Landsat es una de las más utilizadas en estimación de las variables dasométricas, por ejemplo, Agarwal *et al.*, (2014) utilizan los arboles de clasificación y regresión para diferenciar distintos usos de suelo; Pflugmacher *et al.*, (2014) utilizan el mismo sistema para la estimación de biomasa o Freitas *et al.*, (2005) los cuales estiman densidades, diámetros y área basal a través de regresiones múltiples con índices de vegetación.

La relación existente entre las variables indicadoras de la estructura forestal y los parámetros radiométricos es muy útil para evaluar los tipos de bosque en lugar de solo cartografiarlos.

6. CONCLUSIONES

Mediante el presente estudio se evaluó la relación existente entre distintas variables dasométricas de interés forestal y los datos radiométricos e índices de vegetación extraídos de imágenes provenientes de los sensores TM y EMT+ de los satélites Landsat 5 y 7, respectivamente. En vista a los resultados obtenidos se han llegado a las siguientes conclusiones:

- En parcelas de *Pinus radiata* es posible estimar, a través de datos Landsat y con R^2 ajustado $> 0,30$, las siguientes variables dasométricas: diámetro medio, diámetro de copa, fracción de cabida cubierta, número de pies por hectárea, diámetro medio cuadrático y coeficiente de espaciamiento. Las variables edáficas que podemos determinar son: contenido en materia orgánica, carbono, magnesio, potasio, limo y relación C/N.
- En el caso de parcelas de *Pinus pinaster*, las variables dasométricas que se pueden estimar en las mismas condiciones que en el caso de *P. radiata*, son: diámetro medio, diámetro medio cuadrático, altura media, altura de copa, fracción de copa viva, altura dominante, área basimétrica, índice de sitio, número de pies por hectárea, diámetro dominante e Índice de Hart-Becking. Las variables edáficas que podemos cuantificar son: contenido en materia orgánica, carbono, nitrógeno, calcio, aluminio, arena, limo, y relación C/N
- En cuanto a las variables dasométricas, en las parcelas de *P. radiata*, el mejor ajuste (R^2) ha sido en la determinación del diámetro de copa mediante el árbol de clasificación y decisión (CART), obteniendo un $R^2=0,45$. En las parcelas de *P. pinaster*, el mejor ajuste se ha obtenido en la determinación del Índice de Hart-Becking (0,61) siguiendo el mismo método.
- Dentro de las variables edáficas, en las parcelas de *P. radiata*, el mejor ajuste lo presenta el contenido en potasio mediante CART con un valor de $R^2=0,59$ mientras que, en parcelas de *P. pinaster* es el contenido en limo el que presenta el mejor ajuste (0,72), también obtenido mediante CART.
- En cuanto a las variables dependientes de *P. radiata* el método de regresión lineal múltiple es que presenta mejores resultados, mientras que es el CART en las dependientes de *P. pinaster*.
- Las bandas e índices que contienen el SWIR son las que se encuentran presentes en un mayor número de correlaciones.
- En cuanto a las variables independientes, en los modelos de regresión paso a paso, es el SVR 5 el que se encuentra presente en un mayor número de expresiones de cálculo. En los modelos CART es B4.

7. BIBLIOGRAFÍA

AGARWAL, R., RANJAN, P., Y CHIPMAN, H. (2014). A new Bayesian ensemble of trees approach for land cover classification of satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(6), 507-520.

ARZANI H. Y KING G.W. (1997). Application of remote sensing (Landsat TM data) for vegetation parameters measurement in western division of NSW. En: XVIII IGC (International Grassland Congress), Winnipeg, Manitoba, Canada.

BARÓN LÓPEZ, F. J., TÉLLEZ MONTIEL, F. (2000) Apuntes de bioestadística. Apuntes de Bioestadística.

BERLANGA-SILVENTE, V., RUBIO-HURTADO, M. J., Y VILÀ-BAÑOS, R. (2013). Com aplicar arbres de decisió en SPSS. REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació, 6(1), pp-65.

BREIMAN, L. (1984). Classification and regression trees. CRC press.

BROWN, L., CHEN, J. M., LEBLANC, S. G., Y CIHLAR, J. (2000). A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forests: An image and model analysis. *Remote sensing of environment*, 71(1), 16-25.

CABACINHA, C. D., Y DE CASTRO, S. S. (2009). Relationships between floristic diversity and vegetation indices, forest structure and landscape metrics of fragments in Brazilian Cerrado. *Forest ecology and management*, 257(10), 2157-2165.

CAMBELL, J. B., WYNNE, R. H. (2011) Introduction to remote sensing. The Guilford Press, New York

CHUVIECO, E. (1996). Fundamentos de Teledetección. Ediciones Rialp, SA ISBN: 84-321-3217-X

CONTRERAS ÁLVAREZ, S. J. (2000) Estadística aplicada: teoría y problemas.

DECONINCK, E., ZHANG, M. H., COOMANS, D., Y VANDER HEYDEN, Y. (2006) Classification tree models for the prediction of blood-brain barrier passage of drugs. *Journal of chemical information and modeling*, vol. 46, no 3, p. 1410-1419.

DEL CARMEN GARCÍA, M. CASTELLANA, N., RAPELLI, C., KOEGEL, L., Y CATALANO, M (2014) Criterios de información y predictivos para la selección de un modelo lineal mixto. *SaberEs*, no 6.

DEL OLMO, M.V., GUTIÉRREZ, J., BURGOS, M. (2000). Pasado, presente y futuro de la teledetección de alta resolución

DÍAZ, P., FERNÁNDEZ, P. (2002) Determinación del tamaño muestral para calcular la significación del coeficiente de correlación lineal. *Unidad Epidemiol. Clínica y Bioestad*, p. 1-6.

DONOGHUE, D.N.M., WATT, P.J., DUNFORD, R.W., WILSON, J., STAPLES, S., SMITH, S., BATTS, A. Y WOODING, M. J. (2004). An evaluation of the use of satellite data for monitoring *Picea sitchensis* plantation forest establishment and growth. *Forestry* 7 (5): 389 384-396.

EKLUNDH, L., HALL, K., ERIKSSON, H., ARDÖ, J., Y PILESJÖ, P. (2003). Investigating the use of Landsat thematic mapper data for estimation of forest leaf area index in southern Sweden. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(3), 349-362.

ELVIDGE C.D., LYON R. (1985). Estimation of the vegetation contribution to the 1.65/2.22 μm ratio in air-borne thematic-mapper imagery of the Virginia Range, Nevada. *International Journal of Remote Sensing* 6:75–88.

FEILHAUER, H. Y SCHMIDTLEIN, S. (2009). Mapping continuous fields of forest α - and β -diversity. *Applied Vegetation Science* 12: 429–439.

FERNÁNDEZ-MANSO, A. Y SARMIENTO-MAILLO, A. (coords.). 2004. El pino radiata (*Pinus radiata*): Manual de gestión forestal sostenible. Junta de Castilla y León (Serie divulgativa). 62 pp.

FRANKLIN, S. E., MOSKAL, L. M., LAVINGE, M. B., Y PUGH, K. (2000). Interpretation and classification of partially harvested forest stands in the Fundy Model Forest using multitemporal Landsat TM data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 26(4), 318–333.

FRANKLIN S, HALL R, SMITH L, GERYLO G (2003). Discrimination of conifer height, age and crown closure classes using Landsat-5 TM imagery in the Canadian Northwest Territories. *International Journal of Remote Sensing* 24 (9): 1823-406 1834.

FREITAS, S. R., MELLO, M. C., Y CRUZ, C. B. (2005). Relationships between forest structure and vegetation indices in Atlantic Rainforest. *Forest Ecology and Management*, 218(1), 353-362.

GAMON, J. A., FIELD, C. B., GOULDEN, M. L., GRIFFIN, K. L., HARTLEY, A. E., JOEL, G., Y VALENTINI, R. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. *Ecological Applications*, 5(1), 28-41.

GARCÍA-FERRER PORRAS, A. (2013). Potencialidad y nuevas orientaciones en el uso de la teledetección en agricultura y silvicultura. *Revista Ambienta* nº 105: 6-15.

GEE, G.W., BAUDE, R.J.W. (1996). Particle size analysis. In: Klute A (eds) *Methods of soil analysis*, part 1, 2nd ed. American Society of Agronomy, Madison, pp 383–411

GILBERT, M. A., GONZÁLEZ-PIQUERAS, J., Y GARCÍA-HARO, J. (1997). Acerca de los índices de vegetación. *Revista de teledetección*, 8(10).

GONZÁLEZ ALONSO, F. (1997). Aplicaciones Forestales de la Teledetección espacial e España. *Revista Montes* nº 48: 31-33.

HALL, R. J., SKAKUN, R. S., ARSENAULT, E. J., Y CASE, B. S. (2006). Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest ecology and management*, 225(1), 378-390.

HANSEN, M. J., FRANKLIN, S. E., WOODSMA, C., Y PETERSON, M. (2001). Forest structure classification in the north Columbia Mountains using the Landsat TM Tasseled Cap Wetness component. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27(1), 20–32.

HANSEN, M. C., POTAPOV, P. V., GOETZ, S. J., TURUBANOVA, S., TYUKAVINA, A., KRYLOV, A., Y EGOROV, A. (2016). Mapping tree height distributions in Sub-Saharan Africa using Landsat 7 and 8 data. *Remote Sensing of Environment*.

HARDISKY M.A., KLEMAS V., SMART R.M. (1983). The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectances of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing* 49:77–83.

HEVIA CABAL, A. (2013). Influencia de la poda en el desarrollo de masas de *Pinus radiata* D. Don y *Pinus pinaster* Aiton en Asturias. Tesis doctoral.

HUETE, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25: 295–309.

HUNT E.R., ROCK B.N. (1989). Detection of changes in leaf water content using near and middleinfraredreflectances. *Remote Sensing of Environment* 30:43–54.

Ji,L., WYLIE, B.K., NOSSOV, D.R., PETERSON, B., WALDROP, M.P., MCFARLAND, J.W., ROVER, J., HOLLINGSWORTH, T.N. (2012). Estimating aboveground biomass in interior Alaska with Landsat data and field measurements. *Internationa Earth Observation and Geoinformation* 18: 451-461.

JORDAN C.F. (1969). Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50:663–666.

KILMER, J., Y SALINAS, P. Árboles de decisión.

LAFUENTE LAGUNA, D., RODRÍGUEZ NUÑEZ, L., MAJADA GUIJO, J.P. (2014). *Pinus pinaster* Aiton En Pemán García, J., Navarro Cerrillo, R. M., Nicolás Peragón, J.L., Prada Sáez, M. A.; Serrada Hierro, R. (Coords) (2014). Producción y manejo de semillas forestales. Tomo I. Magrama.

LARIO LEZA, F.J. (2014). *Pinus radiata* D. Don En Pemán García, J., Navarro Cerrillo, R. M., Nicolás Peragón, J.L., Prada Sáez, M. A.; Serrada Hierro, R. (Coords) (2014). Producción y manejo de semillas forestales. Tomo I. Magrama.

LI, A., HUANG, C., SUN, G., SHI, H., TONEY, C., ZHU, Z., ROLLINS, M.G., GOWARD, S.N. Y MASEK, J.G. (2011). Modeling the height of young forests regenerating from recent disturbances in Mississippi using Landsat and ICESat data. *Remote Sensing of Environment* 115 (8): 1837–1849.

LU, D., MAUSEL, P., BRONDIZIO, E., Y MORAN, E. (2004). Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *Forest ecology and management*, 198(1), 149-167.

LUTHER, J.E., FOURNIER, R.A., PIERCEY, D.E., GUINDON, L., HALL, R.J. (2006). Biomass mapping using forest type and structure derived from Landsat TM imagery. *International Journal of applied Earth Observation and Geoinformation*. 8 459 (3):173-187.

MANDEVILLE, P. B. (2008) ¿Por qué se deben centrar las covariables en regresión lineal?. *Ciencia UANL*, vol. 11, no 3, p. 300-305.

MARTÍNEZ ORTEGA, R. M. TUYA PENDÁS, L. C., MARTÍNEZ ORTEGA, M., PÉREZ ABREU, A., & CÁNOVAS, A. M (2009) El coeficiente de correlación de los rangos de Spearman. Disponible en<http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttextpid=S1729-519X2009000200017yIng=esynrm=iso>. ISSN 1729-519X

MITJANS, E. (1996). Segmentación automática para árboles de decisión: estudio de la estabilidad y la complejidad del algoritmo. Tesis Doctoral. Universitat Politècnica de Catalunya.

MOISEN, G. G., Y FRESCINO, T. S. (2002). Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics. *Ecological modelling*, 157(2), 209-225.

NAVARRO- CERRILLO, R. M. (2013). Evaluación de variables biofísicas mediante teledetección en pinares mediterráneos. *Revista Ambienta* nº 105: 78-88.

PARDO, A., RUÍZ, M. Á. (2002) SPSS 11 Guía para el análisis de datos. Madrid: McGraw-Hill.

PÉREZ, C. (2011). Técnicas de segmentación. Conceptos, herramientas y aplicaciones. Madrid: Gaceta Grupo Editorial.

FLUGMACHER, D., COHEN, W. B., KENNEDY, R. E., Y YANG, Z. (2014). Using Landsat-derived disturbance and recovery history and lidar to map forest biomass dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 151, 124-137.

POULAIN M, PEÑA M, SCHMIDT A, SCHMIDT H, SCHULTE A (2010). Relationships between forest variables and remote sensing data in a *Nothofagus pumilio* forest. *Geocarto Internacional* 25 (1): 25-43.

QI, J., CHEBBOUNI, A., HUETE, A. R., KERR, Y. H., Y SOROOSHIAN, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote sensing of environment*, 48(2), 119-126.

RAMÍREZ, G., VASQUEZ, M., CAMARDIEL, A., PEREZ, B., & GALINDO, P (2005) Detección gráfica de la multicolinealidad mediante el h-plot de la inversa de la matriz de correlaciones.

RECONDO, C. (2016) Apuntes de corrección radiométrica de imágenes del Máster en Teledetección y Sistemas de Información Geográfica. Universidad de Oviedo.

RECONDO, C., WOZNIAK, E., PÉREZ-MORANDEIRA, C.S. (2002). Cartografía de zonas quemadas en Asturias durante el periodo 1991-2001 a partir de imágenes Landsat-TM. *Revista de Teledetección (Revista de la Asociación Española de Teledetección)*, 18, 47-55.

RECONDO, C., WOZNIAK, E., PÉREZ-MORANDEIRA, C.S. (2003). Map of burnt zones in Asturias in the period 1991-2001 created from Landsat-TM Images. *Proceedings of the 4th workshop on remote sensing and GIS applications to forest fires management*. Ghent (Belgium), 5-7 June 2003. 2-908885-25-5. pp. 193-196.

RECONDO, C., WOZNIAK, E., PÉREZ-MORANDEIRA, C.S. (2007). Capítulo "Teledetección de incendios" (Páginas 59-140). En el libro *Impacto de los incendios forestales en Asturias. Análisis de los últimos 30 años*. Principado de Asturias, INDUROT (Universidad de Oviedo) y KRK Ediciones. ISBN: 978-84-8367-043-9.

REQUE, J. A., Y PÉREZ, R. A. (2011). Del monte al rodal. Manual SIG de inventario forestal.

ROCCHINI, D. Y NETELER, M. (2012) Let the four freedoms paradigm apply to ecology. *Trends in Ecology and Evolution* 27: 310–311.

ROCK, B.N., VOGELMANN, J.E., WILLIAMS, D.L., VOGHEMANN, A.F., HOSHIZAKI, T. (1986). Remote detection of forest damage. *Bioscience* 36:439–445.

RODRÍGUEZ, F (2016). Ajuste y diagnosis de modelos de regresión aplicados al inventario. LiDAR y Estructura de Bosque. Métodos de Masa. ETS Ingenieros Agrónomos y de Montes (UCO-ETSIAM). Plataforma de formación on-line.

RODRÍGUEZ, F (2016). Conceptos básicos de estadística. LiDAR y Estructura de Bosque. Métodos de Masa. ETS Ingenieros Agrónomos y de Montes (UCO-ETSIAM). Plataforma de formación on-line.

RODRÍGUEZ, R., CUETO, A., MAJADA, J. Y BENITO, J.L. (2006). Selvicultura del pino insigne (*Pinus radiata*). Manual básico. Consejería de Medio Rural y Pesca, Instituto de Desarrollo Rural y Servicio de Montes y Producción Forestal. 55 pp.

RODRÍGUEZ, R., MAJADA, J., BENITO, J.L. Y BRAÑA, M. (2007). Selvicultura del pino pinaster (*Pinus pinaster*). Manual básico. Consejería de Medio Rural y Pesca, Instituto de Desarrollo Rural y Servicio de Montes y Producción Forestal. 87 pp.

ROMERO, F. (2006). La teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. Revista AquaTIC, 24, 13-41.

SERNA PINEDA, S. C. (2009) Comparación de árboles de regresión y clasificación y regresión logística. Tesis Doctoral. Universidad Nacional de Colombia.

SOBRINO, J.A, RAISSOUNI, N., KERR, Y., OLIOSO, A., LÓPEZ-GARCÍA, M. J., BELAID, A., EL KHARRAZ, M. H., CUENCA, J., DEMPÈRE, L. (2000). Teledetección. Servicio de Publicaciones, Universidad de Valencia. ISBN: 84-370-4220-8.

SOUZA, C. L., Y PONZONI, F. J. (1998). Relação entre índice de área foliar, estimado através de sensoriamento remoto, e parâmetros dendrométricos em floresta implantada de *Pinus* spp. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 9.

TREITZ, P.M., HOWARTH, P.J., (1999). Hyperspectral remote-sensing for estimating biophysical parameters of forest ecosystems. Prog. Phys. Geogr. 23, 359–390.

TUCKER C.J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing Environment 8:127–150.

VIÑUELAS, J. (2015). Estudio del índice de vegetación de las escombreras de Asturias. Trabajo Fin de Grado. Universidad de Oviedo.

WOLTER, P. T., TOWNSEND, P. A., STURTEVANT, B. R., Y KINGDON, C. C. (2008). Remote sensing of the distribution and abundance of host species for spruce budworm in Northern Minnesota and Ontario. Remote Sensing of Environment, 112(10), 3971-3982.

ZHANG, J., HUANG, S., HOGG, E.H., LIEFFERS, V., QIN, Y., HE, F. (2014). Estimating spatial variation in Alberta forest biomass from a combination of forest inventory and remote sensing data. Biogeosciences 11: 2793-2808.

8. ANEXOS

8.1. Anexo I: Script "Rois to Csv"

```

*****
*
; AUTHOR: Carlos Souza Jr.
; DATE: 08/22/00
;
; Modified by Jonathan Greenberg 2/18/04 to use comma separation
; and include a header line (the band names) that other
programs
; can read.
;
; OBJECTIVE: Extract data from ROIs and saves in a format
; compatible with other database programs.
;
; USAGE: Under ENVI prompt type rois_to_csv. Then press enter.
; and follow the steps.
;
;
*****
**
pro rois_to_csv
;Select file name to save
filename=dialog_pickfile(Title='Enter File Name')
if filename eq '' then return
Openw, lun, filename, /Get_lun
envi_select, title='Input Filename', fid=fid, pos=pos
if (fid eq -1) then return
envi_file_query, fid, bname=bname, nb=nb
bname=["ROI_Name", bname]
printf, FORMAT='(1000 (A, :, ", "))', lun, bname
;Check ROIs associated with the image
roi_ids = envi_get_roi_ids(fid=fid,
roi_names=roi_names, /Short_name)
if (roi_ids[0] eq -1) then begin
print, 'No regions associated with the selected file'
return
endif
; Compound widget for ROI selection
base = widget_auto_base(title='ROI Selection')
wm = widget_multi(base, list=roi_names, uvalue='list',
/auto)
result = auto_wid_mng(base)
if (result.accept eq 0) then return
ptr = where(result.list eq 1, count)
; ROI data extraction
for i=0l, count-1 do begin
;Initialize temp_data to hold the ROI's data
data = envi_get_roi_data(roi_ids[ptr[i]], fid=fid, $
pos=[0])
temp_data = fltarr(n_elements(pos), n_elements(data))

```

```
;Extract the data for each ROI
for j=0l, n_elements(pos)-1 do begin
    data = envi_get_roi_data(roi_ids[ptr[i]],
fid=fid, $
        pos=pos[j])
        temp_data[j,*] = data
        help, temp_data
    endfor
;Prints the ROI data to filename
for k = 0L, n_elements(temp_data[0,*])-1 do begin
    printf, FORMAT='(A, :, ", ", 1000(F12.4, :, ", "))', lun,
roi_names[i], temp_data[*,k]
    endfor
;Returns to the next ROI
endfor
Free_lun, lun
print, 'Done!'
end
```

8.2. Anexo II: Correlaciones de Pearson

Pinus radiata

	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI	SVI	NDII 5	MIR	MSI	SAVI	NDII 7	RA	SVR 5	SVR 7	MSAVI 2
EDAD	-,223	-,300	-,335*	-,081	-,432**	-,349*	,317*	,269	,371*	,069	,347*	,313	,310	,328*	-,382*	-,287	,322*
dm 2010	-,468**	-,535**	-,669**	-,058	-,677**	-,643**	,621**	,619**	,624**	,374*	,641**	,613**	,595**	,641**	-,562**	-,578**	,621**
h 1rv	,088	,070	-,005	,015	-,017	,022	,043	,130	,059	-,068	,092	,044	,012	,097	-,141	-,030	,036
Ø copa	-,217	-,295	-,379*	,030	-,517**	-,463**	,416**	,398*	,524**	,233	,495**	,413**	,477**	,472**	-,598**	-,524**	,420**
ar_cop	,005	,041	-,125	,194	-,160	-,178	,218	,254	,271	,095	,260	,223	,252	,257	-,305	-,288	,217
Fcc	,246	,127	,125	,074	-,044	,094	-,046	-,072	,100	-,349*	,058	-,042	-,035	,020	-,437**	,019	-,036
Pies/ha	,584**	,387**	,575**	-,130	,462**	,599**	-,559**	-,544**	-,471**	-,615**	-,486**	-,557**	-,578**	-,510**	,005	,519**	-,554**
hm 2010	-,108	-,142	-,234	-,065	-,295	-,240	,249	,315	,296	,123	,338*	,245	,251	,335*	-,417**	-,316	,245
h0	-,051	-,107	-,137	-,091	-,255	-,173	,142	,144	,224	-,014	,224	,138	,164	,203	-,423**	-,225	,145
IS	-,385**	-,308	-,413**	,042	-,432**	-,426**	,422**	,372*	,440**	,247	,435**	,420**	,431**	,427**	-,316*	-,380*	,428**
G	,037	-,068	-,138	,053	-,229	-,132	,196	,227	,276	-,083	,281	,197	,175	,266	-,410**	-,167	,196
dg	-,281	-,306	-,487**	,175	-,518**	-,490**	,561**	,570**	,598**	,257	,606**	,562**	,544**	,602**	-,453**	-,478**	,560**
Hcopa	-,164	-,198	-,284	-,085	-,355*	-,301	,290	,340*	,341*	,174	,381*	,284	,303	,375*	-,460**	-,375*	,287
Fcv	-,086	-,091	-,110	-,122	-,086	-,098	,060	-,009	,020	,136	,013	,054	,059	,017	-,066	-,110	,066
Ces	,350*	,367*	,457**	,020	,411*	,421*	-,366**	-,270	-,318	-,222	-,289	-,361*	-,331	-,289	,139	,267	-,372*
a	-,561**	-,387**	-,558**	,209	-,428**	-,569**	,578**	,587**	,492**	,612**	,515**	,578**	,589**	,542**	,050	-,485**	,571**
IH	,010	,124	,129	,143	,289	,182	-,113	-,027	-,213	,087	-,155	-,108	-,144	-,123	,507**	,220	-,126
d0	-,207	-,217	-,305	,036	-,344*	-,317*	,347*	,392*	,382*	,184	,395*	,346*	,348*	,394*	-,307	-,328*	,344*
PROF SUE	-,089	,004	-,084	,107	-,001	-,044	,124	,166	,077	,126	,120	,125	,090	,135	,057	-,058	,118
PH	-,032	-,076	-,105	,083	,002	-,080	,148	,306	,075	,288	,139	,147	,134	,178	,132	-,130	,134
CE	-,442*	-,353	-,417**	-,018	-,411*	-,410*	,398*	,250	,375*	,204	,313	,396*	,384*	,306	-,171	-,287	,405*
MO	-,176	-,198	-,257	-,087	-,218	-,201	,232	,135	,171	,056	,112	,229	,167	,121	-,060	-,106	,236
C	-,176	-,197	-,257	-,087	-,218	-,201	,232	,135	,171	,056	,112	,229	,167	,121	-,060	-,106	,236
N	-,146	,086	,021	-,146	,066	,036	-,105	-,185	-,160	-,121	-,186	-,107	-,125	-,184	,170	,117	-,098
C_N	-,142	-,283	-,332	-,003	-,292	-,261	,356	,278	,299	,171	,241	,354	,282	,253	-,129	-,191	,357
Ca	-,040	-,114	-,159	,155	-,099	-,191	,227	,372*	,204	,375*	,270	,227	,267	,294	-,062	-,302	,214
Na	-,163	-,192	-,143	-,212	-,106	-,177	,105	,255	,057	,399*	,127	,097	,151	,156	,030	-,247	,092
Mg	-,198	-,307	-,313	-,018	-,234	-,313	,333	,432*	,262	,576**	,306	,327	,354	,339	-,027	-,385*	,320
Al	-,170	-,097	-,052	-,038	-,110	-,046	,034	-,070	,070	-,088	,025	,034	,025	,005	-,017	,053	,040
K	-,496**	-,601**	-,527**	-,121	-,555**	-,568**	,490**	,486**	,500**	,649**	,523**	,481**	,554**	,518**	-,299	-,559**	,488**
CICE	-,283	-,230	-,176	-,048	-,221	-,182	,164	,099	,189	,120	,164	,162	,173	,152	-,047	-,101	,166
ARENA	,364*	,282	,348	,021	,313	,340	-,348	-,340	-,315	-,374*	-,322	-,344	-,354	-,331	,140	,324	-,348
LIMO	-,124	-,194	-,190	-,061	-,191	-,132	,170	,007	,143	,060	,070	,166	,119	,058	-,080	-,037	,185
ARCILLA	-,375*	-,261	-,337	-,006	-,297	-,345	,343	,382*	,314	,405*	,342	,339	,364*	,356	-,135	-,355	,339

Estimación de parámetros biométricos en parcelas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* a través de índices de vegetación

Pinus pinaster

	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI	SVI	NDII 5	MIR	MSI	SAVI	NDII 7	RA	SVR 5	SVR 7	MSAVI 2
EDAD	,399*	,372*	,485**	-,225	,131	,307	-,469**	-,416**	-,247	-,449**	-,259	-,468**	-,340*	-,324*	-,386*	-,073	-,474**
dm_2010	,231	,128	,129	-,291	-,287	-,075	-,173	-,151	,113	-,226	,133	-,178	-,017	,046	-,536**	-,364*	-,176
h_1rv	-,005	-,140	-,212	-,163	-,452**	-,336*	,163	,242	,358*	,162	,411**	,156	,273	,370*	-,365*	-,443**	,145
Ø_copa	,108	,124	,207	-,280	-,040	,154	-,258	-,314	-,112	-,405*	-,110	-,262	-,217	-,177	-,259	,042	-,244
ar_cop	,411**	,394*	,310	-,192	-,059	,132	-,288	-,297	-,038	-,359*	-,044	-,290	-,157	-,127	-,501**	-,254	-,282
Fcc	,070	,075	,060	-,387*	-,295	-,062	-,152	-,202	,074	-,315	,116	-,161	-,063	,022	-,454**	-,221	-,144
Pies/ha	-,268	-,182	-,092	-,439**	-,166	-,014	-,086	-,168	-,113	-,242	-,058	-,096	-,165	-,086	-,041	,163	-,075
hm_2010	,065	-,050	-,060	-,377*	-,488**	-,268	-,035	-,034	,258	-,112	,302	-,045	,126	,207	-,563**	-,465**	-,037
h0	,081	-,034	-,019	-,417**	-,466**	-,233	-,086	-,080	,214	-,156	,260	-,096	,079	,162	-,574**	-,445**	-,089
IS	-,291	-,407*	-,483**	-,284	-,638**	-,553**	,332*	,273	,432**	,252	,490**	,319*	,386*	,446**	-,251	-,407*	,336*
G	,066	-,035	-,034	-,389*	-,463**	-,226	-,073	-,066	,225	-,170	,278	-,083	,078	,179	-,562**	-,422**	-,077
dg	,231	,128	,129	-,291	-,287	-,075	-,173	-,151	,113	-,226	,133	-,178	-,017	,046	-,536**	-,364*	-,176
Hcopa	,102	,032	,073	-,441**	-,385*	-,144	-,179	-,239	,112	-,294	,137	-,188	-,021	,026	-,565**	-,357*	-,168
Fcv	,008	,086	,254	-,132	,243	,248	-,291	-,408*	-,337*	-,294	-,376*	-,290	-,301	-,393*	,096	,274	-,268
Ces	-,228	-,267	-,229	,021	,008	-,092	,160	,155	-,019	,215	,010	,158	,061	,058	,289	,151	,160
a	,217	,144	,047	,427**	,115	-,027	,116	,196	,149	,243	,095	,125	,191	,120	,034	-,171	,105
IH	-,117	-,042	-,143	,495**	,225	-,009	,263	,299	,077	,345*	,052	,272	,180	,130	,413**	,151	,257
d0	,231	,123	,170	-,338*	-,276	-,050	-,228	-,202	,072	-,267	,094	-,234	-,060	,002	-,551**	-,351*	-,233
PROF_SUE	,015	,061	-,051	,300	-,014	-,021	,153	,192	,200	,042	,193	,158	,147	,203	,002	-,024	,143
PH	,148	,265	,154	,234	,193	,141	-,034	,023	-,015	,055	-,025	-,027	-,009	-,012	,013	-,029	-,041
CE	-,029	-,202	-,164	-,175	-,303	-,275	,064	-,015	,140	,089	,105	,059	,153	,075	-,184	-,292	,076
MO	-,094	-,180	-,151	,034	,101	,031	,146	,038	-,064	-,001	-,100	,146	-,008	-,052	,303	,335*	,161
C	-,094	-,180	-,151	,034	,101	,031	,146	,038	-,064	-,001	-,100	,146	-,008	-,052	,303	,335*	,161
N	,128	,007	,145	,053	,181	,182	-,104	-,180	-,124	-,177	-,145	-,102	-,128	-,155	,045	,188	-,091
C_N	-,224	-,216	-,245	-,064	-,008	-,087	,188	,111	-,040	,105	-,072	,184	,041	-,014	,305	,254	,200
Ca	-,241	-,296	-,405*	,133	-,341*	-,397*	,411*	,352*	,430**	,294	,417*	,409*	,420*	,422*	,023	-,217	,410*
Na	-,307	-,310	-,228	-,184	-,306	-,345*	,109	,139	,143	,286	,175	,102	,201	,167	,043	-,195	,097
Mg	-,249	-,347*	-,414*	,095	-,380*	-,426**	,402*	,347*	,445**	,303	,449**	,398*	,431**	,442**	,002	-,249	,399*
Al	-,161	-,303	-,152	-,317	-,238	-,146	,008	-,021	,009	-,071	,044	-,001	-,016	,026	-,035	,028	,013
K	-,199	-,320	-,397*	,004	-,428**	-,445**	,359*	,360*	,425**	,317	,422*	,353*	,414*	,422*	-,079	-,346*	,347*
CICE	-,304	-,439**	-,423*	-,102	-,440**	-,433**	,331*	,277	,359*	,224	,375*	,323	,342*	,366*	-,009	-,191	,330*
ARENA	,200	,014	,210	-,069	,006	,027	-,218	-,156	-,054	-,011	-,041	-,217	-,054	-,089	-,191	-,217	-,225
LIMO	-,085	,049	-,088	-,012	,012	,022	,057	-,003	-,054	-,068	-,061	,056	-,054	-,033	,051	,131	,065
ARCILLA	-,193	-,089	-,206	,123	-,026	-,073	,260	,246	,157	,110	,148	,260	,157	,183	,226	,157	,261

** . Correlation is significant at the 0.01 level

* . Correlation is significant at the 0.05 level

8.3. Anexo III: Regresión lineal múltiple

Pinus radiata: Resultados de la RLM

Tipo de variable	Variable dependiente	R ² ajustado	Variables Independientes	B	Error estándar	VIF
Árbol	Diámetro normal	0,44	Cte B5	18,32 -0,80	2,02 0,15	1
	Diámetro de copa	0,39	Cte SVR 5 MSAVI 2	2,87 -1,04 4,31	2,36 0,26 2,12	1,09 1,09
	Altura media	0,15	Cte SVR 5	18,33 -3,07	4,34 1,10	1
	Edad	0,16	Cte B5	10,77 -0,29	1,37 0,10	1
	Altura de la copa	0,19	Cte SVR 5	16,04 -2,77	3,46 0,88	1
Masa	Fración de cabida cubierta	0,33	Cte SVR 5 SVR 7	286,94 -92,18 75,73	59,23 20,16 23,87	1,81 1,81
	Altura dominante	0,15	Cte SVR 5	21,07 -3,35	4,64 1,17	1
	Número de pies por hectárea	0,36	Cte MIR	3326,29 -990,29	431,45 208,54	1
	Diámetro medio cuadrático	0,35	Cte MSI	0,34 4,67	2,03 1,00	1
	Diámetro medio dominante	0,13	Cte MSI	5,25 3,97	3,06 1,51	1
	Área basimétrica	0,14	Cte SVR 5	43,20 -8,47	12,21 3,10	1
	Índice de Hart-Becking	0,23	Cte SVR 5	-73,82 30,62	33,67 8,55	1
	Índice de sitio	0,17	Cte NDII 5	18,83 16,73	1,82 5,61	1
	Coficiente de esbeltez	0,18	Cte B3	-80,95 63,04	66,94 21,67	1
Coficiente de espaciamiento	0,35	Cte MIR	0,79 1,04	0,45 0,22	1	
Edáficas	Conductividad eléctrica	0,16	Cte B1	0,24 -0,04	0,05 0,01	1
	Materia orgánica	0,08	Cte SVR 7	-1,89 3,06	2,77 1,48	1
	Calcio	0,11	Cte MIR	0,92 0,61	0,59 0,28	1
	Sodio	0,12	Cte MIR	-0,01 0,39	0,36 0,17	1
	Magnesio	0,38	Cte MIR B1	-1,59 0,69 0,24	0,64 0,16 0,11	2,05 2,05
	Potasio	0,40	Cte MIR	-0,20 0,21	0,09 0,04	1
	Arena	0,10	Cte MIR	98,85 -13,07	12,85 6,12	1
	Arcilla	0,13	Cte MIR	-6,65 12,50	11,20 5,34	1

Pinus pinaster: Resultados de la RLM

Tipo de variable	Variable dependiente	R ² ajustado	Variables Independientes	B	Error estándar	VIF
Árbol	Diámetro normal	0,26	Cte SVR 5	17,57 -3,32	3,23 0,86	1
	Diámetro de copa	0,14	Cte MIR	4,75 -1,49	1,09 0,55	1
	Altura media	0,37	Cte SVR 5 B5	1,57 0,40 0,08	11,25 -1,29 -0,195	1,16 1,16
	Altura de la primera rama verde	0,18	Cte B5	2,95 -0,14	0,69 0,04	1
	Edad	0,27	Cte B3 B5	5,18 1,11 -0,26	1,37 0,27 0,12	1,93 1,93
	Altura de la copa	0,30	Cte SVR 5	6,78 -1,09	0,99 0,26	1
	Fracción de copa viva	0,54	Cte SVI B1	1,39 -0,03 -0,09	0,19 0,01 0,03	1,80 1,80
	Área de copa	0,23	Cte SVR 5	481,15 -91,55	97,78 25,99	1
Masa	Fracción de cubierta	0,18	Cte SVR 5	111,52 -21,19	25,69 6,83	1
	Altura dominante	0,40	Cte SVR 5 B5	12,95 -1,53 -0,19	1,77 0,46 0,09	1,16 1,16
	Número de pies por hectárea	0,17	Cte B4	2187,19 -41,72	344,54 14,04	1
	Diámetro medio cuadrático	0,26	Cte SVR 5	17,57 -3,32	3,23 0,86	1
	Diámetro medio dominante	0,28	Cte SVR 5	25,16 -4,60	4,31 1,14	1
	Área basimétrica	0,35	Cte SVR 5 B1	34,87 -6,01 -2,34	7,71 1,25 1,10	1,39 1,39
	Índice de Hart-Becking	0,22	Cte B4	-31,21 4,70	33,32 1,35	1
	Índice de sitio	0,39	Cte B5	27,51 -0,78	2,35 0,15	1
Coeficiente de espaciamiento	0,16	Cte B4	1,87 0,04	0,39 0,01	1	
Edáficas	Materia orgánica	0,08	Cte SVR 7	-3,26 5,28	4,78 2,55	1
	Calcio	0,16	Cte NDII 5	-0,49 9,38	0,91 3,38	1
	Sodio	0,09	Cte B7	1,71 -0,07	0,27 0,03	1
	Magnesio	0,17	Cte MSI	-1,00 1,29	0,77 0,44	1
	Potasio	0,17	Cte B7	1,03 -0,07	0,20 0,02	1
	Capacidad de intercambio catiónico	0,17	Cte B5	20,29 -0,73	3,76 0,25	1

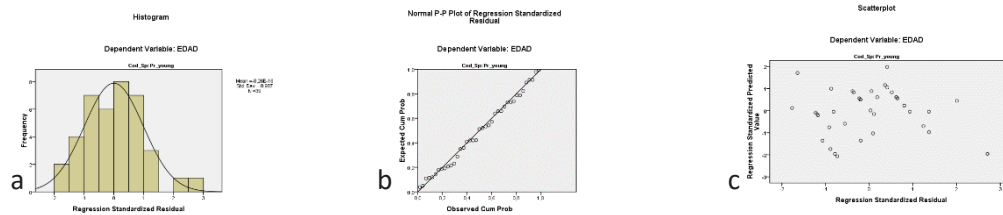
8.4. Anexo IV: Gráficos de análisis de la varianza

8.4.1. *Pinus radiata*

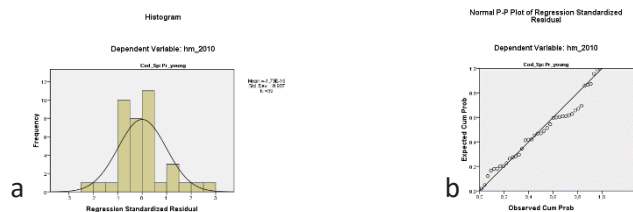
A continuación, se incluyen los gráficos *Normal QQPlot* (b), diagrama de dispersión o *scatterplot* (c) e histograma (a) de los residuos de las variables analizadas:

1. Dasométricas

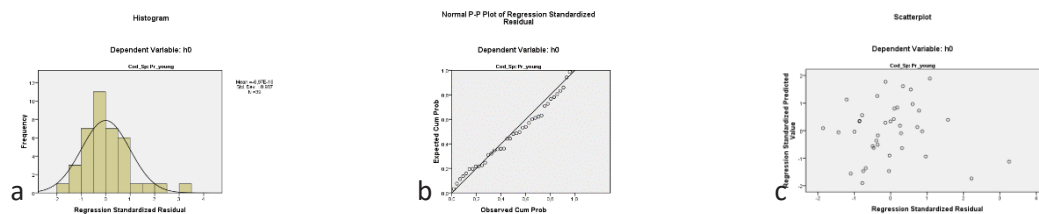
Variable: Edad



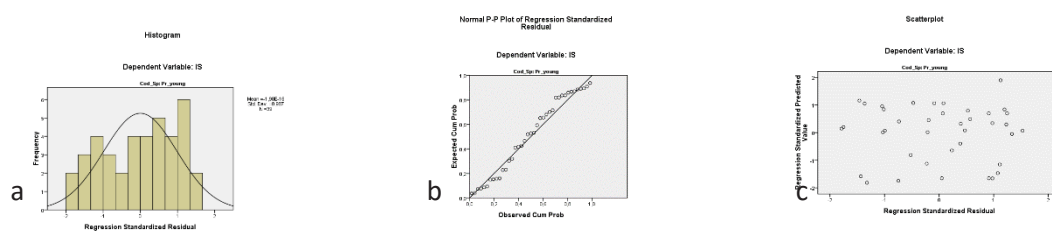
Variable: Altura media



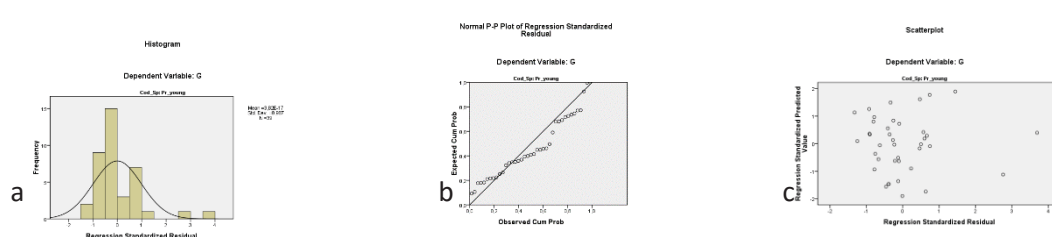
Variable: Altura dominante



Variable: Índice de Sitio

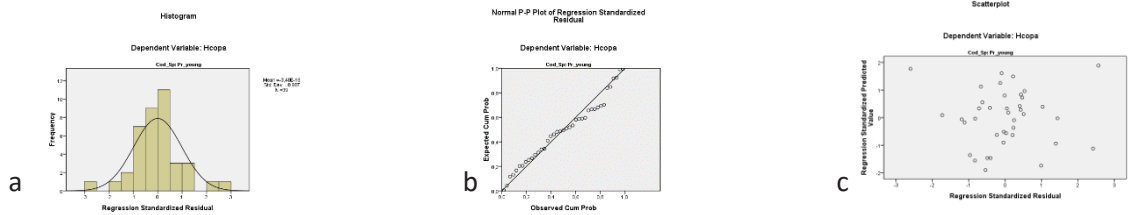


Variable: Área basimétrica

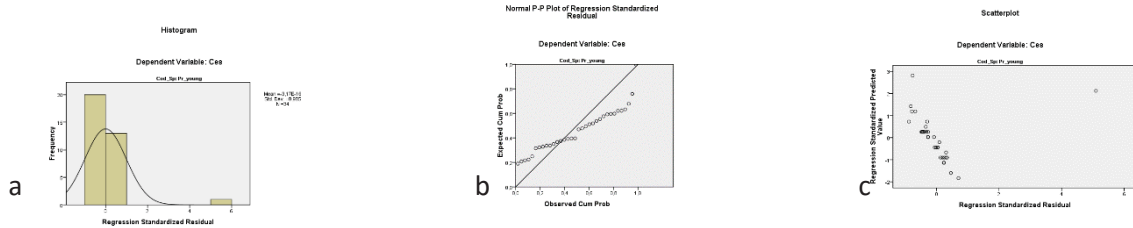


Estimación de parámetros biométricos en parcelas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* a través de índices de vegetación

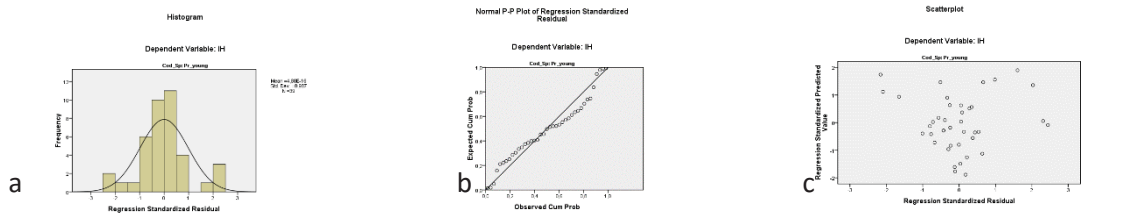
Variable: Altura de copa



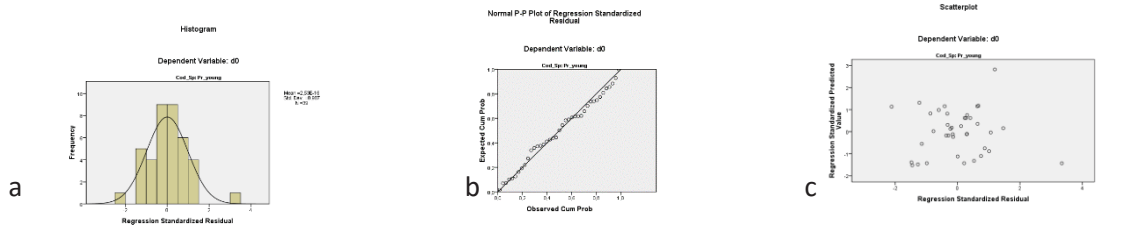
Variable: Coeficiente de esbeltez



Variable: Índice de Hart-Becking

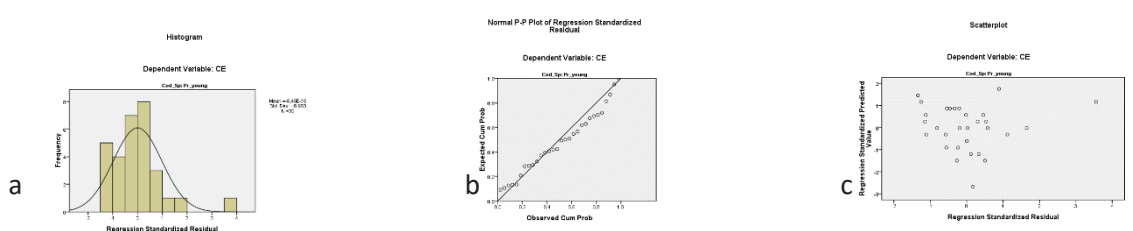


Variable: Diámetro dominante

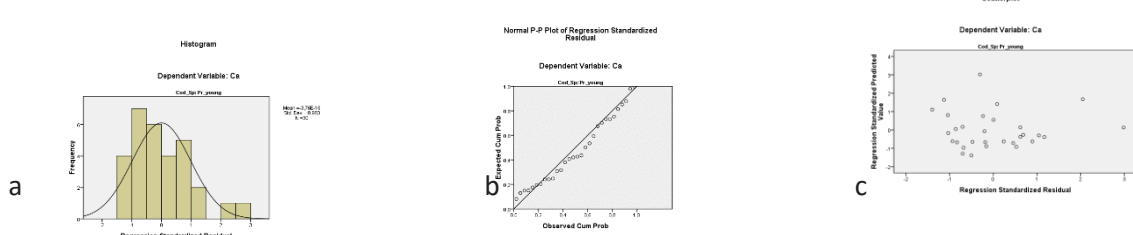


2. Edáficas

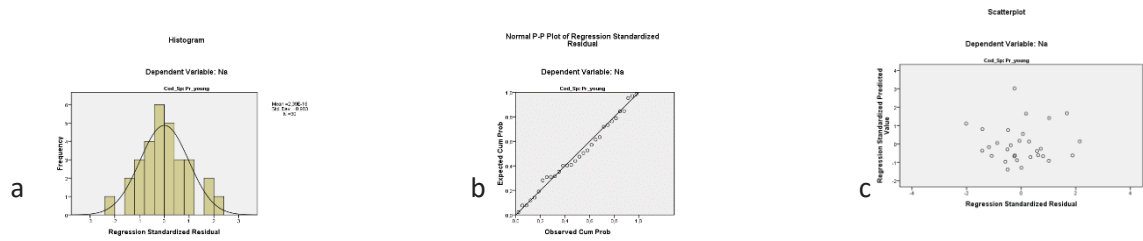
Variable: Conductividad eléctrica



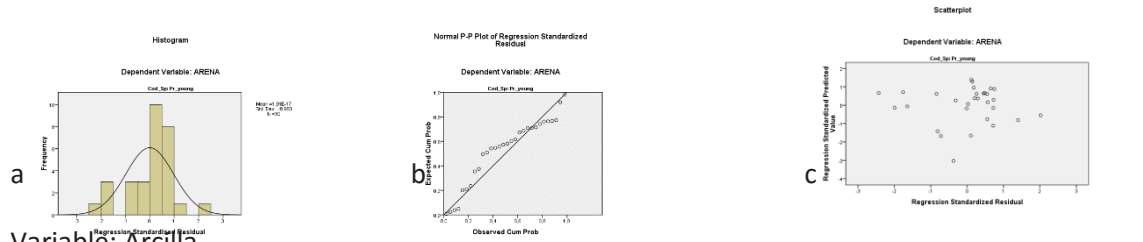
Variable: Calcio



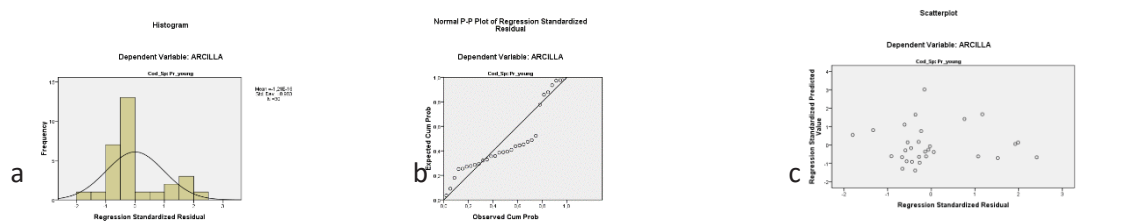
Variable: Sodio



Variable: Arena



Variable: Arcilla

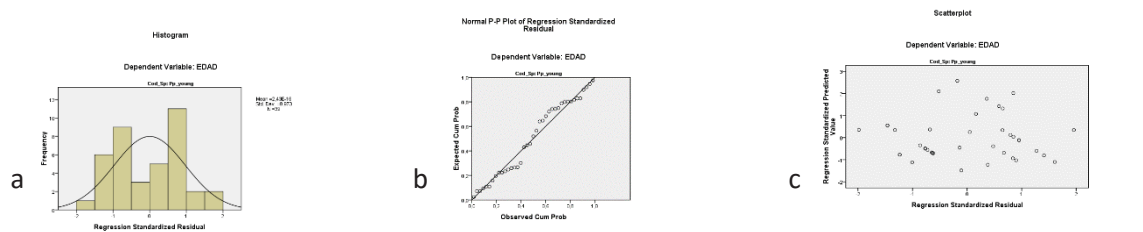


8.4.2. *Pinus pinaster*

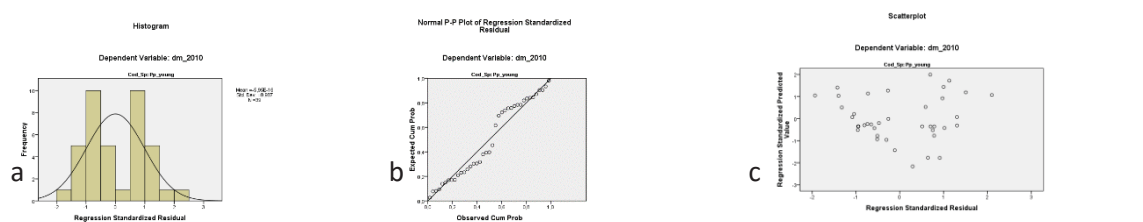
A continuación, se incluyen el histograma (a) y los gráficos *Normal QQPlot* (b) y diagrama de dispersión o *scatterplot* (c) de los residuos de las variables analizadas:

1. Dasométricas

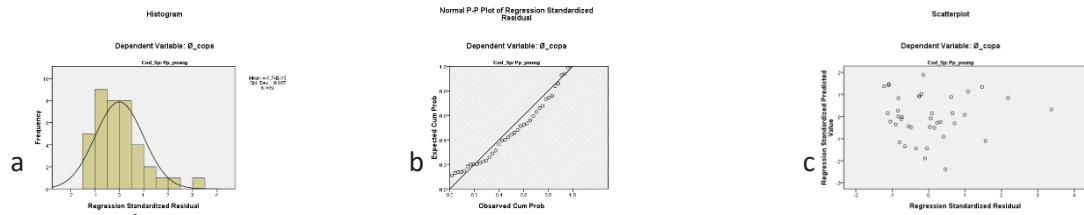
Variable: Edad



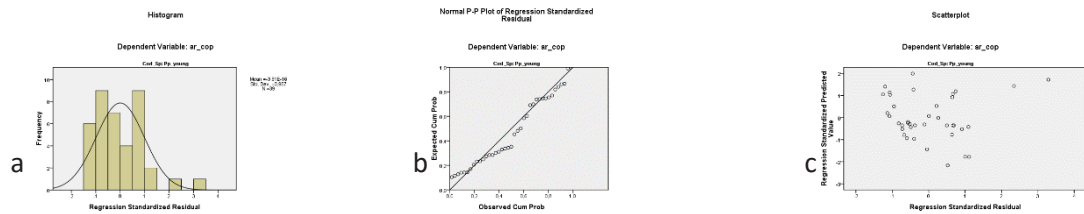
Variable: Diámetro medio



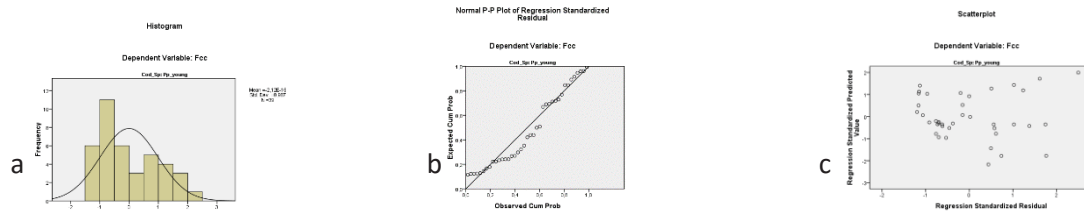
Variable: Diámetro de copa



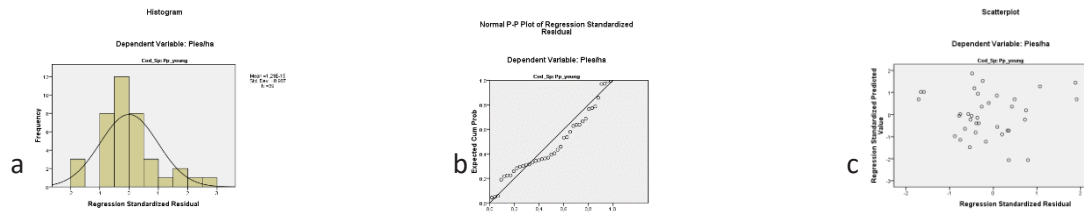
Variable: Área de copa



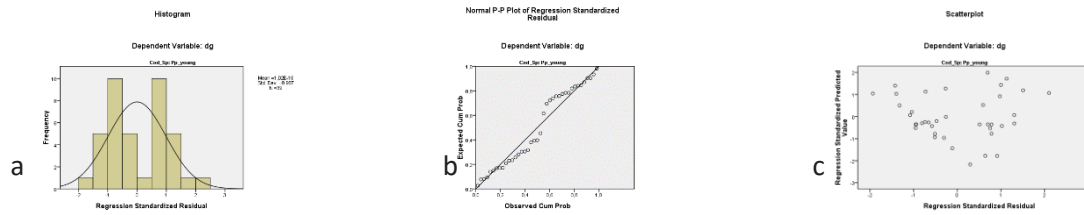
Variable: Fracción de cabida cubierta



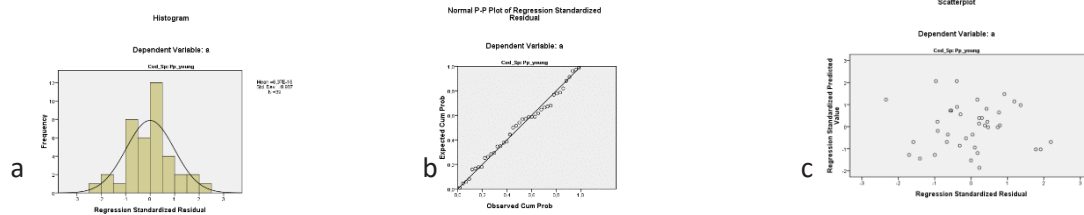
Variable: Número de pies por hectárea



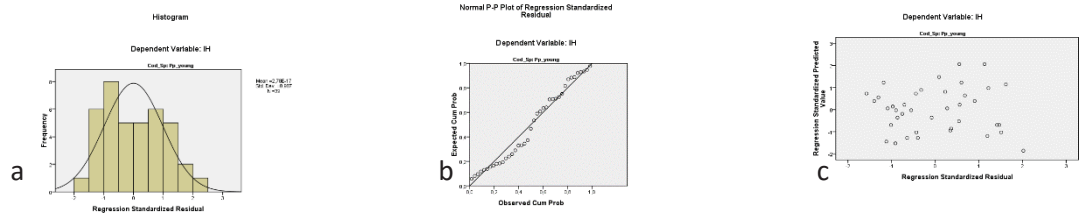
Variable: Diámetro dominante



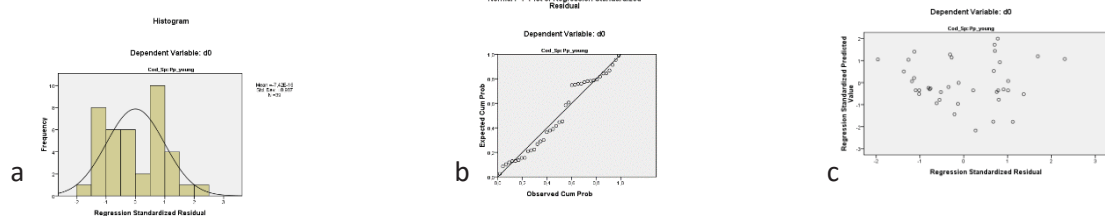
Variable: Coeficiente de esparcimiento



Variable: Índice de Hart-Becking

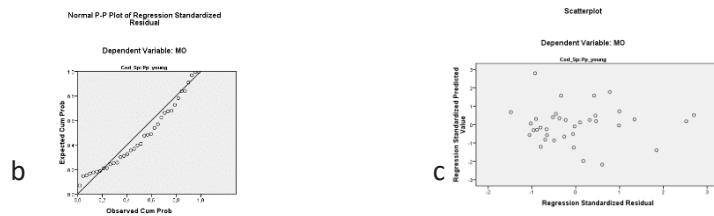


Variable: Diámetro dominante

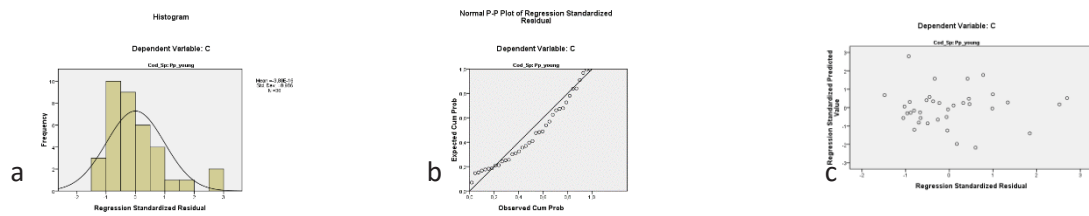


2. Edáficas

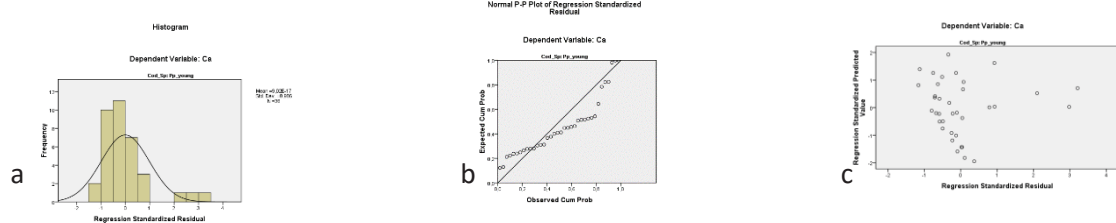
Variable: Materia orgánica



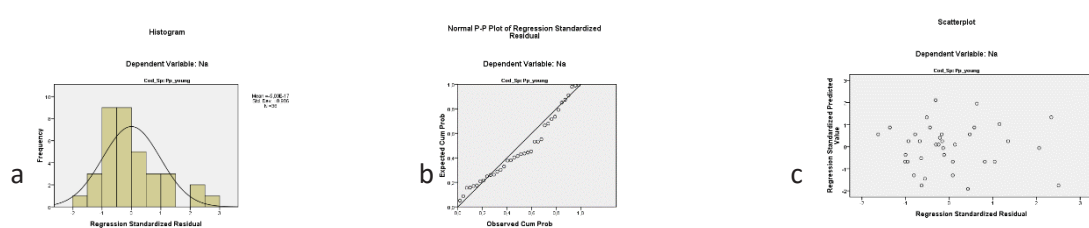
Variable: Carbono



Variable: Calcio

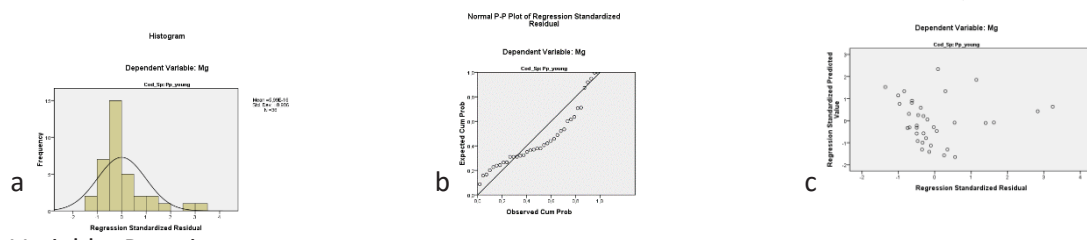


Variable: Sodio

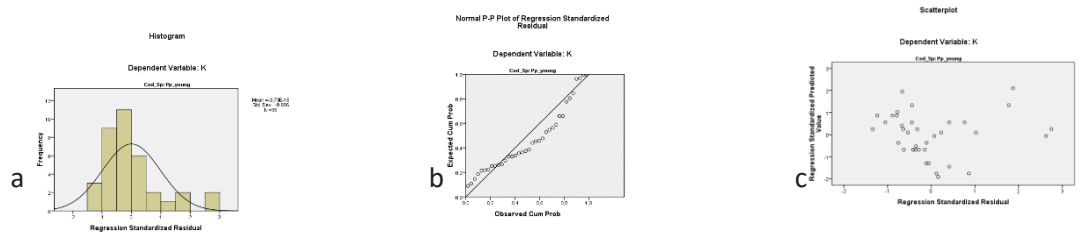


Estimación de parámetros biométricos en parcelas de *Pinus radiata* y *P. pinaster* a través de índices de vegetación

Variable: Magnesio



Variable: Potasio



Variable: Capacidad de intercambio catiónico

