



**Universidad de Valladolid**

# MÁSTER EN TECNOLOGÍAS AVANZADAS PARA EL DESARROLLO AGROFORESTAL

**Título:**  
**Estudio de biomasa forestal a través de  
herramientas de teledetección**

**AUTOR:**  
**Sidney H. Campelo de Santana**

**TUTOR:**  
**Dr. Salvador Hernández Navarro**

**DIRECTOR:**  
**Luis Fernando Sánchez Sastre**

**JULIO de 2014**



## **Agradecimientos**

A Dios, y a mis padres, Sérgio y Nora, mis abuelas y mi hermano Silvio, por ser los principales responsables por el desarrollo de mi carácter y por lo que soy. A mis primos y tíos que siempre me apoyaran.

A los amigos, en especial Andrezza, Gil, Suna, Amparo por todos los momentos que me hicieron lograr en los desafíos involucrados a mi estancia aquí.

A Odenilda, Dr. Marcos y Marilene por el soporte y confianza.

A mi tutor Dr. Salvador Hernández, el director del trabajo Luis Fernando, Dr. Enrique Relea y los demás profesores de este máster por mi recibieron muy bien y por la paciencia y dedicación.

A la profesora Dra Josiclêda Galvêncio, por las enseñanzas y dedicación en muchos trabajos y conquistas académicas.

A los profesor Dr Ranyere Nobrega, Dra Ana Cristina, Dra Maria Fernanda Torres, Dra Eugénia Pereira, y a los demás profesores del departamento de geografía de UFPE - Brasil.

Agradezco de forma especial a Lucielle Laurentino, por me apoyar siempre , dándome fuerza y ánimo para vencer los desafíos.



## Índice

Resumen.....	4
1. Introducción.....	5
2. Objetivos.....	6
3. Material y Métodos.....	6
3.1 Caracterización del área de estudio .....	6
3.2 Datos del Inventario.....	8
3.3 Obtención de las Imágenes del Satélite Landsat 5 .....	9
3.3 Procesamiento de los datos matriciales.....	9
3.4 Índices de Vegetación .....	10
3.7 Mapeamento y Layout.....	12
4. Resultados y discusión .....	12
4.1 Índices de vegetación.....	12
4.2 Datos LiDAR.....	16
4.2.2 Modelo de Dosel .....	17
4.2.3 Cálculos de los modelos estadísticos basados en datos LiDAR .....	17
4.2.4 Estimación de la Biomasa .....	20
4.2.5 Área Basimétrica.....	21
4.2.6 Número de Pies.....	22
4.3 Datos de Elevación y Fracción Cobierta.....	23
4.4 Relación entre el FCC y NDVI .....	25
Conclusiones.....	26
Referencias.....	27



## Resumen

Los bosques tienen un papel crucial como sumideros de carbono de la atmósfera. Teniendo esto en cuenta, este trabajo tiene como principal objetivo cuantificar y analizar la biomasa de una zona forestal de *Pinus sylvestris* perteneciente al Espacio Natural de la Montaña de Alinyà, por medio de herramientas de teledetección. La zona de estudio está localizada en la Comunidad Autónoma de Cataluña y forma parte del proyecto LIFE Operation CO<sub>2</sub>, que busca la recuperación de bosques. De esta forma para realizar el estudio, fueron seleccionadas 7 imágenes de Landsat 5 correspondientes a fechas cercanas al período de verano de los años 1984, 2003, 2006, 2008, 2009, 2010 y 2011 con *path* 198 y *row* 31. Seguidamente se trabajó con las bandas espectrales de cada imagen, y luego se calculó la calibración radiométrica, reflectividad, y los índices de vegetación (NDVI y SAVI). Por otra parte, fueron utilizados datos LiDAR de la zona de estudio. A partir de dichos datos se generaron dos Modelos Digitales del Terreno (MDT) y se realizaron los cálculos estadísticos pertinentes para, posteriormente calcular la biomasa, el área basimétrica y el número de pies. La información obtenida se plasmó en mapas para representar los resultados obtenidos y los demás parámetros relacionados con la biomasa.

Como resultados de este trabajo se obtiene que los índices de vegetación indican que la masa forestal de la zona de estudio sufre un ciclo de ganancia y pérdida de vigor vegetal, y que los resultados del SAVI sufrirán influencia de los efectos de la topografía. Los modelos de biomasa, área basimétrica y número de pies tuvieron una buena relación con los datos del inventario, así que fue posible estimar estos parámetros para la zona de estudio. De hecho el cálculo de biomasa por los datos LiDAR resultó en 3059,76 toneladas para un área de 24,52 ha encuadrada en la zona de estudio, mientras que los cálculos del inventario resultó de 3341,42 toneladas en la misma área.

Así se puede afirmar que la tecnología LiDAR aporta la investigación forestal una serie de aplicaciones, de orden dasométrica y/o dendrometría, necesarias para una efectiva gestión de los bosques. Además de la ventaja que tiene frente a otros métodos más convencionales, en cuanto a su precisión, temporalidad y barrido, principalmente cuando se trata de conseguir con urgencia resultados fiables en el escenario actual de cambio climático y vulnerabilidad de los ecosistemas.

Palabras claves: LiDAR, teledetección, índices de vegetación, masa forestal, biomasa, CO<sub>2</sub>



## 1. Introducción

El impacto del cambio climático se manifiesta de distintas formas según las distintas regiones geográficas y sus efectos en los ecosistemas varían con el aumento de la temperatura, los cambios en el nivel de irradiancia y radios UV-B, así como con la cantidad y los patrones espaciales de precipitación y humedad (Netherer and Schopf, 2010). El IV Informe de Evaluación del IPCC, aprobado en la primera mitad de 2007, destaca que, entre los ecosistemas terrestres, "...los ecosistemas de tipo mediterráneo se encuentran entre los más vulnerables del mundo [al cambio climático], y sufrirán impactos muy severos" (IPCC, 2007).

El aumento de las temperaturas medias se está demostrando como un factor importante que explica los cambios en la distribución de plantas y animales que se ha venido observando en la historia reciente según el Greenpeace (2009). De esta manera, los bosques son particularmente sensibles a los cambios del clima, pues el largo tiempo de vida de los árboles no permite una pronta adaptación a los cambios ambientales (Lindner et al., 2010).

Actualmente diversas políticas promueven el seguimiento de las tasas de almacenamiento de carbono en los bosques, como el protocolo de Kioto, la PAC o RED++ (p. ej., IGBP, 1998) así como una orientación de la gestión de los bosques hacia la mitigación del cambio climático (Canadell y Raupach, 2008). Los bosques en el mundo almacenan unas 289 gigatoneladas de carbono tan solo en su biomasa, por lo que desempeñan un papel decisivo en el equilibrio mundial del carbono y poseen un potencial importante de mitigación del cambio climático (FAO, 2010).

La vegetación arbórea supone el 70% del carbono acumulado en la vegetación mundial (Bravo *et al.*, 2007). En la mayoría de los países europeos y norte de América, el volumen de la madera aprovechada anualmente es menor que el crecimiento anual de los bosques (FAO, 1998), con lo cual convierte a este tipo de bosques, actualmente, en sumideros netos de CO<sub>2</sub>.

La fijación de carbono en la biomasa arbórea de los sistemas forestales de España ha sido cuantificada por Montero et al (2005), además de los estudios de Sánchez Peña y Martínez Saavedra (2001), que parten de los datos de los inventarios forestales nacionales, teniendo en cuenta que los inventarios forestales constituyen una base de partida para estimar la biomasa forestal (Brown, 2002). El carbono acumulado en estos bosques, varía en gran medida en función de las especies, por ejemplo los eucaliptos y los pinos son los árboles que presentan las mayores tasas de absorción de carbono, en concreto estos últimos presentan una media de 1,2 t/ha año, datos que revelan el potencial que los bosques en España (OSE, 2011).

El *Pinus sylvestris* T., por ejemplo, es un pino que ocupa una media de 1 280 000 ha del territorio español (Montero et al., 2008) pudiendo sufrir mayores consecuencias con los cambios ambientales. Un estudio hecho por López y Camacho (2010) muestra que en un escenario para 2050 la superficie ocupada por el *Pinus sylvestris* sufrirá una disminución de la área fitoclimática potencial de los actuales 8.444.700 ha a 1 269 100 ha en condiciones climáticas de este escenario futuro. En la mitad sur de España, según los autores, la situación sería aún más grave donde la especie desaparecería prácticamente del conjunto de sierras béticas y de una parte muy importante del Sistema Central. Otros estudios hechos, a partir de teledetección activa, tratan de la ocupación de la especie en regiones ecológicas y socialmente similares (Cuasante y García, 2009).



A su vez, la teledetección tiene su interés incrementado cuando los costes asociados al inventario y la necesidad de seguimiento de los bosques son altos (Holmgreny y Thuresson, 1998).

En las últimas décadas, nuevas herramientas de teledetección han ganado popularidad a la hora de adquirir información espacialmente continua sobre la disposición espacial de recursos forestales (Boyd y Danson, 2005). Entre muchas herramientas, está el LiDAR (*Light Detection and Ranging*). A partir de la emisión de pulsos de láser esta herramienta mide el tiempo de retorno para estimar directamente la altura y la estructura vertical de los bosques (Dubayah y Drake, 2000 y Lefsky et al., 2002).

Con los datos LiDAR se puede describir estructuras forestales, como volúmenes de las copas de los árboles, distribución vertical del dosel, diversidad forestal, cantidad de biomasa sobre el suelo cubierto por vegetación, estudios de erosión y sedimentación costera, entre otros, ubicándose como una de las técnicas aerotransportadas más precisas para adquirir información de posición de cualquier objeto sobre la superficie terrestre (Rengifo y Puentes, 2007). Los datos LiDAR se pueden adquirir a alta densidad de muestreo con precisión geométrica excelente (Reutebuch et al., 2005 y Mallet y Bretar, 2009). Estas ventajas pueden revelar la variabilidad de la biomasa área global en escalas espaciales finas.

De esta manera, el Espacio Natural de la Montaña de Alinyà presenta una diversidad paisajística, florística y faunística riquísima, conteniendo masas forestales de gran interés ambiental como potenciales sumideros de carbono. Una de estas masas correspondiente a un bosque de *Pinus sylvestris*, debido a su potencial como sumidero de carbono, fue seleccionada para la realización de estos trabajos.

## **2. Objetivos**

### **2.1 General**

El objetivo de este estudio consiste en cuantificar y analizar la biomasa de un fragmento forestal de *Pinus sylvestris* perteneciente al Espacio Natural de la Montaña de Alinyà, por herramientas de detección remota activa y pasiva.

### **2.2 Específicos**

Hacer un análisis temporal del comportamiento de la masa forestal de la zona de estudio.

Generar los Modelos Digitales del Terreno

Generar modelos matemáticos para estimar la biomasa, el área basimétrica y el número de pies para la zona de estudio.

Elaborar mapas con los resultados de los parámetros físicos de la zona calculados con LiDAR.

Comparar el NDVI con la Fracción Cobierta Cubierta.

## **3. Material y Métodos**

### **3.1 Caracterización del área de estudio**

El Espacio Natural de la Montaña de Alinyà lo constituyen 5352,13 ha localizadas en la provincia de Lérida dentro del municipio de Figols i Alinyà, con coordenadas centrales E 1°25'22,8"; N 42°10'49,1". Situado entre la sierra del Cadí y el río Segre, este espacio



varios modelos de estimación de las variables de interés, en este caso, biomasa, área basimétrica y número de pies.

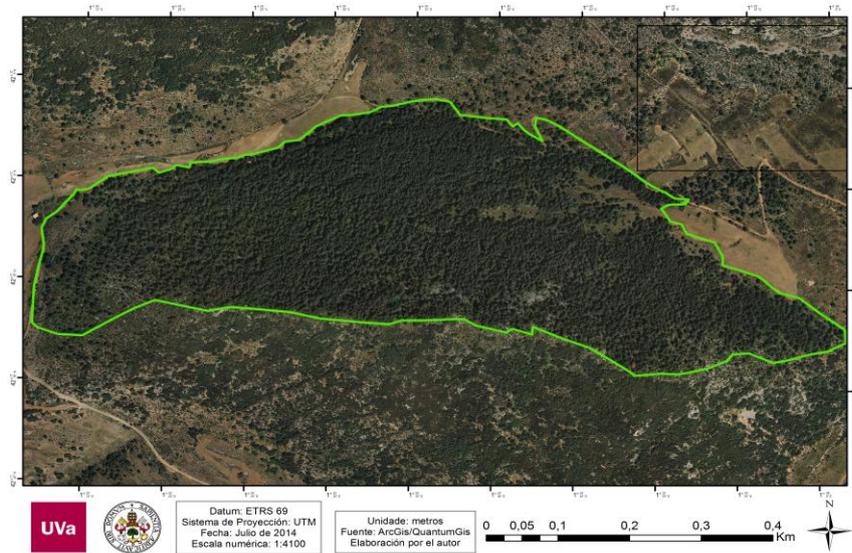


Figura 2: Delimitación de la zona de estudio sobre la ortofotocarta

### 3.2 Datos del Inventario

Como datos de referencia de campo para este estudio, se han utilizado aquellos procedentes del inventario forestal realizado por FCLP en verano del 2013.

Los datos suministrados han sido, por una parte, las coordenadas centrales, el radio y la superficie total de las parcelas así como el número de pies por clase diamétrica y, por otra, los resultados de los cálculos del área basimétrica y biomasa para cada uno de los rodales inventariados según la metodología del CREAM (Centro de Investigación Ecológica y Aplicaciones Forestales) (*Generalitat de Catalunya*).

Como base para la comparación con datos LiDAR y la posterior obtención de modelos de regresión se han elegido 5 rodales de masa homogénea de *Pinus sylvestris* que suponen 23 parcelas circulares de radio medio de 12 m y una superficie ideal de 452,39 m<sup>2</sup>.

La figura 3 presenta el mapa del espacio natural, con los puntos del Inventario de la Fundación y la delimitación de la zona de estudio. Los puntos son representados por tres caracteres distintos: el carácter (✱) representa los puntos de los rodales utilizados en los cálculos estadísticos de biomasa, el carácter (⊞) representa los puntos situados en la zona de estudio, y el carácter (■) los demás puntos de los rodales que forman parte del inventario.

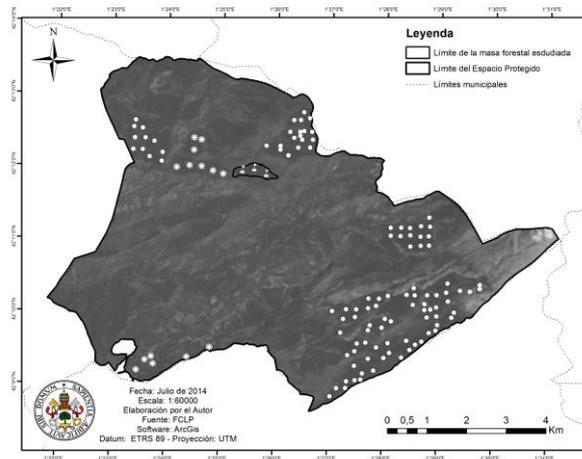


Figura 3: Puntos del Inventario Forestal Nacional

### 3.3 Obtención de las Imágenes del Satélite Landsat 5

Para la realización de este trabajo fueron adquiridos 7 imágenes TM (*Thematic Mapper*), del satélite Landsat 5 correspondientes a la escena con *path* 198 y *row* 31. Estas imágenes comprenden parte del territorio de Cataluña incluyendo el Espacio Natural de Alinyà y fueron captadas en las fechas de 28 de julio de 1984, 01 de julio de 2003, 06 de junio de 2006, 28 de junio de 2008, 01 de julio de 2009, 04 de julio de 2007 y 21 de junio de 2006.

### 3.3 Procesamiento de los datos matriciales

Después de la obtención de las imágenes Landsat, todas las siete bandas espectrales fueran apiladas de manera que se conviertan en un solo producto con distintas partes del espectro. Luego, fue realizada la corrección geométrica de las imágenes que consiste en rectificar la ubicación de los puntos de acuerdo con las coordenadas del sistema geodésico de referencia determinado. Para este estudio, el sistema geodésico de referencia utilizado en los productos cartográficos corresponde al *Europe Terrestrial Reference System* 1989 (ETRS 89), representado con las coordenadas *Universal Transversal Mercator* (UTM) de la zona 31 Norte.

Posteriormente fue hecha la calibración radiométrica (Ecuación 1), que es el proceso de conversión del número digital (ND) de cada píxel de la imagen en radiancia espectral, propuesta por Markham y Baker (1987):

$$L_{\lambda_i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} ND \quad (1)$$

En la que  $a$  y  $b$  corresponden a los valores de radiancia espectrales mínima y máxima; ND al valor del píxel en número digital; e  $i$  corresponde a las distintas bandas espectrales del satélite Landsat 5.

Luego, con la ecuación (2) propuesta por Bastiaansen (1995) fueron alcanzados los valores de reflectividad, los cuales comprenden la relación entre el flujo ascendente de la atmósfera y el flujo incidente en su tope, para las regiones espectrales determinadas:



$$r_{\rho i} = \frac{L_{\lambda i} \cdot \pi}{K_{\lambda} \cdot \cos Z \cdot dr} \quad (2)$$

en la que  $L_{\lambda i}$  corresponde a la radiancia espectral para cada banda;  $K_{\lambda}$  a la irradiancia solar espectral para cada banda en el tope de la atmosfera;  $Z$  al ángulo zenital solar; y  $dr$  al cuadrado de la división entre la distancia media Tierra-Sol y la distancia Tierra-Sol, en determinado día del año.

### 3.4 Índices de Vegetación

Los Índices de vegetación son medidas radiométricas sin dimensiones, las cuales indican la abundancia relativa y la actividad de la vegetación verde, incluyendo el índice de área foliar porcentaje de cubierta verde, contenido de clorofila, biomasa verde y radiación fotosintéticamente activa absorbida (Jensen, 2009). El éxito de sus aplicaciones está fundamentado en el hecho de que la producción primaria de una población vegetal tiene una relación precisa con la energía solar absorbida, lo que define el desarrollo de esta comunidad (Fontana et al. 1998).

De hecho, en este estudio fueron utilizados dos índices de vegetación los cuales se describen a continuación.

El *Normalized Difference Vegetation Index* o Índice de Vegetación por Diferencia Normalizada (NDVI), propuesto por Rouse et al. (1974) (ecuación 3), se calcula por la resta de reflectividad entre la banda del infrarrojo próximo y de la banda del rojo dividido por la suma de estas mismas bandas.

$$NDVI = \frac{(r_{p4} - r_{p3})}{(r_{p4} + r_{p3})} \quad (3)$$

en la que  $r_p$  es el valor de reflectividad referente a cada banda. En este caso, la banda 4 (infrarrojo cercano) y luego la banda 3 (el rojo del visible).

El *Soil Adjusted Vegetation Index* o Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI), propuesto por HUETE (1988) se distingue del NDVI por presentar un factor de ajuste de suelo. Para la realización de este estudio el factor de ajuste (L) tuvo como un valor de 0,5.

$$SAVI = \frac{(1 + L)(r_{p4} - r_{p3})}{(L + r_{p4} + r_{p3})} \quad (4)$$

en la que  $r_p$  es el valor de reflectividad referente a cada banda; L es el factor de ajuste de suelo.

Posteriormente sobre los índices fueron hechos los recortes correspondientes a la zona de estudio, y luego convertidos a formato *ascii* para que sea posible utilizar los valores numéricos de los índices en el análisis temporal de la zona.

### 3.5 Procesamiento de los datos LiDAR

Para trabajar con los datos LiDAR, fueron adquiridas las hojas correspondientes al vuelo LiDAR sobre el área de estudio, el cual se realizó entre los años 2009 y 2011 por el Instituto Geográfico Nacional dentro del plan PNOA (Plan Nacional de Ortografía Aérea).



Durante el procesamiento se ha aplicado una corrección con factores de crecimiento anuales obtenidos del IFN3 (Inventario Forestal Nacional). Los archivos adquiridos se encuentran en formato de nube de puntos “.las” ya reclasificados. Para este trabajo se han seleccionado los archivos pertinentes sumando un total de 1,23 GB de información. Dichos archivos incluyen la zona para la que se estiman las variables y las zonas donde se encuentran las parcelas del inventario.

Para el visionado de la nube de puntos LiDAR fue necesaria la utilización del programa gratuito FugroViever™ (Fugro).

Para la gestión y el filtrado se utilizó el software Lastools (Martin Isenburg, LAStools). En cuanto al análisis, el cálculo de variables y el visionado de puntos se ha recurrido al software de libre distribución FUSION/LDV desarrollado por el Forest Service–USDA (Servicio Forestal del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos).

Así las clases consideradas fueron las correspondientes al suelo, baja vegetación, media vegetación, alta vegetación y *model key point*. Seguidamente se utilizó la herramienta *lasclip* para seleccionar y extraer la información contenida en el archivo .las correspondiente a la zona de interés.

Un Modelo Digital de Superficies, (MDS) fue generado para el área y para las demás hojas utilizadas, para que sea posible la realización de los cálculos de biomasa por medio de la separación del suelo con la masa forestal. Para ello fue utilizado el comando *GridSurfaceCreate* de FUSION. Un proceso similar fue adoptado para generar el Modelo Digital de Alturas de Vegetación (MDHV o *Canopy model*) de la zona. Posteriormente, ambos modelos se convirtieron a formato ascii.

El siguiente paso consistió en calcular toda la batería de estadísticos LiDAR (VER ANEXO) de parcelas circulares, con radios similares a aquellos tomados en el terreno (12 m de radio y 452 m<sup>2</sup> de superficie ideal) teniendo como centro de cada circunferencia su respectivo punto de los 23 seleccionados. Este proceso fue realizado mediante el comando *Gridmetrics* de FUSION para obtener los datos LiDAR que se confrontarán con los datos a pie de campo con el fin de generar los modelos. Dicho comando calcula los estadísticos en celdas rectangulares de tamaño ajustable por el usuario, en este caso de 20 m de lado para tener superficies similares a las parcelas de campo. Hay que resaltar que al ejecutar *Gridmetrics* el programa FUSION arroja ciertos errores que se traducen en celdas con información corrupta que han de ser desechadas. Es por ello que al aplicar modelos en las celdas o al representar en un mapa alguna variable aparezcan celdas en blanco o “huecos”.

El proceso tiene como fase final la obtención de ecuaciones de regresión lineal donde se modela la relación entre una variable dependiente (biomasa, área basimétrica y número de pies) y las variables independientes (estadísticos LiDAR). En este caso se ha utilizado el software estadístico de libre licencia R, nacido en la Universidad de Auckland y desarrollado actualmente por *R Development Core Team*. Mediante dicho programa se han examinado las relaciones de correlación entre las variables y se ha ido afinando los distintos modelos hasta conseguir altos coeficientes de determinación y bajos errores estándar. Un ejemplo es presentado en la figura 5.

```
Modelo Biomasa 5m (2) - Bloco de notas
Arquivo  Editor  Formatar  Exibir  Ayuda
Call:
lm(Formula = Biomasa_parcela ~ Elev.mean + Elev.P05 + Elev.P50 +
  Elev.P75 + Elev.P90 + Elev.P95 + FCC + Elev.P25 + Elev.CV +
  Elev.P99, data = Datos)
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.68315 -0.27803 -0.03939  0.31222  0.85782
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -7.229823   5.347654  -1.352  0.201320
Elev.mean    61.022370   9.635223   6.333  3.76e-05 ***
Elev.P05     -9.186137   1.611219  -5.701  9.89e-05 ***
Elev.P50    -22.939749   3.026118  -7.581  6.50e-06 ***
Elev.P75     -4.677324   2.383310  -1.963  0.073308 .
Elev.P90    -13.513121   1.674897  -8.068  3.45e-06 ***
Elev.P95     -6.380190   1.325952  -4.812  0.000425 ***
FCC           0.030771   0.008221   3.743  0.002807 **
Elev.P25     -4.253758   2.358147  -1.804  0.096397 .
Elev.CV      114.919262  39.686162   2.896  0.013433 *
Elev.P99      0.805849   0.684834   1.177  0.262127
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.5712 on 12 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9198,    Adjusted R-squared:  0.853
F-statistic: 13.76 on 10 and 12 DF,  p-value: 4.205e-05
```

Figura 5: Ejemplo de modelo estadístico generado en el software R

Para los 3 modelos que se han obtenido se ha comprobado las condiciones de heterocedasticidad, normalidad, linealidad y existencia de valores atípicos. En los 3 casos los modelos cumplen las condiciones requeridas. (VER ANEXOS)

### 3.7 Mapeamento y Layout

Los productos cartográficos generados para este trabajo fueran construidos por medio de los softwares ArcMap™ 10 (ArcGIS®) bajo licencia de Esri adquirida por la Universidad de Valladolid, y QuantumGIS desarrollado por la fundación OSGeo (Open Source Geospatial Foundation) de licencia gratuita y código abierto.

La clasificación de los índices de vegetación empleada consiste en una gradación de colores, en la cual cada tono corresponde a un valor.

## 4. Resultados y discusión

### 4.1 Índices de vegetación

De acuerdo con Epiphonio et al. (1996), la vegetación es un objetivo complejo de la Teledetección, presentando una serie de elementos relacionados con ella que influyen en su comportamiento espectral. De esta forma surgió la necesidad de la creación de modelos que disminuyan la influencia de estos elementos en su reflectividad. De hecho, para corregir la influencia de la vegetación, investigadores como Rouse *et al.* (1974), Huete (1988), Allen *et al.* (2002), entre otros, hicieron una serie de combinaciones entre los rangos de la banda espectral de la vegetación, de manera que acentuase la vivacidad vegetal, contrastando con otros elementos de la superficie.

Así, a continuación se presentan los índices de vegetación (NDVI y SAVI) calculados sobre las imágenes TM del Landsat 5 en los años considerados en el estudio.

Teniendo en cuenta que, de acuerdo con Ponzoni y Shimabukuro (2009), el NDVI es un método importante para el monitoreo de la vegetación, utilizado para elaborar perfiles, estacionales y temporales, respecto a su comportamiento la figura 6 presenta la aplicación del NDVI sobre la escena en estos años.

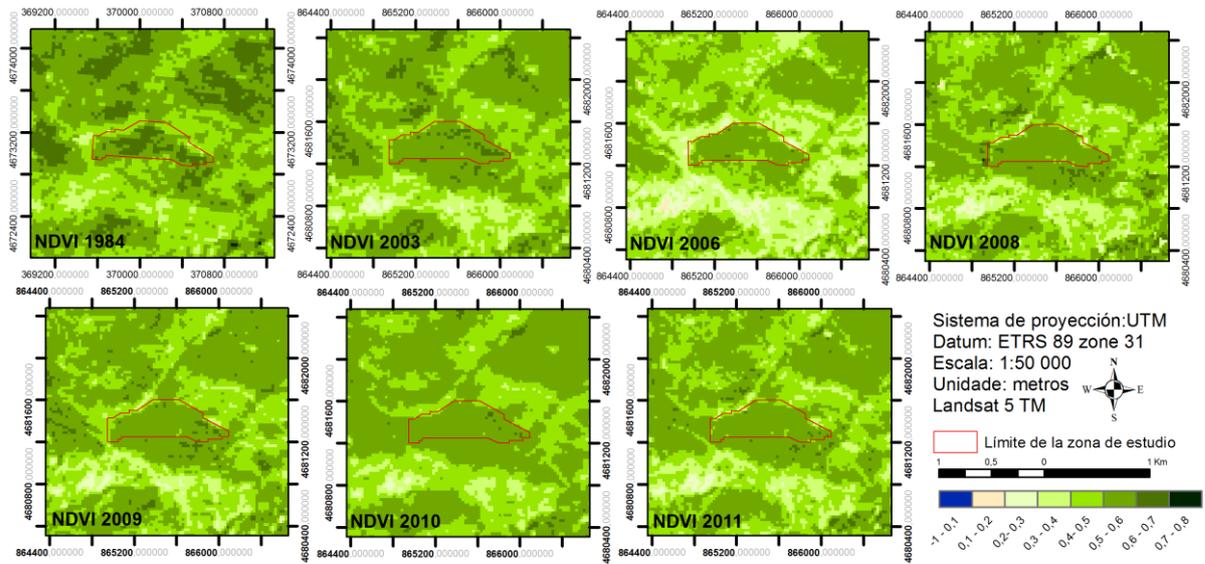


Figura 6: resultado gráfico del cálculo de NDVI en la zona de estudio

Por medio de una interpretación de la figura 6 es posible percibir que desde el año 1984 al año 2003 la masa forestal de la zona de estudio pierde densidad en su área central, igual sucede en las masas alrededor de la zona de estudio. Sin embargo, en el borde al norte de la zona, la vegetación gana vigor entre estos dos años. Ya de 2003 a 2006 se nota una considerable pérdida del vigor de la vegetación, lo cual vuelve a recuperarse en el año 2008. En los siguientes años la zona de estudio no sufre fuertes cambios en el vigor de la vegetación. Así que, en comparación con el año 1984, la zona de estudio en 2010 ha perdido vigor en su área central, mientras que en su borde se ha crecido la vegetación.

La figura 7 muestra la aplicación del SAVI sobre la escena en los años considerados.

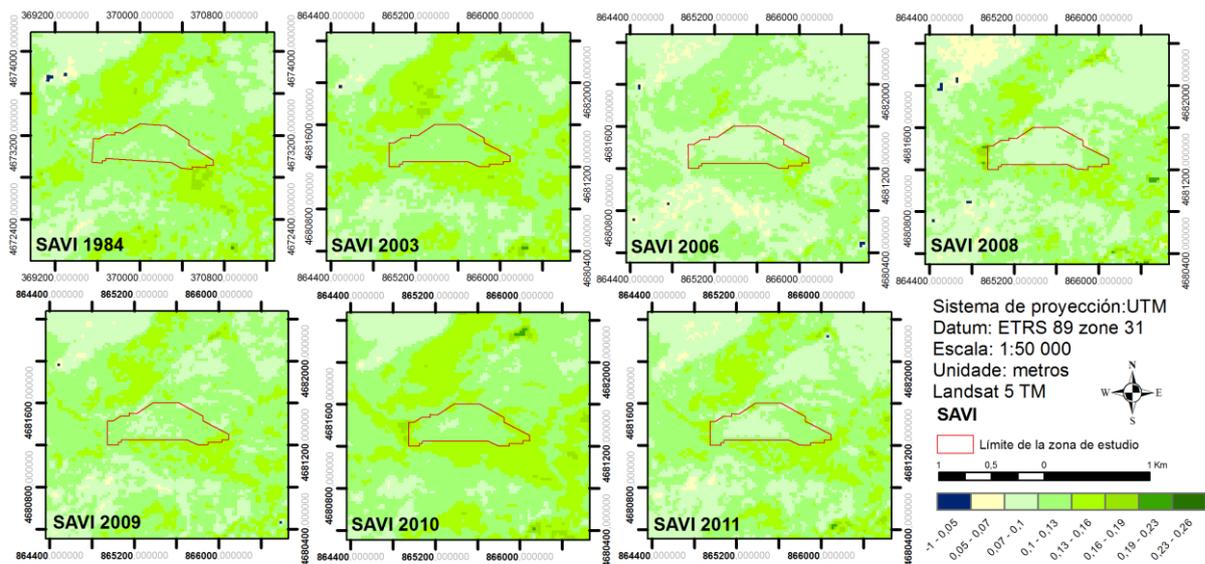


Figura 7: resultado gráfico del cálculo de SAVI en la zona de estudio



Al analizar la figura 7 es posible observar que en la zona de estudio hay un ligero crecimiento del vigor de la vegetación desde el año de 1984 al año de 2003. Mientras que del año de 2003 hasta 2006 hay una disminución de la vegetación más notable, tanto en la zona como en su alrededor. De 2006 a 2008 se percibe que la masa forestal en la zona del estudio no ha sufrido gran variación, de acuerdo con lo que muestra el SAVI. Ya en 2009, este índice indica una regeneración de la masa forestal en la zona, que crece todavía más en el año de 2010. Por fin, en el año de 2011 la masa forestal pierde vigor, principalmente en el centro de la zona de estudio.

Analizadas las figuras 6 y 7, los índices de vegetación presentan divergencias en la representación de la evolución del vigor vegetal en algunos años, aunque no sean tan notables. La evolución de la vegetación en el transcurrir de los años se muestra, por medio de valores numéricos, en los siguientes cuadros. La figura 8 muestra la evolución de la media del NDVI en la zona de estudio durante los años analizados.

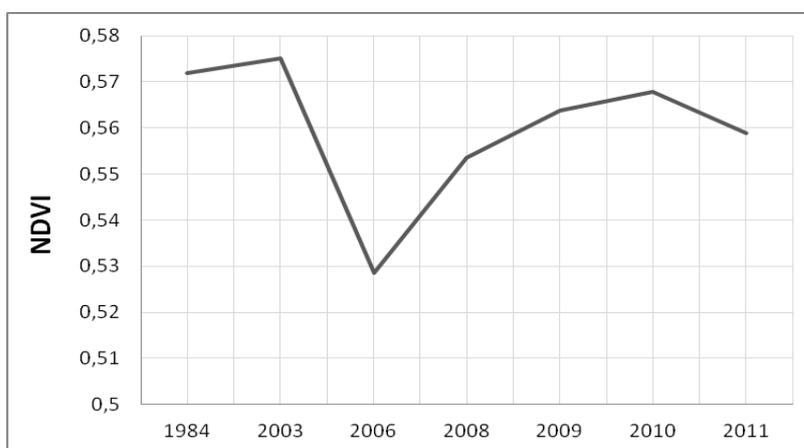


Figura 8: Evolución de la media del NDVI en los años.

La figura 8 muestra que la media de los valores del NDVI en la zona de estudio sube ligeramente del año de 1984 hasta el año 2003, aunque no se puede afirmar si este comportamiento está de acuerdo con la figura 6, pues en la representación gráfica se muestra que, en 2003, la densidad en el centro de la zona disminuye, mientras que los bordes ganan vigor vegetal, posiblemente permitiendo que la media del índice no sea alterada. La media sufre una caída considerable del año 2003 al año 2006, lo que muestra coherencia con la representación gráfica del índice. Después, la media del índice sigue aumentando hasta el año 2010, cuando por fin, sufre una ligera caída en el año 2011.

Sea como fuere, considerando que la media del NDVI se queda dentro del rango de 0,5 a 0,6, se puede decir que su media no sufre grandes alteraciones al transcurrir los años.

La figura 9 muestra la evolución de la media del SAVI en la zona de estudio durante los años analizados.

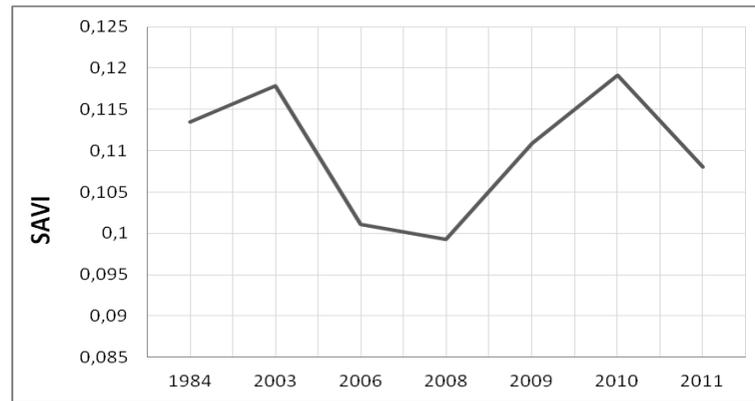


Figura 9: Evolución de la media del SAVI en los años

La media del SAVI, con excepción del año 2008, presenta una evolución parecida con la media del NDVI, presentando un ligero aumento de 1984 a 2003, una disminución en el año 2006, que sigue levemente en el año 2008. Posteriormente, la media sube hasta el año 2010, volviendo a bajar en el año 2011. De esta forma se puede afirmar que la evolución de los valores de la media del SAVI con el tiempo es coherente con lo representado en los mapas de este índice. Además, se aprecia que el rango de variación de los valores de media es más pequeño incluso que el de NDVI, presentando un intervalo de valores entre 0,099 a 0,12.

Para que se pueda hacer un análisis más específico del comportamiento de la vegetación de la zona con el tiempo, se calculó una media para los valores más altos, una media para los valores medianos y una para los valores más bajos, para el NDVI. Para el SAVI fue hecha una media de los valores más altos y una media para los valores más bajos. De esta forma las figuras 10 y 11 presentan las medias de estos valores.

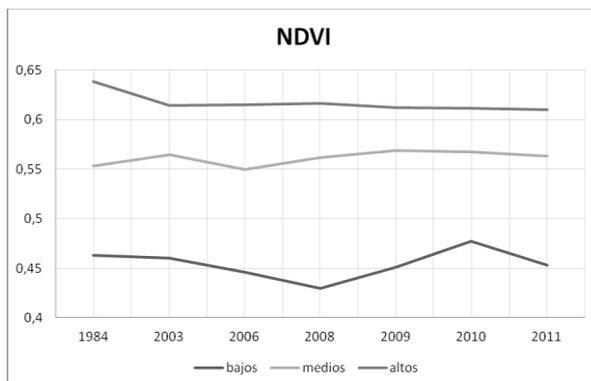


Figura 10: Media de los valores más altos, medianos y bajos del NDVI

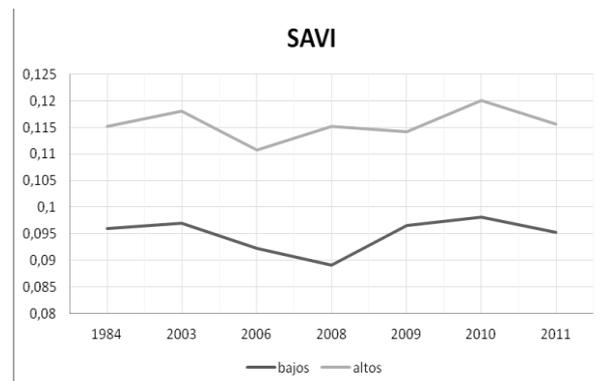


Figura 11: Media de los valores más altos, medianos y bajos del SAVI

Al observar la figura 10 es posible percibir que la media de los valores más altos va disminuyendo con el tiempo, mientras que la media de los valores medianos presenta una ligera oscilación durante estos años. Una oscilación más grande sufre la media de los valores más bajos, los cuales disminuyen hasta 2008, crecen hasta 2010, volviendo a disminuir en 2011. Con ese comportamiento en las medias del NDVI se puede afirmar que la masa forestal analizada sufre una pérdida general de vegetación

de 2010 a 2011, además de presentar una tendencia de homogenización de su densidad.

Aunque la media para los valores más altos y para los valores más bajos del SAVI oscile de forma distinta que las medias del NDVI, también el SAVI muestra una disminución general de la masa forestal de 2010 a 2011.

Los efectos topográficos influirán en los desempeños de los índices de vegetación, específicamente en el SAVI. Así que se puede apreciar que la vertiente a sotavento de la zona presenta mayores valores en el índice de vegetación que en la vertiente a barlovento, cuando en realidad la vegetación de la zona no se distribuye de esta forma, sino al revés. Esto puede haber ocurrido por la mayor incidencia solar sobre la vertiente a sotavento en la hora de la captura de los datos matriciales, influyendo directamente en la distintas reflectividades entre los dos lados de la montaña. De hecho el SAVI puede haber sido más vulnerable a los efectos topográficos y de la sombra que el NDVI por esta última, ya que según Epiphanyo *et al.* (1996), es capaz de minimizar efectos topográficos al producir una escala linear de medida.

## 4.2 Datos LiDAR

### 4.2.1 Modelo Digital de Terreno

A partir del procesamiento de la información contenida en el vuelo LiDAR y el cálculo de los distintos estadísticos se generaron dos MDT, uno de superficies y otro de alturas de vegetación así como mapas de las principales variables de interés.

La figura 12 presenta el modelo de elevaciones o superficies generado por los datos LiDAR, por medio de la herramienta *GridsurfaceCreate*.

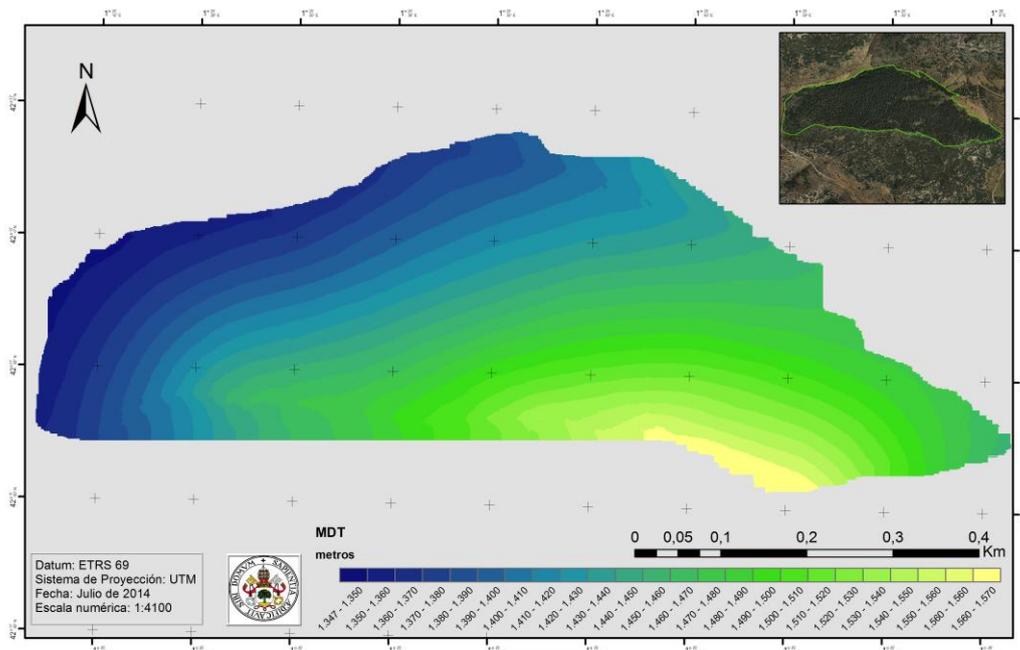


Figura 12: Modelo Digital de Superficies resultante de los datos LiDAR.

Por medio de la gradación de colores con los valores de altitud correspondiente, como muestra la leyenda de la figura 12, se observa que la porción

sudoriental comprende la parte más elevada de la zona de estudio, representada por el color amarillo, mientras que la zona más baja se encuentra en la porción noroeste de la zona, representada por el color azul.

#### 4.2.2 Modelo de Dosel

La figura 13 presenta el modelo de dosel o alturas de la vegetación, creado por la herramienta *Canopy Model*.

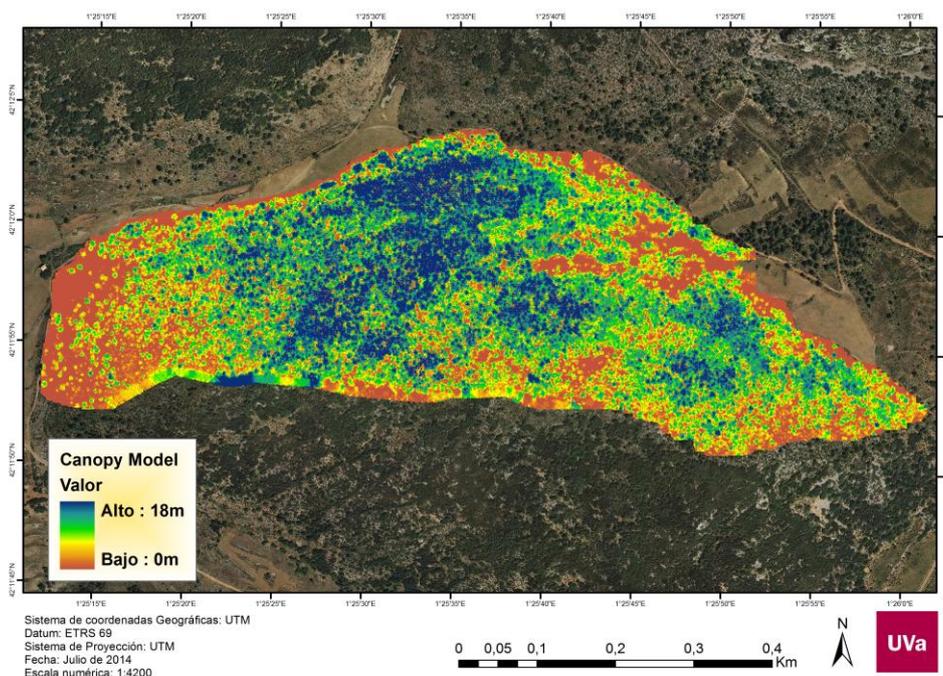


Figura 13: MDHV resultante de los datos LiDAR.

La figura 13 muestra que la masa de vegetación más elevada se encuentra en la parte central del área y en algunos sectores de la parte oriental. Los valores de altura más bajos se encuentran, de manera general, por los bordes del área de estudio, representados por el color morado. La porción oeste y noreste presentan las mayores áreas con valores bajos de elevación frente a las demás. Al compararse el modelo de dosel con la ortofotografía de la zona (Figura 2) es posible obtener una misma idea respecto a la situación de la masa forestal en la zona, sin embargo, además de especificar los valores de altura, el modelo de dosel presenta detalles específicos de toda la masa forestal por medio del contraste de colores, apoyando, de esta forma, el análisis de la zona. En este sentido Riaño *et al.* (2004) afirma que los niveles de detalle obtenidos con sensores LiDAR aerotransportados son realmente espectaculares, puesto que se logra una descripción muy detallada de la estratificación vertical de la vegetación.

#### 4.2.3 Cálculos de los modelos estadísticos basados en datos LiDAR

Los modelos lineales generados a partir de los datos LiDAR para la estimación de las variables biomasa, área basimétrica y número de pies, son los siguientes:



*Ecuación 5: Modelo para el cálculo de Biomasa*

$$Biomasa = -7.229823 + (61.02237 * "Elev mean" ) - (9.186137 * "Elev P05" ) - (22.939749 * "Elev P50" ) - (4.677324 * "Elev P75" ) - (13.513121 * "Elev P90" ) - (6.38019 * "ElevP95" ) + (0.030771 * "Percentage" ) - (4.253758 * "Elev P25" ) + (114.919262 * "Elev CV")+ (0.805849 * "Elev P99" )$$

*Ecuación 6: Modelo para el cálculo de Área basimétrica*

$$Área basimétrica = -7.53203+(13.96245 * "Elev mean" ) - (3.45731 * "Elev P05" ) + (0.01205 * "Percentage" ) - (5.80055 * "Elev P50" ) - (0.073602 * "Elev P95" ) - (3.36153 * "Elev P90" ) + (85.2988 * "Elev CV" ) + (0.49708 * "Elev P99" ) + (1.23639 * "Elev varia" ) - (13.91983 * "Elev stdde" )$$

*Ecuación 7: Modelo para el cálculo de Números de Piés*

$$Número de pies = -839.7000 + (0.4565 * "Percentage" ) + (874.500 * "Elev mean" ) -(162.100 * "Elev P05" ) - (304.3000 * "Elev P50" ) - (167.2000 * "Elev P90" ) - (172.7000 * "Elev P95" ) + (5128.000 * "Elev CV" ) + (0.0000022403 * "Percentage" ) - (126.700 * "Elev varia" ) + (71.9400 * "Elev skewn" )$$

En la Tabla 1 se resumen los parámetros utilizados en las correlaciones de estos tres parámetros.

Tabla 1: Modelos lineares construidos para la estimación de la biomasa, área basimétrica y número de pies.

<b>Modelo de Biomasa</b>	
<b>Correlaciones</b>	<i>Ecuación</i>
<b>Error estándar residual = 0,5712</b>	Biomasa de la parcela = Elevación media + Elevación percentil 05 + Elevación percentil 50 + Elevación percentil 75 + Elevación Percentil 90 + Elevación Percentil 95 + Fracción Cabida Cubierta + Elevación Percentil 25 + Elevación CV + Elevación Percentil 99
<b>Múltiple R – cuadrado = 0,9198</b>	
<b>Ajustado R-cuadrado = 0.853</b>	
<b>Modelo de Area basimetrica</b>	
<b>Correlaciones</b>	<i>Ecuación</i>
<b>Error estándar residual = 0,172</b>	Area batimetrica = Elevación media + Elevación percentil 05 + Fracción Cabida Cubierta + Elevación percentil a 50 + Elevación Percentil 95 + Elevación Percentil 90 + Elevación CV + Elevación Percentil 99 + Elevación de varancia + Elevación stddev
<b>Múltiple R – cuadrado = 0,9145</b>	
<b>Ajustado R-cuadrado = 0,8433</b>	
<b>Modelo Número de Pies</b>	
<b>Correlaciones</b>	<i>Ecuación</i>
<b>Error estándar residual = 6,666</b>	Número de Pies = FCC + Elevación media +

**Múltiple R – cuadrado = 0,9562****Ajustado R-cuadrado = 0,9197**

Elevación percentil 05 + Elevación percentil 50 + Elevación Percentil 90 + Elevación Percentil 95 + Elevación CV + Porcentaje de los primeros retornos por encima de la media + Elevación variance + Elevación skewness

Tabla 2: Valores de biomasa, área bisimétrica y número de pies por parcela obtenidos mediante inventario y con los respectivos modelos.

Puntos de los rodales	Biomasa Inventario	Biomasa modelo	Área Bisimétrica Inventario	Área Bisimétrica modelo	Nº de pies Inventario	Nº de pies modelo
6d1	4,28	4,41	1,16	1,18	23,00	21,91
6d2	7,36	6,73	2,11	1,93	72,00	64,69
6d2	5,21	5,27	1,45	1,56	34,00	48,57
4e1	5,66	5,55	1,64	1,70	59,00	58,69
4e2	5,72	7,38	1,58	1,37	37,00	38,39
4e3	7,38	7,43	2,11	2,02	65,00	58,41
4e4	7,57	4,82	2,11	2,18	62,00	61,75
4e5	5,68	4,28	1,74	1,59	109,00	108,45
4e6	4,62	4,82	1,28	1,16	30,00	30,28
8a1	4,8	6,44	1,36	1,38	41,00	42,34
8a2	5,85	6,32	1,68	1,82	49,00	46,92
8a3	5,64	5,29	1,59	1,76	42,00	48,27
8a4	4,97	2,78	1,39	1,53	37,00	40,64
8a5	2,38	6,84	0,71	0,95	32,00	33,92
8b1	6,48	4,22	1,86	2,03	59,00	60,26
8b2	4,62	5,67	1,28	1,23	30,00	21,44
8b3	6,38	2,55	1,83	1,70	58,00	56,15
8d1	2,31	6,12	0,66	0,61	18,00	12,46
8d2	6,46	6,14	1,84	1,71	54,00	52,55
8d3	5,54	6,79	1,63	1,70	65,00	58,04
<b>8d4</b>	6,56	7,51	1,96	1,96	97,00	94,14
<b>8d5</b>	7,79	7,86	2,24	2,16	81,00	81,10
<b>8d6</b>	7,82	4,41	2,27	2,27	80,00	79,59

A continuación, la figura 14 muestra las gráficas de dispersión entre los valores por parcela de las variables provenientes del inventario y los generados por el modelo estadístico aplicado sobre los datos LiDAR.

Biomasa

Área Bisimétrica

Número de pies

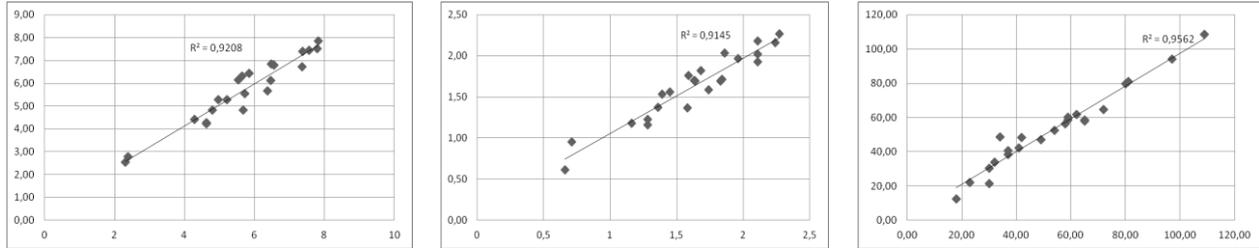


Figura 14: Correlaciones de las variables originadas de los datos inventario e resultantes del cálculo estadístico de los datos LiDAR.

En la figura 14 se percibe que las correlaciones entre los valores de las variables para las 23 parcelas y los valores correspondientes resultantes del modelo aplicado presentan una buena correlación. De hecho el número de pies es la variable que presenta mayor correlación, mientras que el área basimétrica es la que presenta la menor entre las tres.

Los modelos estadísticos, una vez calculados sobre los datos de las parcelas, fueron aplicados en la zona de estudio para que fuera estimada la biomasa en esta zona. Asimismo, un procedimiento similar se utilizó para estimar el área basimétrica y el número de pies para todo el espacio analizado.

En este punto cabe recordar que al calcular los modelos en cada una de las celdas, quedan espacios en blanco correspondientes a información corrupta inevitable, inherente a las limitaciones del software FUSION.

#### 4.2.4 Estimación de la Biomasa

De la obtención de los datos de biomasa resultantes del modelo descrito en el apartado anterior fue generado un mapa utilizando los datos LiDAR (figura 15)

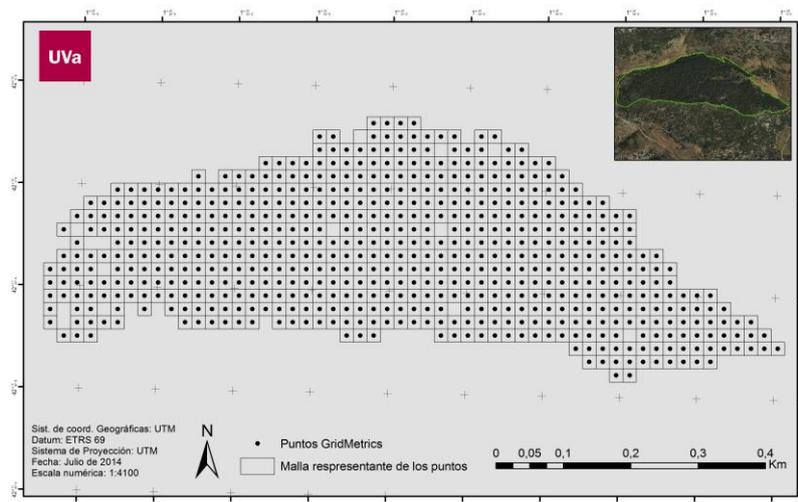


Figura 15: Cuadrículas con los datos de biomasa de la zona de estudio

En la figura 15 cada celda ( $400 \text{ m}^2$ ) contiene el valor de biomasa calculado con el modelo. El área total de la zona de estudio resultante de la suma de todas las cuadrículas corresponde a  $24,52 \text{ ha}$  frente a las  $25 \text{ ha}$  de partida. Esto se debe a la eliminación de celdas con errores.

Haciendo la suma del valor de biomasa de cada celda se obtiene un valor de biomasa total de la zona de estudio de **3059,76 toneladas**. Paralelamente, tomando como base las tres parcelas del inventario y sus respectivos valores de biomasa para las 24, 52 ha se obtiene un valor de **3341,42 toneladas**. Se aprecia que son unos valores bastante cercanos si bien el obtenido mediante el modelo es ligeramente inferior. Esto sin duda se debe a que el modelo se calcula sobre toda la zona, incluyendo partes de bosque donde los árboles son más pequeños o donde incluso no hay vegetación arbórea. De esta forma se constata la importancia de los datos LiDAR en la proyección más fiable del objeto de estudio, ya que el sensor recoge datos de toda la zona de estudio, con distinta cubierta vegetal, mientras que las parcelas del inventario sirven como muestras, tendiendo a homogenizar las informaciones sobre el espacio considerado.

Por lo tanto, la figura 16 muestra el mapa de la estimación de la biomasa calculada con los datos LiDAR para la zona de estudio.

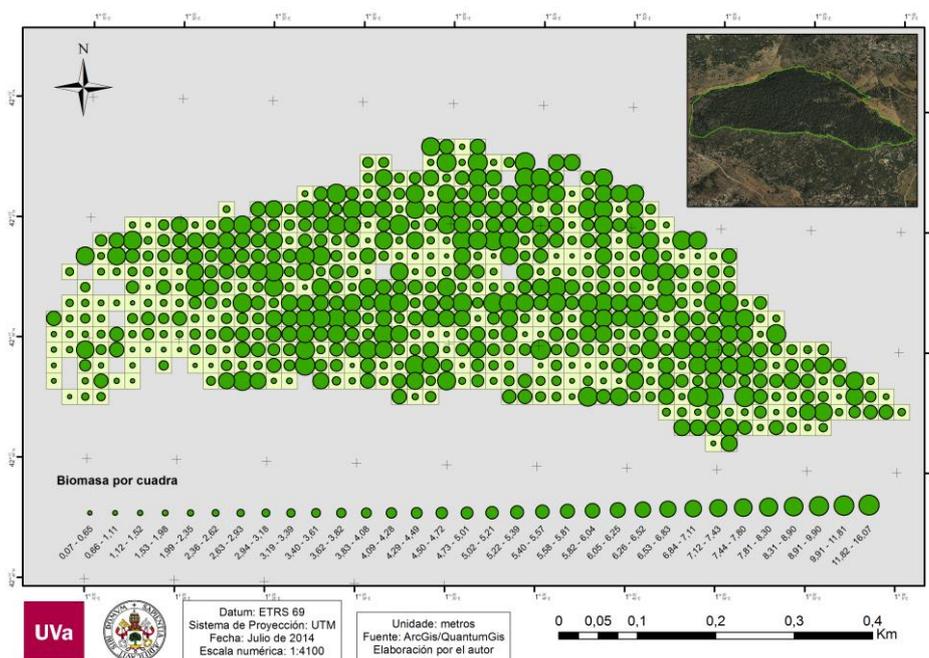


Figura 16: Mapa de biomasa en la zona de estudio.

Al analizar la figura 16 se puede observar que la concentración de la biomasa (expresa en toneladas por celda) no se distribuye de manera homogénea en la zona sino que la concentración de los mayores valores se encuentra hacia el centro de la zona, aunque haya áreas con bajos valores de biomasa. Igualmente es posible percibir que en la zona este hay una concentración significativa de grandes valores de biomasa.

#### 4.2.5 Área Basimétrica

El área basimétrica corresponde al área en metros cuadrados del corte transversal de un árbol a una altura media de 1,30m.

La figura 17 representa los mapas del área basimétrica de la zona de estudio. Estos datos están representados por celda.

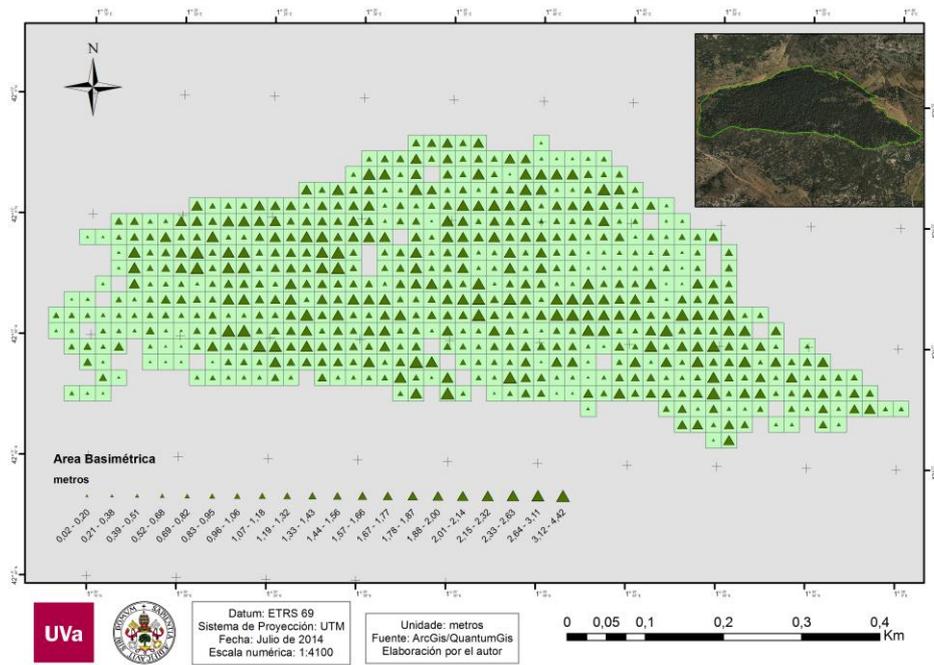


Figura 17: Mapa del Área Basimétrica de la zona de estudio.

Al analizar la figura 17 se constata una cierta similitud con el mapa de biomasa, concentrando las mayores medidas del área basimétrica en la parte central de la zona, tendiendo ligeramente hacia al oeste. Además se puede observar una concentración de grandes medidas en la porción este, hecho que demuestra una similitud con el mapa de biomasa.

De esta forma, tanto la biomasa como el área basimétrica presentan coherencia con el modelo de dosel de la figura 13, presentando los mayores valores correspondientes a cada una, en el área central, tendiendo hacia el oeste de la zona, y una “isla” de altos valores en el este de la zona.

Este hecho indica que la altura de la vegetación, la biomasa y el área basimétrica están directamente relacionadas en este caso, apuntando a que los grandes valores en estas áreas son una respuesta a la presencia de los grandes árboles existentes, al contrario de la existencia de muchos árboles jóvenes o pequeños, los cuales también podrían resultar en grandes valores de biomasa.

#### 4.2.6 Número de Pies

La figura 18 presenta el mapa de número de pies, igualmente representados por cuadrícula de 400m<sup>2</sup>.

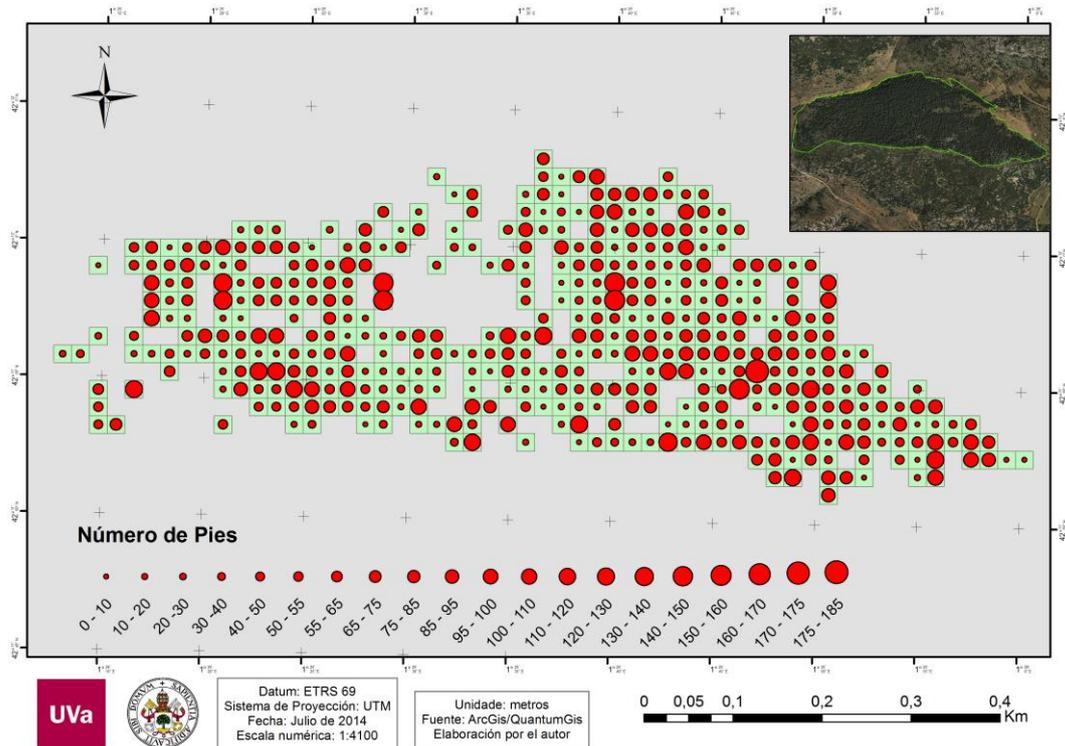


Figura 18: Mapa del número de pies de la zona de estudio.

La falta de celdas y de elementos cartográficos en una parte del mapa del número de pies, debido a los errores de procesamiento en FUSION, imposibilita establecer una relación clara de esta variable con las demás.

### 4.3 Datos de Elevación y Fracción Cobierta

Otros parámetros fueron utilizados como apoyo al análisis de la masa forestal, como es el caso de la elevación media y elevación percentil 95, representados respectivamente en las figuras 19 y 20.

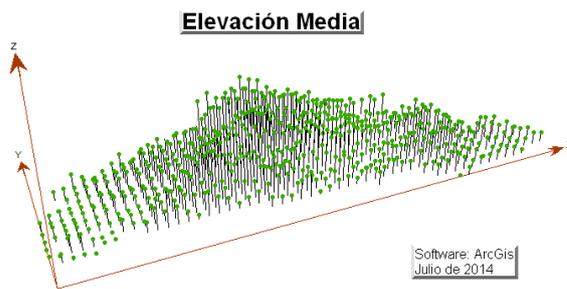


Figura 19: Gráfico de los valores de elevación media.

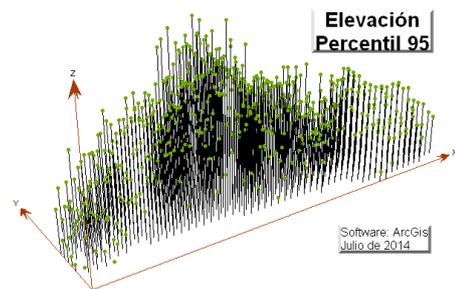


Figura 20: Gráfico de los valores de elevación Percentil 95.

Cada punto presente en los gráficos corresponde al valor de cada celda sobre la zona de estudio. Aunque se refieren a variables distintas, los dos gráficos se proyectan sobre la misma idea. Así que se puede comprobar que la altura de la masa forestal está directamente relacionada con otras variables.

En esto contexto Asner *et al.* (2012) examinaron la efectividad de la altura del media dosel extraída para estimar la biomasa en Panamá, Perú, Madagascar, y

Hawai. Igualmente, estudios anteriores hechos por Means *et al.* (2000) y Popescu *et al.* (2004) han estimados con éxito la biomasa aérea o volumen del árbol de cálculos estadísticos con los datos LiDAR de altura de vegetación en los bosques boreales y templados.

La figura 21 se corresponde a la representación gráfica de la aplicación del parámetro Fracción Cabilidad Cubierta en la zona de estudio.

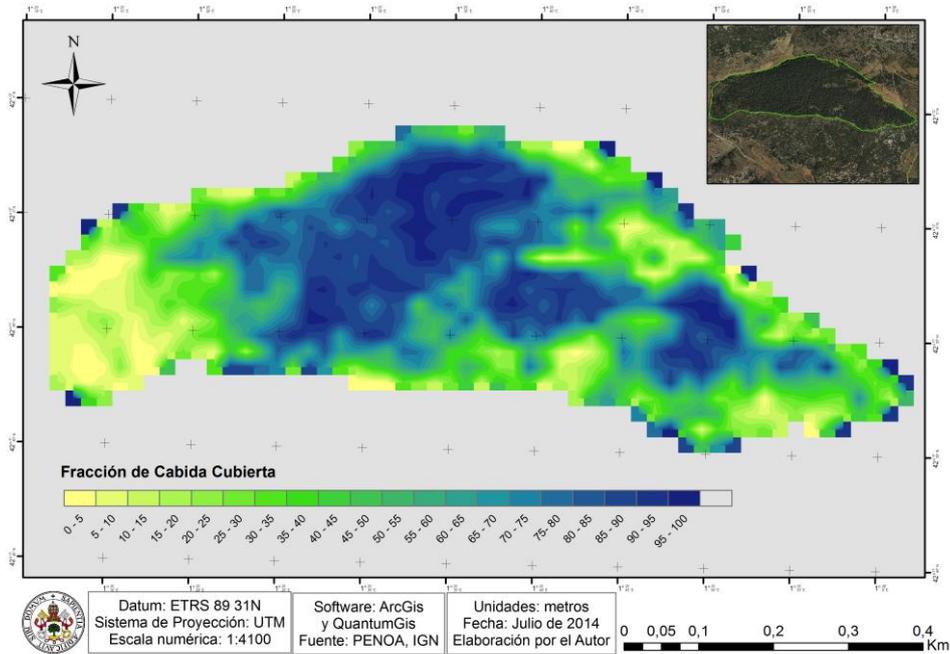


Figura 21: Mapa de Fracción de Cabilidad Cubierta.

La Fracción de Cabilidad Cubierta (FCC) hace referencia al porcentaje de la superficie horizontal cubierta por la proyección de las copas (García, 2010).

De esta forma, en consonancia con la biomasa, área basimétrica y las informaciones de altura, la FCC presentan los mayores valores en el área central, tendiendo hacia el oeste de la zona, además de mostrar un fragmento de valores altos en la porción más oriental. La FCC presenta un gran contraste entre sus valores, representando de forma muy nítida la situación de la masa forestal en estudio.

#### 4.4 Relación entre el FCC y NDVI

Partiendo del principio de que la FCC aporta información sobre la superficie ocupada por el bosque, a continuación se muestra una comparación con el NDVI resultante de datos orbitales (figuras 21 y 22)

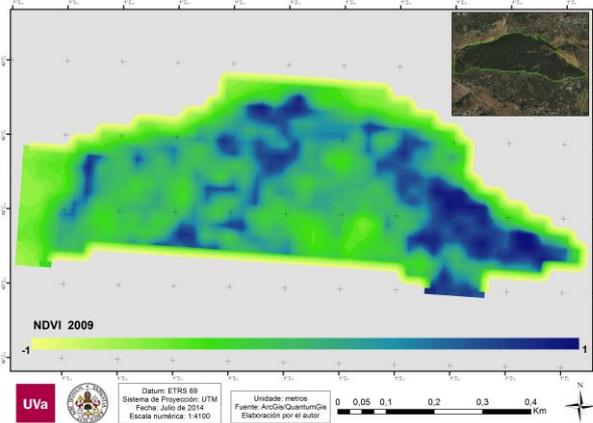


Figura 21: NDVI de 2009 en la zona

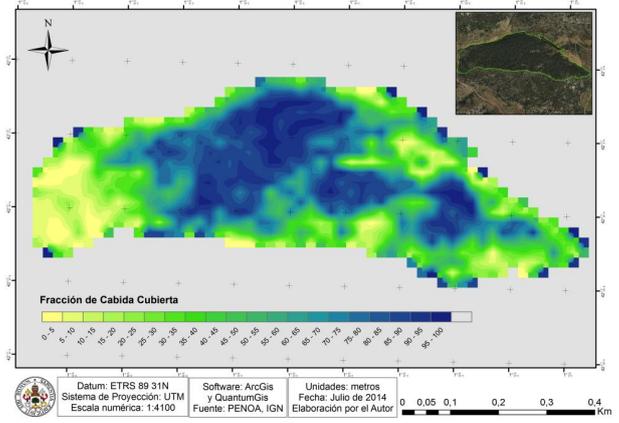


Figura 22: Representación del cálculo del FCC

Empezando por la resolución espacial, 900m<sup>2</sup> como valor de pixel, el NDVI presenta algunas diferencias en su representación del FCC, lo cual tiene una resolución de 400m<sup>2</sup> como valor de pixel. Se puede observar que el NDVI presenta sus mayores valores en la parte central de la zona, pero todavía más, en su porción este, mientras que el contrario ocurre con el FCC.

Además de las resoluciones espacial y espectral, el índice generado por producto satelital es dependiente de las condiciones ambientales, topográficas, del efecto de la atmosfera y de la propia iluminación solar.

En esto sentido, las métricas LiDAR son menos susceptibles a los efectos de saturación, incluso a altos niveles de biomasa (Hyde *et al.* 2007) a diferencia de la mayoría de los índices de percepción remota, que saturan a valores moderados (Gao, 1996 y Huete *et al.* 1997).

Estudios previos que combinan técnicas de LiDAR y los sensores hiperespectrales han demostrado que LiDAR era más útil que otros sensores en lo que se refiere a la predicción de la biomasa (Hyde *et al.* 2007 y Anderson *et al.* 2008).

Sin embargo, aunque presente limitaciones frente a los datos LiDAR, por ser originado a partir de un producto orbital multispectral, el NDVI transmite información similar al FCC presentando de modo menos preciso la situación de la masa forestal, además de presentar la ventaja en lo que corresponde a los costes de obtención de sus datos y la frecuencia de adquisición de estos.



## Conclusiones

-Se han alcanzado los objetivos tanto generales como específicos propuestos en este estudio.

-El perfil temporal del NDVI ha sido utilizado para detectar actividades estacional y fenológica, duración del período de crecimiento, cambios fisiológicos de las hojas y períodos de senescencia (PONZONI & SHIMABUKURO 2009).

-El análisis temporal de la masa forestal de la zona de estudio por medio de los índices de vegetación generados permite observar como la vegetación en el área se comporta con el tiempo. En el caso los índices indican que la masa forestal puede haber pasado por ciclos de ganancia y pérdida de vigor vegetativo y biomasa, hecho que puede estar relacionado a la variabilidad climática. Sin embargo un mayor número de imágenes y con una frecuencia temporal más regular, como por ejemplo cada 5 años, proporcionarían un análisis más minucioso sobre el comportamiento de la masa.

-Los efectos topográficos influyen en los desempeños de los índices de vegetación, específicamente en el SAVI. Así se puede apreciar que la vertiente a sotavento de la zona presenta mayores valores en el índice de vegetación que en la vertiente a barlovento, cuando que en realidad la vegetación de la zona no se distribuye de esta forma, sino al revés. Esto puede haber ocurrido por la mayor incidencia solar sobre la vertiente a sotavento en la hora de la captura de los datos matriciales, influenciando directamente en la distintas reflectividades entre los dos lados de la montaña.

-El Modelo Digital del Superficies generado fue crucial para la secuencia y éxito de los cálculos con los demás parámetros. De la misma forma el Modelo de Dosel se ha presentado como un buen producto para analizar la estructura de la masa forestal, ya que diferencia claramente los valores de altura entre los árboles.

-Los datos LiDAR relacionados con datos de los inventarios forestales, se muestran extremadamente útiles, teniendo en cuenta los resultados estadísticos. En este sentido los modelos estadísticos generados sobre los datos LiDAR presentaron una buena correlación con los datos del inventario, con coeficientes de determinación superiores al 0,9. Asimismo cumplen con las condiciones de heterocedasticidad, linealidad, normalidad y valores atípicos.

-Los modelos obtenidos aportan una información más completa de la zona de estudio

-En consecuencia, los productos cartográficos presentan un buen resultado, ya que fueron coherentes entre sí, con la ortofotografía y con el NDVI. Además de integrar las informaciones importantes obtenidas en este estudio.

-Si bien el software FUSION es potente y de acceso libre presenta todavía errores a la hora de implementar sus algoritmos.

-El NDVI se ha mostrado en consonancia con la fracción de cubierta cubierta, aunque no sea tan preciso como los datos LiDAR, por tratarse un producto resultante de un sensor orbital de media resolución espacial.

-Por fin la tecnología LiDAR aporta a la investigación forestal una serie de aplicaciones, de orden dasométrica y/o dendrometría, necesarias para una efectiva gestión de los bosques. Además de la ventaja que tiene frente a otros métodos más convencionales, en cuanto a su precisión, temporalidad y barrido, que son de gran



utilidad en un contexto de urgencia de resultados fiables en el escenario actual de cambio climático y vulnerabilidad de los ecosistemas.

## Referencias

Allen, R. G., Tasumi, M. Terezza. R. 2002. Sebal (Surface Energy Balance Algorithms for Land) – Advanced Training and User Manual – Idaho Implementation, version 1.0.

Anderson J.E., Plourde L.C., Martin M.E., Braswell B.H., Smith M.-L., Dubayah R.O., Hofton M.A., Blair J.B. 2008. Integrating waveform lidar with hyperspectral imagery for inventory of a northern temperate forest. *Remote Sensing of Environment*, 112 (4) , pp. 1856-1870.

Arroyo, L.; Pascual, C.; Manzanera. J.; 2008. Fire models and methods to map fuel types: The role of remote sensing. *For. Ecol. Manage.* 256, 1239-1252

Asner, G.P., Mascaró, J., Muller-Landau, H.C., Vieilledent, G., Vaudry, R., Rasamoelina, M., Hall, J.S., van Breugel, M., 2012. A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia* 168, 1147–1160.

Bastiaanssen, W. G. M. 1995. Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain. Ph.D. Thesis, Wageningen Agricultural University, Wageningen, Netherlands, 273p.

Boyd, D.S.; Danson, F.M.; 2005. Satellite remote sensing of forest resources: three decades of research development. *Prog. Phys. Geo.* 29, 1 1-26.

Bravo, F.; Del Río, M.; Pando, V.; San Martín, R.; Montero, G.; Ordoñez, C. Y Cañellas, I.; 2002. El diseño de las parcelas del Inventario Forestal Nacional y la estimación de variables dasométricas. En: BRAVO, F.; DEL RÍO, M.; DEL PESO, C. (eds): *El Inventario Forestal Nacional Elemento clave para la Gestión Forestal Sostenible*. 19-35. Fundación General de la Universidad de Valladolid.

Brown, S. 2002. Measuring carbon in forests: current status and future challenges. *Environmental Pollution* 116: 363-372.

Canadell, J.G.; M.R. Raupach. 2011. Future of the terrestrial carbon sink. Richardson KS, WL Steffen, D Liverman (ed). En: *Climate Change: Global Risks, Challenges and Decisions*, pp. 90-91. Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom.

Cuasante, D.; García, C.; 2009. Estimación de recursos forestales con tecnología LIDAR aerotransportada. Aplicación práctica en varios montes de la Provincia de Burgos. En: *Actas del 5º Congreso Forestal Español*. Volumen 1. REF.: 5CFE01-544. S.E.C.F.; Junta de Castilla y León.

Dubayah, R.O., Drake, J.B., 2000. LiDAR remote sensing for forestry. *J. Forest.* 98, 44–46.



Epiphany, J. C. N.; Gleriani, J. M.; Formaggio, A. R.; Rudorff, B. F. T. 1996. Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 31, n. 6, p. 445-454.

FAO. 2010. El Estado de los bosques del mundo. Bosques, actividad forestal y productos forestales para un futuro sostenible. Roma. 3: 26 - 46

Fontana, D.C.; Berlatto, M.A.; Bergamaschi, A. 1988. Relação entre índice de vegetação global e condições hídricas no Rio Grande do Sul. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v.33, n.8, p. 1399-1405.

ForestQuality (Grup de recerca), Bargalló Lorenzo, Daniel, Cañadas Molina, Víctor, Cecilia Pérez, Francisco José & López Barrachina, Sonia. (2013). Propuesta de implementación del cultivo del manzano (*Malus domestica*) en la Vall d'Alinyà : análisis de viabilidad ambiental-económica y certificación de créditos voluntarios de carbono, RECERCAT | Diposit de la recerca de Catalunya. Visitado en: 09/06/2014: [http://ddd.uab.cat/pub/trerecpro/2013/hdl\\_2072\\_222844/PFC\\_ForestQuality\\_part01.pdf](http://ddd.uab.cat/pub/trerecpro/2013/hdl_2072_222844/PFC_ForestQuality_part01.pdf).

Gao B.-C. 1996. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, 58 (3) , pp. 257-266.

García López, J.M., Allué Camacho, C. 2010. Effects of climate change on the distribution of *Pinus sylvestris*L. stands in Spain. A phytoclimatic approach to defining management alternatives. Forest Systems19:329-339.

García, D. G. 2011. Estimación de variables de interés forestal basadas en datos LiDAR en el monte número 117 del c.u.p término municipal de cuenca. Trabajo fin de carrera. Universidad de Madrid.

Holmgren, P., Thuresson, T., 1998. Satellite remote sensing for forestry planning. Scandinavian Journal of Forest Research, 13(1), 90-110.

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

Huete A.R., HuiQing Liu, W.J.D. van Leeuwen. 1997. The use of vegetation indices in forested regions: Issues of linearity and saturation. Geoscience and Remote Sensing, IGARSS '97, Remote Sensing — A Scientific Vision for Sustainable Development 1997 IEEE International.

Hyde P., R. Dubayah, W. Walker, J.B. Blair, M. Hofton, C. Hunsaker. 2007. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (Lidar, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. Remote Sensing of Environment, 102 (1–2), pp. 63–73

IPCC, 2007. Climate Change 2007: Climate Change Impacts, Adaptation and Vulnerability. Working Group II Contribution to the Intergovernmental Panel on Climate Change Fourth Assessment Report. Cambridge University Press, Cambridge, UK.



JENSEN, J. R. 2009. Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva Em Recursos Terrestres. Tradução José Carlos Neves Epiphany (Coord.)...[Et Al]. São José Dos Campos: Parêntese.

Lefsky M.A., Cohen W.B., Parker G.G., Harding D.J. 2002. Lidar remote sensing for ecosystem studies . *BioScience*, 52 (1) , pp. 19-30.

Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Harding, D.J., Parker, G.G., Acker, S.A., Gower, S.T., 2002. LiDAR remote sensing of above-ground biomass in three biomes. *Global Ecol. Biogeogr.* 11, 393–399.

Lindner, M., Maroschek, M., Netherer, S., Kremer, A., Barbati, A., Garcia-Gonzalo, J., Seidl, R., Delzon, S., Corona, P., Kolstrom, M., Lexer, M.J., Marchetti, M. 2010. Climate change impacts, adaptive capacity, and vulnerability of European forest ecosystems. *Forest Ecology and Management* 259: 698-709.

Mallet, C. And Bretar, F., 2009, Full-waveform topographic lidar: state-of-the-art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64, pp. 1–16.

Markham, B. L. & Barker, J. L. 1986. Landsat MSS and TM post-calibration dynamic ranges, exoatmospheric reflectances and at satellite temperatures, EOSAT Landsat Tech. Note: 3-8.

Means, J.E., Acker, S.A., Fitt, B.J., Renslow, M., Emerson, L., Hendrix, C.J., 2000. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning LiDAR. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 66, 1367–1371.

Moisés, J., Ibáñez, M., Rodríguez, R., [et.al] ., 2004. Estudi climatològic de la Vall d'Alinyà. En: *Els sistemes naturals de la vall d'Alinyà*. Barcelona: Institució Catalana d'Història Natural, p. 17-45.

Montero G., Ruiz-Peinado, R., Muñoz, M. 2005. Producción de biomasa y fijación de CO<sub>2</sub> por los bosques españoles. *Monografías INIA, Serie Forestal*; 13. Madrid.

Montero, G., Muñoz, M., Donés, J., Rojo, A. 2004. Fijación de CO<sub>2</sub> por *Pinus sylvestris* L. y *Quercus pyrenaica* Willd. en los montes “Pinar de Valsaín” y “Matas de Valsaín”. *Investigación Agraria: Sistemas y Recursos Forestales* 13 (2):399-416.

Netherer S. & Schopf A. 2010. Potential effects of climate change on insect herbivores in European forests - General aspects and the pine processionary moth as specific example. *Forest Ecology and Management*, 259, 831 - 838.

OSE. 2011. Biodiversidad en España. Base de la Sostenibilidad ante el cambio global. 5.

Ponzoni, F. J.; Shimabukuro, Y, E. 2009. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. São José dos Campos-SP. Ed: Parêntese.



Popescu, S.C., Wynne, R.H., Scrivani, J.A., 2004. Fusion of small-footprint LiDAR and multispectral data to estimate plot-level volume and biomass in deciduous and pine forests in Virginia, USA. *Forest. Sci.* 50, 551–565.

Rengifo, M. y M. Puentes. 2007. Penetración de la señal del sistema ALS40 LiDAR aerotransportado en la cobertura vegetal presente en las islas: La Viciosa y El Morro. *Boletín Científica CCCP*, (14): 95-108.

Reutebuch, S.E., Andersen, H., McGaughey, R.J., 2005. Light detection and ranging (LiDAR): an emerging tool for multiple resource inventory. *J. Forest.* 103, 286–292.

Riaño, D.; Chuvieco, E.; Condés, S.; González-Matesanz, J.; Ustin, S. L. 2004. Generation of crown bulk density for *Pinus sylvestris* L. from lidar. *Remote Sensing of Environment*, 92, p. 345-352.

ROUSE, J. W.; Haas, R. H.; Schell, J. A.; Deering, D. W. 1979. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: *Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 3., Washington, D. C., 1973. *Proceedings*. Washington, D. C.: NASA. Goddard Space Flight Center, 1973. v. 1, p. 309- 317. (NASA SP-351). Tucker, C.J. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation, *Remote Sensing of Environment*, N.8, pp.127-150.

Sanchez Peña G., Martinez-Saavedra J., 2001. Proceso de contabilización de los sumideros de CO<sub>2</sub> en los sistemas forestales españoles. *Cuadernos de la SECF*, nº 12, 29-34.

3D GeoData Viewer FugroViewer. Visor de datos LiDAR. Copyright © Fugro <<<http://www.fugroviewer.com/>>> [Consulta: marzo 2013].

ArcGIS® software by Esri. ArcGIS® and ArcMap™ are the intellectual property of Esri and are used herein under license. Copyright © Esri. All rights reserved. <<[www.esri.com](http://www.esri.com)>>

McGaughey R J 2008 *FUSION/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization (Portland, OR: USDA, Forest Service, Pacific Northwest Research Station)*. <<<http://forsys.cfr.washington.edu/>>> [Consulta: marzo 2013].

Quantum GIS Development Team, <2013>. Quantum GIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <<<http://qgis.osgeo.org>>> [Consulta: marzo 2013].

R Development Core Team (2008). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>. [Consulta: marzo 2013].



## **SOFTWARE**

3D GeoData Viewer FugroViewer. Visor de datos LiDAR. Copyright © Fugro <<<http://www.fugroviewer.com/>>> [Consulta: marzo 2014].

ArcGIS® software by Esri. ArcGIS® and ArcMap™ are the intellectual property of Esri and are used herein under license. Copyright © Esri. All rights reserved. <<[www.esri.com](http://www.esri.com)>>

McGaughey R J 2008 *FUSION/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization* (Portland, OR: USDA, Forest Service, Pacific Northwest Research Station). <<<http://forsys.cfr.washington.edu/>>> [Consulta: marzo 2014].

Martin Isenburg, LAStools - efficient tools for LiDAR processing. version 111216, <<<http://lastools.org>>> [Consulta: marzo 2014].

Quantum GIS Development Team, <2013>. Quantum GIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <<<http://qgis.osgeo.org>>> [Consulta: marzo 2013].

R Development Core Team (2008). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>. [Consulta: marzo 2014].



## **ANEXOS**



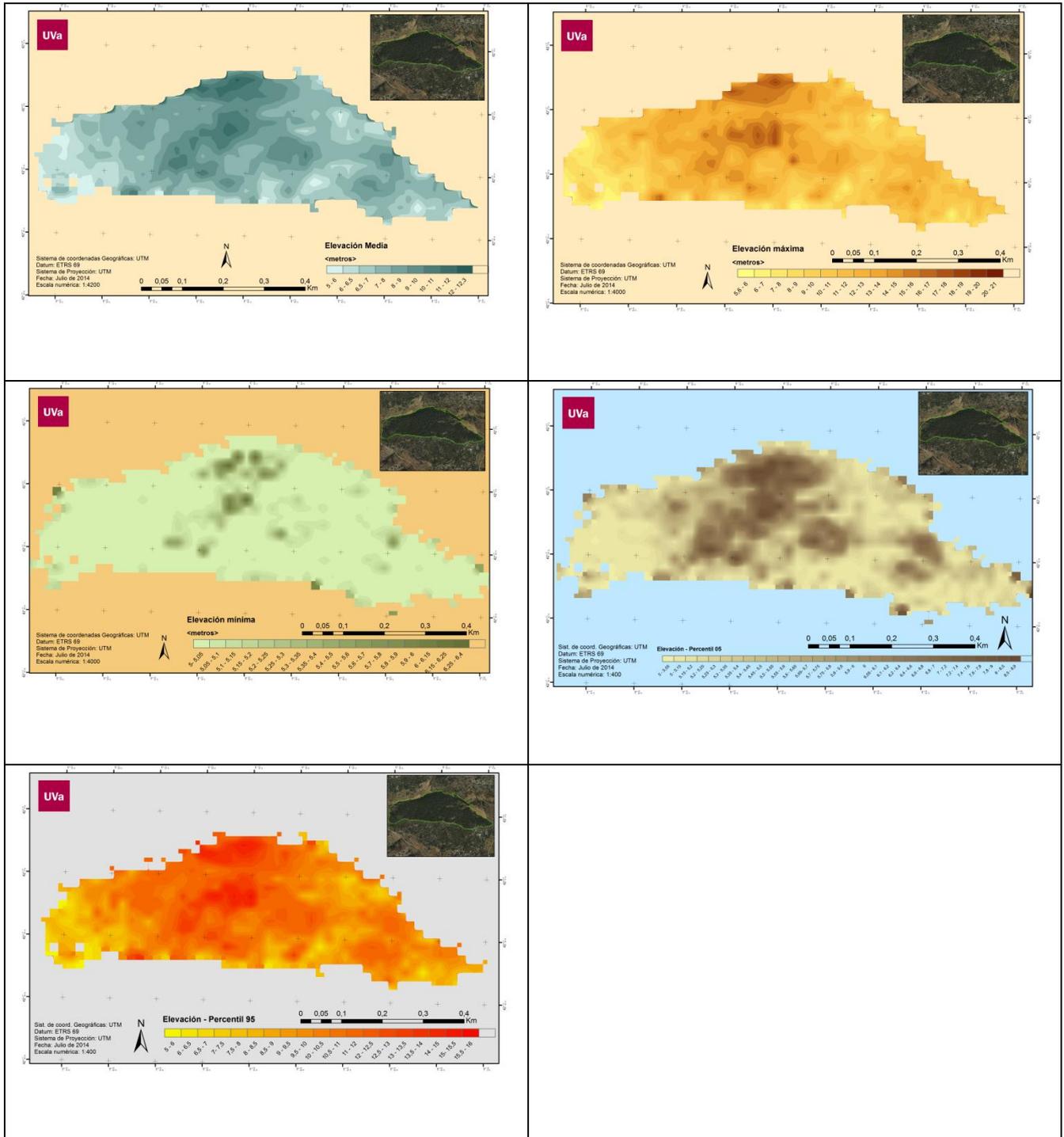
## Batería de estadísticos utilizados en FUSION con los datos LIDAR

Available metrics are:

count	Number of returns above the minimum height
densitytotal	total returns used for calculating cover
densityabove	returns above heightbreak
densitycell	Density of returns used for calculating cover
min	minimum value for cell
max	maximum value for cell
mean	mean value for cell
mode	modal value for cell
stddev	standard deviation of cell values
variance	variance of cell values
cv	coefficient of variation for cell
cover	cover estimate for cell
abovemean	proportion of first (or all) returns above the mean
abovemode	proportion of first (or all) returns above the mode
skewness	skewness computed for cell
kurtosis	kurtosis computed for cell
AAD	average absolute deviation from mean for the cell
p01	1st percentile value for cell (must be p01, not p1)
p05	5th percentile value for cell (must be p05, not p5)
p10	10th percentile value for cell
p20	20th percentile value for cell
p25	25th percentile value for cell
p30	30th percentile value for cell
p40	40th percentile value for cell
p50	50th percentile value (median) for cell
p60	60th percentile value for cell
p70	70th percentile value for cell
p75	75th percentile value for cell
p80	80th percentile value for cell
p90	90th percentile value for cell
p95	95th percentile value for cell
p99	99th percentile value for cell
iq	75th percentile minus 25th percentile for cell
90m10	90th percentile minus 10th percentile for cell
95m05	95th percentile minus 5th percentile for cell
r1count	Count of return 1 points above the minimum height
r2count	Count of return 2 points above the minimum height
r3count	Count of return 3 points above the minimum height
r4count	Count of return 4 points above the minimum height
r5count	Count of return 5 points above the minimum height
r6count	Count of return 6 points above the minimum height
r7count	Count of return 7 points above the minimum height
r8count	Count of return 8 points above the minimum height
r9count	Count of return 9 points above the minimum height
rothercount	Count of other returns above the minimum height
allcover	(all returns above cover ht) / (total returns)
afcover	(all returns above cover ht) / (total first returns)
allcount	number of returns above cover ht
allabovemean	(all returns above mean ht) / (total returns)
allabovemode	(all returns above ht mode) / (total returns)
afabovemean	(all returns above mean ht) / (total first returns)
afabovemode	(all returns above ht mode) / (total first returns)
fcountmean	number of first returns above mean ht
fcountmode	number of first returns above ht mode
allcountmean	number of returns above mean ht
allcountmode	number of returns above ht mode
totalfirst	total number of 1st returns
totalall	total number of returns



### Otros mapas utilizados en el estudio





## Diagnosis de los modelos

### Área batimétrica

#### HOMOCEASTICIDAD:

```
> bptest(Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 +  
+ Elev.variance + Elev.stddev, varformula = ~ fitted.values(LinearModel.2), studentize=FALSE,  
data=Datos)
```

Breusch-Pagan test

```
data: Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 + Elev.variance + Elev.stddev
```

BP = 0.3285, df = 1, **p-value = 0.5665**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>el modelo se comporta de forma homocedástica**

#### NORMALIDAD:

```
> Datos$residuals.LinearModel.2 <- residuals(LinearModel.2)  
> shapiro.test(Datos$residuals.LinearModel.2)
```

Shapiro-Wilk normality test

```
data: Datos$residuals.LinearModel.2
```

W = 0.973, **p-value = 0.7601**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>los residuos se comporta de forma normal**

#### LINEALIDAD:

```
> resettest(Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 +  
+ Elev.variance + Elev.stddev, power=2, type="regressor", data=Datos)
```

RESET test

```
data: Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 + Elev.variance + Elev.stddev
```

RESET = 0.9819, df1 = 10, df2 = 2, **p-value = 0.6043**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>el modelo lineal ajusta adecuadamente**

#### VALORES ATÍPICOS:

```
> outlierTest(LinearModel.2)
```

No Studentized residuals with Bonferonni p < 0.05

Largest |rstudent|:

rstudent unadjusted p-value Bonferonni p



14 -1.908101 0.082807 NA

### Solo se detecta una observación atípica: la número 14

## Biomasa

### HOMOCEASTICIDAD:

```
> bptest(Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 +  
+ Elev.variance + Elev.stddev, varformula = ~ fitted.values(LinearModel.2), studentize=FALSE,  
data=Datos)
```

Breusch-Pagan test

```
data: Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 + Elev.variance + Elev.stddev
```

BP = 0.3285, df = 1, **p-value = 0.5665**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>el modelo se comporta de forma homocedástica**

### NORMALIDAD:

```
> Datos$residuals.LinearModel.2 <- residuals(LinearModel.2)  
> shapiro.test(Datos$residuals.LinearModel.2)
```

Shapiro-Wilk normality test

```
data: Datos$residuals.LinearModel.2
```

W = 0.973, **p-value = 0.7601**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>los residuos se comporta de forma normal**

### LINEALIDAD:

```
> resettest(Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99  
+ Elev.P90 +  
+ Elev.variance + Elev.stddev, power=2, type="regressor", data=Datos)
```

RESET test

```
data: Area.Bat..Parcela ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P99 +  
Elev.P90 + Elev.variance + Elev.stddev
```

RESET = 0.9819, df1 = 10, df2 = 2, **p-value = 0.6043**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>el modelo lineal ajusta adecuadamente**

### VALORES ATÍPICOS:

```
> outlierTest(LinearModel.2)
```

No Studentized residuals with Bonferonni  $p < 0.05$

Largest |rstudent|:

rstudent unadjusted p-value Bonferonni p



14 -1.908101 0.082807 NA

### Solo se detecta una observación atípica: la número 14

## Número de pies

### HOMOCEASTICIDAD:

```
> bptest(num_pies ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P90 +  
Elev.variance +  
+ Elev.skewness + Percentage.first.returns.above.mean, varformula = ~  
fitted.values(LinearModel.3),  
+ studentize=FALSE, data=Datos)
```

Breusch-Pagan test

```
data: num_pies ~ Elev.mean + FCC + Elev.CV + Elev.P05 + Elev.P50 + Elev.P95 + Elev.P90 +  
Elev.variance + Elev.skewness + Percentage.first.returns.above.mean
```

BP = 1.0076, df = 1, **p-value = 0.3155**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>el modelo se comporta de forma homocedástica**

### NORMALIDAD:

```
> Datos$residuals.LinearModel.2 <- residuals(LinearModel.2)  
> shapiro.test(Datos$residuals.LinearModel.2)
```

Shapiro-Wilk normality test

```
data: Datos$residuals.LinearModel.2
```

W = 0.973, **p-value = 0.7601**

**p-value es mayor que  $\alpha$  (0,05)=>los residuos se comporta de forma normal**

### LINEALIDAD:

```
> Datos$residuals.LinearModel.3 <- residuals(LinearModel.3)  
> shapiro.test(Datos$residuals.LinearModel.3)
```

Shapiro-Wilk normality test

```
data: Datos$residuals.LinearModel.3
```

W = 0.8988, **p-value = 0.02392**

**p-value es menor que  $\alpha$  (0,05)=>según este valor no se podría asegurar que exista linealidad con una confianza del 95% si bien gráficamente se demuestra que el modelo es perfectamente lineal.**

### VALORES ATÍPICOS:

```
> outlierTest(LinearModel.3)
```

No Studentized residuals with Bonferonni p < 0.05

Largest |rstudent|:

rstudent unadjusted p-value Bonferonni p

**3 -3.419058 0.0057328 0.13185**

**Solo se detecta una observación atípica: la número 3**