



Máster en Geomática, Teledetección y Modelos  
Espaciales Aplicados a la Gestión Forestal

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**Estimación de variables dasométricas en masas de  
*Pinus nigra* a partir de datos LiDAR y  
fotogramétricos**

Autora:

Beatriz Felipe García

Director:

Rafael M. Navarro Cerrillo

Codirector:

David Hernández López

Universidad de Castilla-La Mancha

Córdoba, diciembre 2014

# TRABAJO FIN DE MÁSTER



## Estimación de variables dasométricas en masas de *Pinus nigra* a partir de datos LiDAR y fotogramétricos

Director:

Codirector:

Autora:

Rafael M. Navarro Cerrillo

David Hernández López

Beatriz Felipe García

## ÍNDICE

<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>2</b>
<b>2. MATERIAL Y MÉTODOS</b> .....	<b>6</b>
2.1. Ámbito de Estudio .....	6
2.2. Información PNOA.....	8
2.3. Vuelo fotogramétrico .....	9
2.3.1. Instrumentación de vuelo .....	10
2.3.2. Planificación de vuelo .....	11
2.3.3. Ejecución de vuelo.....	12
2.3.4. Apoyo fotogramétrico .....	12
2.3.5. Procesamiento .....	13
2.4. Integración de datos LiDAR y nube fotogramétrica .....	15
2.5. Parcelas de inventario .....	17
2.5.1. Inventario JCCM .....	18
2.5.2. Inventario UCLM .....	21
2.6. Análisis de los datos y generación de modelos.....	22
2.7. Extracción de variables métricas.....	24
2.8. Ajuste de modelos.....	25
<b>3. RESULTADOS</b> .....	<b>27</b>
3.1. Modelos JCCM-LiDAR .....	27
3.2. Modelos UCLM-nube.....	28
3.3. Modelos JCCM-nube.....	29
3.4. Validación.....	29
3.5. Salidas cartográficas .....	31
<b>4. DISCUSIÓN</b> .....	<b>38</b>
<b>5. CONCLUSIONES</b> .....	<b>41</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	<b>43</b>
<b>ANEXO I. Estadísticos métricos.</b> .....	<b>45</b>
<b>ANEXO II. Gráficas de residuos</b> .....	<b>47</b>
JCCM-LiDAR.....	47
UCLM-nube .....	49
JCCM-nube .....	50

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapas de situación a nivel nacional, provincial y municipal. (El monte de actuación se marca con rectángulo rojo en el mapa de la derecha).....	6
Figura 2. Mapa de situación del monte de estudio nº 26 y de los colindantes.....	7
Figura 3. Situación de la zona de vuelo con paramotor.....	9
Figura 4: Trike Paramotor Biplaza .....	10
Figura 5. Características técnicas de la cámara fotográfica Olympus EP1 .....	10
Figura 6. Gráfico de vuelo del paramotor. ....	11
Figura 7. Características técnicas de los receptores GNSS .....	12
Figura 8. Modelo 3D con puntos de apoyo .....	13
Figura 9. Nube fotogramétrica. ....	13
Figura 10. Segmentación radiométrica: .....	14
Figura 11. Nube fotogramétrica clasificada y depurada vista en planta.....	15
Figura 12. Detalle de la nube fotogramétrica clasificada y depurada. Comparación terreno/vegetación .....	16
Figura 13. Modelo digital de la clase terreno (nube densa fotogramétrica) - paso de malla 1m como modelo hipsométrico.....	16
Figura 14: MDS (nube densa fotogramétrica) - paso de malla 1m. Sombreado.....	17
Figura 15. Estratos de vegetación .....	18
Figura 16. Distribución de la parcelas de inventario JCCM. ....	19
Figura 17. Inventario UCLM escala 1:1.000 .....	21
Figura 18. Muestra de parcela del inventario JCCM.....	23
Figura 19. Muestra de parcelas del inventario UCLM.....	24
Figura 20. Gráficas de validación de los valores estimados JCCM-LiDAR y UCLM-nube .....	30
Figura 21. Distribución de área basimétrica (G) en el caso JCCM-LiDAR.....	32
Figura 22. Distribución de número de pies (N) en el caso JCCM-LiDAR.....	33
Figura 23. Distribución de volúmenes (VCC) en el caso JCCM-LiDAR.....	34
Figura 24. Distribución de área basimétrica (G) en el caso UCLM-nube.....	35
Figura 25. Distribución de número de pies (N) en el caso UCLM-nube.....	36
Figura 26 . Distribución de volúmenes (VCC) en el caso UCLM-nube.....	37
Figura 27. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo al área basimétrica (G).....	47
Figura 28. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo a número de pies (N).....	48
Figura 29. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo al volumen (VCC).....	48
Figura 30. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo al área basimétrica (G).....	49
Figura 31. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo a número de pies (N).....	49
Figura 32. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo al volumen (VCC).....	50

Figura 33. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo al área basimétrica (G). .....	50
Figura 34. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo a número de pies (N). .....	51
Figura 35. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo al volumen (VCC). .....	51

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resumen de datos obtenidos a partir del inventario de la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha.....	20
Tabla 2. Resumen de datos obtenidos a partir del inventario UCLM.....	22
Tabla 3. Combinación de los tipos estadísticos considerados como variables independientes para modelos lineales, exponenciales y potenciales de una, dos y tres variables independientes. ....	26
Tabla 4. Modelos propuestos JCCM-LiDAR para la estimación de las variables número de pies (N), área basimétrica (G) y volumen (VCC) en el proceso de calibración. En negrita el modelo seleccionado. ....	27
Tabla 5. Modelos propuestos UCLM-nube para la estimación de las variables número de pies (N), área basimétrica (G) y volumen (VCC) en el proceso de calibración. En negrita el modelo seleccionado .....	28
Tabla 6. Modelos seleccionados tras la calibración de los modelos estudiados .....	29
Tabla 7. Principales estadísticos resultantes de la validación .....	31
Tabla 8. Variables independientes involucradas en los distintos supuestos .....	38
Tabla 9. Estadísticos métricos relativos a alturas de arbolado utilizados. ....	45

## Estimación de variables dasométricas en masas de *Pinus nigra* a partir de datos LiDAR y fotogramétricos

### RESUMEN.

La estimación de las variables dasométricas de interés para la gestión de masas forestales ha sido tradicionalmente realizada con inventarios a partir únicamente de muestreos en campo. Con la introducción de tecnologías como la fotogrametría y la teledetección, se abre un campo de posibilidades para la mejorar la ejecución de estos trabajos en términos de cartografía temática, error de estimación, coste y tiempo invertido.

En la actualidad, la reconstrucción automática 3D a partir de nubes de puntos obtenidos mediante fotogrametría o sensores LiDAR es un campo muy importante de investigación debido a sus numerosas aplicaciones. En la obtención de estos datos se utilizan frecuentemente aeronaves tripuladas convencionales; sin embargo, una nueva alternativa en aplicaciones forestales puede ser el uso de vehículos ultraligeros tripulados y no tripulados (UAVs) utilizando de técnicas fotogramétricas rigurosas con cámaras no métricas.

En este trabajo se ha investigado la aplicación de datos procedentes de sensores LiDAR y fotogramétricos capturados sobre diferentes tipos de plataformas aerotransportadas en el desarrollo de un inventario forestal. Se ha realizado un vuelo con paramotor, integrando un sistema fotogramétrico de bajo coste con cámara no métrica, junto a una campaña de campo para la estimación de variables dasométricas: área basimétrica (G), número de pies (N) y volumen (VCC). Los resultados se han comparado con los obtenidos a partir de datos LiDAR procedente de PNOA a escala de rodal. El ajuste de los modelos de estimación ha puesto de manifiesto la correlación existente entre los estadísticos obtenidos de la nube de puntos y las variables dasométricas obtenidas a partir de mediciones en campo. Las precisiones en el proceso de modelización en términos de error medio cuadrático (RMSE), son: 5.7 y 6.1 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup> en G; 374.6 y 294.6 pies ha<sup>-1</sup> en N y 20.4 y 37.8 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup> en VCC, utilizando LiDAR y nube fotogramétrica respectivamente. Los resultados aportados en este trabajo muestran que es posible realizar modelos predictivos a partir de datos fotogramétricos de bajo coste para estimar las principales variables dasométricas. Las precisiones obtenidas en el proceso de validación (realizado con el 30% de las parcelas) obtenidas con lidar y fotogrametría de bajo coste son similares (inferiores al 34%) en G, 6.2 y 7.6 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup> y en VCC 32.8 y 46.2 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>. En N la precisión a partir del dato LiDAR (510.3 pies ha<sup>-1</sup>) es inferior que la procedente de la nube (197.7 3 pies ha<sup>-1</sup>).

El análisis de la nube fotogramétrica induce a pensar en la aplicación de métodos de árbol individual o métodos combinados que permitan explotar al máximo la alta resolución. En cualquier caso, el flujo fotogramétrico planteado ofrece una alternativa interesante que puede ser de mucha utilidad en la gestión forestal por parte de la administración pública a diferentes escalas.

**PALABRAS CLAVE:** Inventario forestal, variables dasométricas, paramotor, nube fotogramétrica, LiDAR, fotogrametría.

## 1. INTRODUCCIÓN

El uso de sensores remotos de alta resolución sobre distintas plataformas aéreas puede proporcionar una elevada precisión en la medición de variables forestales individuales (altura, área basimétrica, etc.), como a escala de rodal (biomasa, volumen etc.). Existen sensores activos, como el LiDAR (*Light Detection and Ranging*), que ofrecen una buena alternativa para adquirir medidas tridimensionales de la cubierta arbórea y para estimar gran número de variables forestales. Los sensores pasivos como las cámaras digitales fotogramétricas, incorporadas en aviones, permiten no sólo la captura de fotografías aéreas y generación de ortofotografías, ampliamente utilizadas en el sector forestal, sino la recreación tridimensional de la zona de vuelo mediante técnicas fotogramétricas (Baltsavias, 1999). La captura de datos aéreos proporciona información tridimensional no sólo de la superficie terrestre sino de todos los elementos presentes sobre la misma, siendo, por tanto, una información de relevancia para el estudio de la cobertura forestal y pudiendo proporcionar información acerca de las dimensiones y de la estructura de la misma con mucha precisión. Las aplicaciones forestales van destinadas al conocimiento exhaustivo de la cobertura vegetal, siendo imprescindible encontrar la mejor caracterización del objeto de estudio. Para ello, resulta de vital importancia la obtención de nubes de puntos depuradas para que el posterior análisis cuantitativo sea preciso. El siguiente paso será la clasificación de las nubes de puntos para “discretizar” si pertenecen a vegetación o a suelo, ya que uno de los primeros hitos será obtener un modelo digital del terreno (MDT) fidedigno con la realidad física del ámbito de actuación (Kraus y Pfeifer, 1998). Tanto el MDT como las nubes de puntos, independientemente de su forma de adquisición, están referidas a un sistema de referencia altimétrico, normalmente altitudes ortométricas referidas al nivel medio del mar en un punto determinado. Obviamente, para la aplicación de técnicas forestales lo más interesante y práctico será trabajar directamente con alturas normalizadas, que resultan de calcular la diferencia entre las nubes que representan la vegetación y el MDT correspondiente, con el fin de trabajar directamente con alturas de arbolado (Nelson, 1997).

En España, la aplicación de tecnologías derivadas del tratamiento de la información geográfica capturada desde sensores aerotransportados al inventario forestal es relativamente reciente. No obstante, a nivel internacional no es así. A finales de los años 80, ya se introducían técnicas de teledetección y procesamiento de imágenes en aplicaciones forestales, teniendo presente los diferentes sensores existentes, la resolución espacial y su relación con diferentes parámetros forestales (Wulder, 1998). Así mismo, la información capturada a partir de imágenes fotográficas siempre ha sido de gran utilidad mediante técnicas de fotointerpretación ( Naesset, 1996a, b, c ; Eid y Naesset, 1998; Gong et al., 1999;) e imágenes procedentes de satélite (Magnussen et al., 2000). También en ese periodo se utilizan sensores activos y se presentan los primeros estudios basados en la realización de perfiles realizados con sistemas láser aerotransportados para la estimación de biomasa y volúmenes (Nelson et al., 1988a; Nelson et al., 1988b). Son destacables las experiencias de estimación de volúmenes de madera llevadas a cabo principalmente en países donde la gestión forestal tiene una clara orientación de producción (Naesset, 1997; Nelson

et al., 1997; Means et al., 2000). En los trabajos mencionados lo fundamental es que se establece una metodología práctica y con adecuado soporte matemático, que permite calcular diversas variables forestales a partir de las nubes de puntos capturadas con transectos LiDAR.

Convencionalmente, en los inventarios basados en datos de campo se relacionan entre otras magnitudes, la altura y el diámetro normal de los árboles situados en las parcelas de inventario, que normalmente se distribuyen de forma sistemática (aunque se pueden presentar otras distribuciones), y se calculan tarifas cuyos resultados posteriormente serán extrapolados a toda la zona de actuación, normalmente a nivel de monte o agrupación de montes. En el caso de realizar un inventario a partir de datos aéreos, la diferencia radica en que se dispone de información altimétrica continua pero no a nivel de pie de árbol sino de copa. No obstante, como en cualquier trabajo cartográfico convencional, es conveniente establecer la “verdad terreno”, que sirva de referencia en las labores de calibración y validación de las metodologías empleadas. La realización de mediciones en una serie de parcelas de muestreo, parcelas de calibración, permite establecer modelos que relacionan las variables forestales a estudiar (variables dependientes) con las magnitudes altimétricas procedentes de los datos capturados por el sensor (variables independientes) y establecer análisis de validación de los resultados. Esto es posible debido a que el dato tridimensional, correctamente capturado y procesado, ofrece información fiable acerca de la distribución de altura y de la estructura de la cobertura vegetal.

Hay muchas experiencias desarrolladas a partir de información LiDAR en inventario forestal. Diversos modelos basados en ajustes de regresión múltiple de carácter multiplicativo (Naesset, 1997) y modelos lineales simples y múltiples (Nelson et al. 1997; Means et al. 2000) analizando el efecto de la transformación logarítmica de la variable dependiente. Posteriores estudios (Naesset, 2002; Nelson et al., 2003) aportan mejoras en los trabajos de inventario forestal profundizando en la instrumentación, la metodología de captura y el procesamiento de la información. Es importante destacar los estudios realizados por conjuntos de equipos de especialistas en el ámbito de forestal, aplicando métodos de rodal para la realización de inventarios y métodos de árbol individual, donde se presentan compendios metodológicos muy interesantes que resumen los avances, hasta ese momento, a nivel operativo (Lim y Treitz, 2004; Naesset, 2004), así como la comparación entre diferentes tipos de inventarios LiDAR (Eid et al., 2004; Naesset et al., 2005) y de fotointerpretación (Eid et al., 2004). Más recientemente se han publicado muchos estudios y revisiones metodológicas que ponen de manifiesto la operatividad e implantación definitiva de este tipo de tecnología, en particular de las tecnologías LiDAR, en el ámbito de la extracción de variables forestales. Destacan las revisiones de metodologías de cálculo de las relaciones existentes entre un amplio conjunto variables forestales de estudio y datos LiDAR en precisión y metodología (Hyypä et al. 2008; Kankare et al., 2013; Wulder et al., 2012) y en concreto para el cálculo de biomasa (Kankare et al., 2013).



Una recopilación completa proporcionada por el Servicio Forestal de Canadá (White et al., 2013a), resulta un documento de referencia actual realizado en base a todas las experiencias publicadas con anterioridad, que establece una serie completa de recomendaciones y que resume en un único documento los puntos fundamentales que han de ser tenidos en cuenta en las aplicaciones forestales de inventario basados en los métodos de rodal realizados a partir de LiDAR.

En España, en el marco del Plan Nacional de Ortofotografía (PNOA), se han realizado vuelos con cámaras digitales fotogramétricas (desde 2004) y con sensores LiDAR (desde 2008). Por tanto, se dispone de datos LiDAR con densidad baja (0,5 puntos/m<sup>2</sup>) prácticamente de todo el territorio nacional. El primer objetivo cartográfico era obtener un Modelo Digital del Terreno (MDT) a nivel nacional de alta precisión (5 m), y Modelos Digitales de Superficies (MDS), que incluyan grandes construcciones. No obstante, con la seguridad de que los datos LiDAR capturados con el correcto procesamiento podrían ser utilizados en las más diferentes áreas temáticas. De este modo, en los últimos años distintos grupos de investigación forestal han realizado diferentes aplicaciones de estos datos en trabajos forestales (Estornell et al., 2012; Gonzalez-Ferreiro et al., 2012; Gonzalez-Ferreiro et al., 2014; Navarro-Cerrillo et al., 2014). El problema de estas capturas masivas de información es que son costosas y se producen de forma puntual en un instante determinado. De manera que una actuación concreta en un ámbito determinado quizás requiera de una captura de datos nueva. Frente a esta fuente de datos, la fotogrametría digital convencional puede resultar una alternativa muy interesante a los vuelos específicamente LiDAR para obtener nubes de puntos 3D y/o modelos digitales ya que, puede ofrecer resultados similares en cuanto a altura, área basal y volumen con menor coste. Sin embargo, en esta línea de investigación todavía existen pocos estudios (Bohlin et al., 2012; Jarnstedt et al., 2012; White et al., 2013b).

En el trabajo piloto desarrollado en Suecia (Bohlin et al., 2012) se realizaron estimaciones de parámetros forestales a partir de nubes fotogramétricas en combinación con un modelo digital del terreno de alta resolución. En este caso, destaca la reducción de costes con respecto a la cobertura LiDAR que existe en algunos países tales como Dinamarca, Suiza o los Países Bajos, o bien respecto a vuelos LiDAR específicos. En este estudio se comparan los resultados obtenidos anteriormente en la misma zona con distintos métodos de adquisición de datos observando una mejor precisión al emplear nubes de puntos obtenidas mediante técnicas fotogramétricas. En otros trabajos (Jarnstedt et al., 2012) se emplean imágenes adquiridas con cámara métrica con GSD (*Ground Sample Distance*) de 0,25 m para la obtención por correlación fotogramétrica del MDS. A su vez, a partir de un vuelo LiDAR específico (10,43 pulsos/m<sup>2</sup>) se obtiene el MDT. Al comparar los modelos digitales de vegetación (MDV) obtenidos a partir de ambas técnicas, se observó que el MDV fotogramétrico fue el que mejor estimaba la altura media y dominante, y el MDV obtenido a partir de LiDAR el que obtenía la mejor estimación del resto de parámetros forestales (G y VCC). Finalmente en otros trabajos de revisión (White et al., 2013b), se plantea la utilidad de las nubes de puntos obtenidas a partir de imágenes para inventario forestal en comparación con nubes de puntos LiDAR, donde se analizan las ventajas e inconvenientes, pero sin que se puede llegar a establecer una conclusión

de si las nubes fotogramétricas pueden ser una solución viable para la elaboración de inventarios forestales. En cambio citan varias ventajas sobre esta fuente de datos tales como el nivel de detalle y la precisión, así como el hecho de poder interpretar la composición específica, la clase de edad y la salud de la vegetación, que de momento con la tecnología LiDAR no es posible.

En este contexto, se abre un amplio abanico de aplicaciones con el desarrollo de nuevos sistemas de navegación tripulados o no tripulados (UAVs), que permiten llevar a cabo el flujo fotogramétrico convencional pero con sistemas de bajo coste. Aunque en el ámbito forestal esta técnica está poco explorada, centrándose la gran mayoría de los estudios en la obtención de modelos y determinación de parámetros únicamente a partir únicamente de datos LiDAR, empiezan a surgir algunas experiencias de aplicación forestal para la obtención de modelos digitales de vegetación que resultan de interés (Lisein et al., 2013). En cualquier caso, independientemente de cuál sea el método de captura de la información relativa a la cubierta terrestre, para poder abordar cualquier aplicación forestal es imprescindible la definición tridimensional de la vegetación y una correcta definición del terreno respecto a un sistema de altitudes conocidos, ya que por diferencia entre ambas superficies se va obtener el modelo de vegetación que será el objeto de estudio y dato de partida para realizar cualquier análisis de tipo cuantitativo.

La hipótesis de este trabajo, por tanto, es que los resultados obtenidos a partir de vuelos LiDAR de baja densidad (PNOA), han aportado un gran avance en el campo del inventario forestal. Sin embargo, la aplicación de fotogrametría de bajo coste en un ámbito forestal puede ofrecer una alternativa para disponer de información forestal fiable, actualizada y más económica a la que es posible obtener únicamente por métodos de inventario forestal basados sólo en datos de campo.

El objetivo de este proyecto fin de máster ha sido evaluar la aplicación de técnicas fotogramétricas de bajo coste, realizando mediante un vuelo con paramotor, para la evaluación de variables forestales. Además, se comparan la precisión obtenida con la obtenida a partir de datos LiDAR de baja densidad tipo PNOA frente a la alta densidad que proporciona la fotogrametría. Se ha intentado explotar al máximo la información pre-existente disponible, tanto cartográfica procedente de PNOA, como exclusivamente forestal, tal como los inventarios de campo realizado por la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha. Adicionalmente, se realizó una campaña de campo para la estimación de variables forestales y la medición de puntos de interés desde el punto de vista geométrico y forestal. Por último, se evaluaron diferentes modelos para la estimación de las variables dasométricas más importantes, el área basimétrica (G), la densidad (N) y el volumen (VCC). Los resultados de este trabajo están orientados a la generación de cartografía dasométrica a escala de rodal y de masa para su integración en la ordenación forestal y la planificación de la silvicultura.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. **Ámbito de Estudio**

La zona de actuación se encuentra en el término municipal de Bienservida de la provincia de Albacete (Figura 1). En 2009 se realizó un Proyecto de ordenación de los Montes de Utilidad Pública con número 22, 23, 26 y 27, que incluía una zona donde se realizó un inventario de campo ubicado en el monte N° 26 denominado "Sierra" (Figura 2). Este monte tiene una superficie de 1100 ha, y está dividido transversalmente por un pequeño valle por el que discurre el río Mesta cuyas aguas provienen de las zonas más elevadas del sur. Se trata de un monte bastante accidentado en su conjunto, con grandes pendientes en toda la zona mitad-sur donde también se encuentran una serie de picos en forma de cuerda con altitudes superiores a 1.711 m. Los puntos más bajos se encuentran a una altitud de 1.000 m, en la zona más al norte por donde sale el río de los límites del monte.

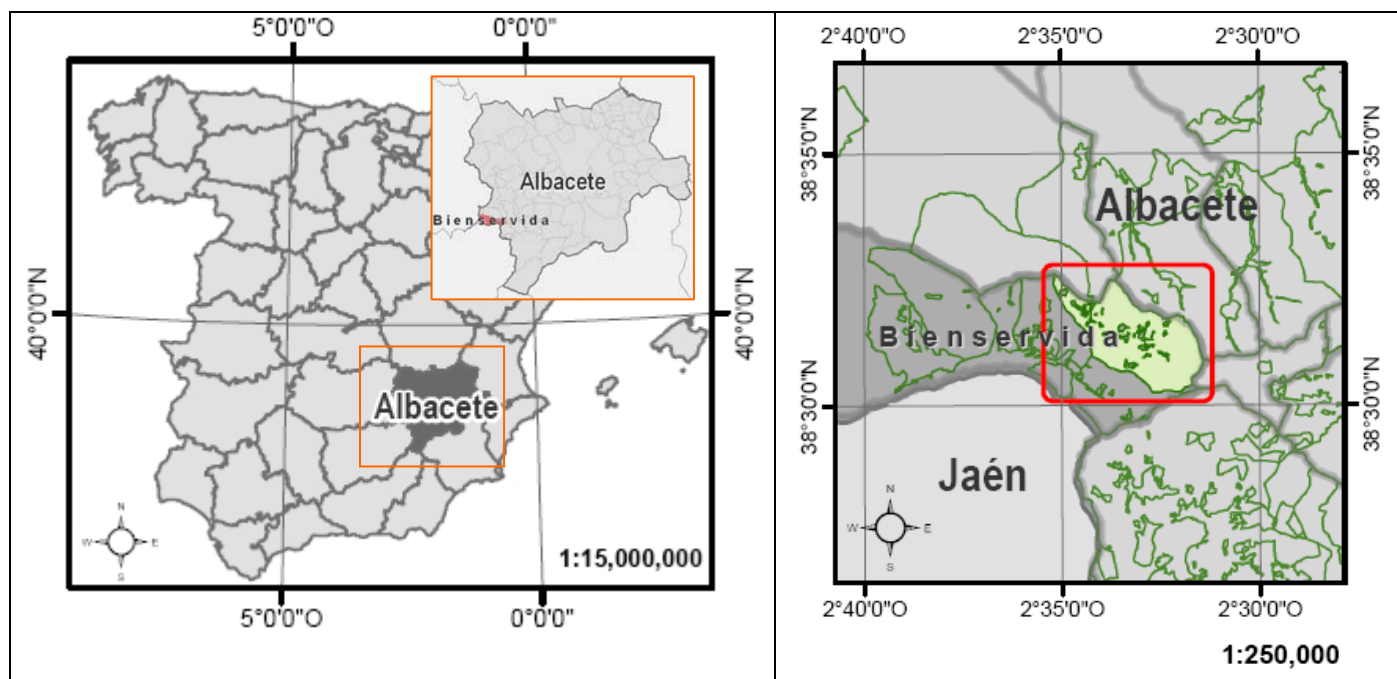


Figura 1. Mapas de situación a nivel nacional, provincial y municipal. (El monte de actuación se marca con rectángulo rojo en el mapa de la derecha).

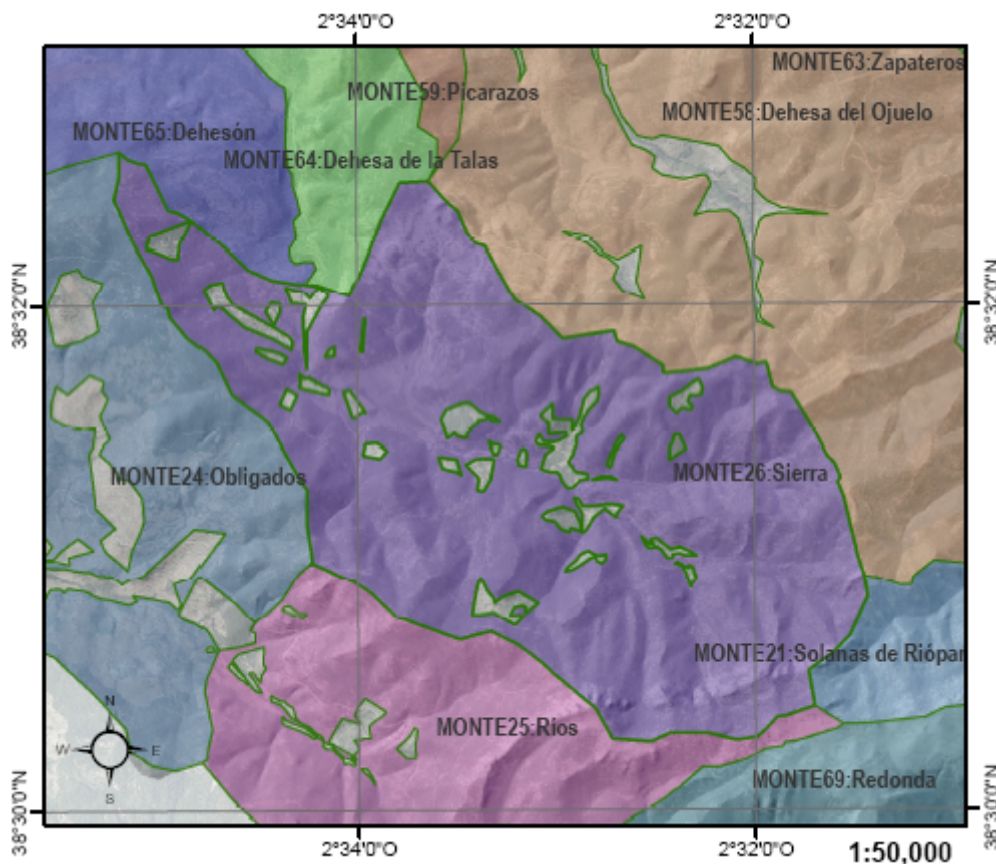


Figura 2. Mapa de situación del monte de estudio nº 26 y de los colindantes.

Siguiendo la tipología biogeográfica propuesta para la Península Ibérica y Baleares por Rivas Martínez y Loidi (1999), la zona de estudio se encuadra dentro de la Región Mediterránea-Occidental, Provincia Bética y Sector: Subbético-Alcaracense. El clima es de tipo Mediterráneo, piso Supramediterráneo, ombroclima Subhúmedo y con periodo de actividad vegetal de nueve meses. De acuerdo a la clasificación de suelos propuesta por la Soil Taxonomy (Soil Survey Staff, 1998) los suelos predominantes en el monte pertenecen al orden Inceptisol, suborden Ochrept, grupo Xerochrept, asociación Haploxeralf e inclusión Rhodoxeralf.

Los tipos estructurales que definen el monte son principalmente agricultura con más del 35% de la superficie representada, repoblaciones forestales con una fracción de cabida cubierta (FCC) superior al 5% y de uso netamente forestal (32% de la superficie), bosque de origen natural o de repoblación netamente integrada con uso netamente forestal (FCC>5%) (18%) y zonas desarboladas (15%). La zona de estudio está compuesta mayoritariamente por gimnospermas de las familias *Pinaceae*, siendo las especies con más representación, y en orden descendente, *Pinus nigra* (31%), *Pinus halepensis* (2%), y *Pinus pinaster* (1%). La frondosa con mayor representación es *Quercus ilex* con en torno al 13%. La principal formación existente es las masas de *Pinus nigra* con una FCC de entre el 70% y la cobertura completa.

## 2.2. Información PNOA

El PNOA se encuentra enmarcado en la primera fase del Plan Nacional de Observación del Territorio (PNOT), (Arozarena 2008). Dentro de este Plan se distinguen tres fases: la obtención y el tratamiento de las coberturas de imágenes; y la extracción de la información y la diseminación de la información.

El PNOA consiste en la obtención de una cobertura ortofotografía continua a nivel nacional, basada en unas especificaciones técnicas comunes y consensuadas por los distintos organismos implicados. Se basa en la realización de un único vuelo, apoyo de campo, aerotriangulación, modelo digital de elevaciones y ortofoto digital, de todo el territorio español cada dos años (la mitad del territorio cada año). El proyecto PNOA se pone en marcha en 2004, en el caso de Castilla-La Mancha, la primera campaña se ejecutó en el bienio 2006-2007. En su planteamiento inicial la resolución espacial del vuelo fotogramétrico era de 45 cm, ortofotografía de 50 cm y modelo digital del terreno y de superficies, teniendo en cuenta principalmente infraestructuras de resolución 5 m, generado por técnicas de correlación con depuración manual. En 2009, se decide integrar tecnología LiDAR con una densidad de 0,5 por metro cuadrado con precisiones teóricas de 10-15 cm. La realización del vuelo fotogramétrico convencional y del vuelo LiDAR de forma simultánea obliga a modificar algunas especificaciones del vuelo fotogramétrico. De este modo, el vuelo se modificó, con una resolución de 25 cm para garantizar la precisión de los resultados y un incremento en recubrimientos transversales debido a la diferencia de campo de visión transversal de los dos sensores. En 2012, se vuelve a volar toda la comunidad de nuevo generando una ortofotografía rápida de resolución espacial de 50 cm. Lo anterior ha permitido disponer de datos LiDAR de toda la zona de trabajo y ortofotografías aérea de tres fechas (2006, 2009 y 2012). Los datos LiDAR utilizados en este trabajo han sido revisados y depurados mediante edición manual para evitar la introducción de errores groseros de partida, revisando la componente altimétrica y la clasificación.

### 2.3. Vuelo fotogramétrico

En el desarrollo de este estudio se obtuvo un vuelo mediante paramotor y cámara no métrica, para lo cual se realizó una planificación detallada del mismo, en la que se definieron todos los parámetros que permitían obtener el recubrimiento y la resolución de las imágenes adecuadas para el trabajo propuesto. La zona de actuación (Figura 3) fue una parte del monte N° 26 donde la distribución de las parcelas del inventario JCCM era más densa, cubriendo una extensión de 330 ha.

En esta apartado se incluyen también los trabajos de campo para obtener el apoyo fotogramétrico para realizar la aerotriangulación y las labores de procesamiento llevadas a cabo para conseguir una nube fotogramétrica fidedigna y completada con información LiDAR en aquellas zonas donde se precise. Por último, se generaron los productos geomáticos base necesarios para las siguientes fases: ortofotografía aérea y MDT. Este trabajo se ha podido realizar gracias a la colaboración de la Sección de Teledetección y SIG del Instituto de Desarrollo Regional de la Universidad de Castilla-La Mancha, TSIG-IDR-UCLM, que ha puesto a disposición el equipamiento MUSAS (*MultiSpectral Airborne System*).

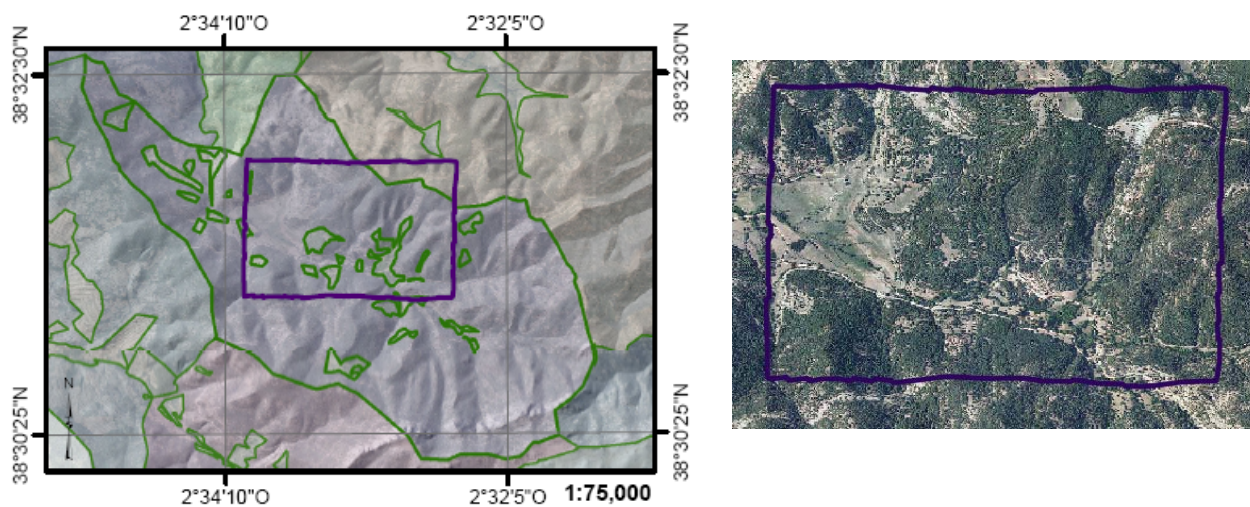


Figura 3. Situación de la zona de vuelo con paramotor

### 2.3.1. Instrumentación de vuelo

La toma de datos fotogramétricos se realizó mediante un paramotor *Trike* biplaza cuyas características se muestran en la Figura 4:

Trike paramotor biplaza	
<p>Estructura principal: Trike biplaza AIRGES.                      Motor: Rotax 503 de doble encendido.                      Parapente: MAC PAR A Pasha 4 Trike.                      Sistema de emergencia: Paracaídas balístico GRS 350.                      Peso: 110 Kg.                      Rango de velocidades aire: 30 – 65 Km/h</p>	

Figura 4: Trike Paramotor Biplaza

El posicionamiento en tiempo real es de vital importancia para poder realizar el vuelo de acuerdo a la planificación efectuada. El sistema incorpora un GPS Ublock EVK-6T-O con medida de fase L1 con una antena GPS Trimble Bullet III. La altura de vuelo se controla mediante un altímetro barométrico calibrado antes de iniciar el vuelo. Sobre la base de las características del equipo, la elección adecuada de las condiciones meteorológicas y la experiencia del piloto, se puede estimar que la precisión en el seguimiento en vuelo de una ruta planificada tiene un error menor de 5 m tanto en posición horizontal como vertical.

En la plataforma de vuelo se han incorporado con una cámara *Olympus Ep1* cuyas características se muestran en la Figura 5.


Olympus EP1	
<p>Focal fija: 17 mm                      Tamaño sensor (máx resolución): 4032 x 3024                      Tamaño sensor (mm): 17.3 x 13                      Tamaño píxel: 0.0043 mm  <a href="http://www.dpreview.com/products/olympus/slrs/oly_ep1">http://www.dpreview.com/products/olympus/slrs/oly_ep1</a></p>	

Figura 5. Características técnicas de la cámara fotográfica Olympus EP1

El sistema de montaje de la cámara consiste en una plataforma giroestabilizadora construida en aluminio acoplada a dos servos que permiten mantener vertical la cámara de forma automática. El automatismo se consigue a través de un hardware y software desarrollado para ello. El hardware consiste en una placa basada en Arduino, con procesador Atmega 328 de 16 MHz, a la que se incorpora un sistema IMU con los siguientes sensores:

- Acelerómetro de tres ejes: ADXL335. Rango: 3.6g.
- Giróscopo de 2 ejes (x,y): LPR530AL. Rango +-300 °/s.
- Giróscopo de 1 eje (z): LY530ALH. Rango +-300 °/s.

### 2.3.2. Planificación de vuelo

La planificación de vuelo se realizó con una aplicación informática desarrollada en la Universidad de Castilla-La Mancha denominada *Photogrammetric Flight Planning* (PFlip), que tiene presente los fundamentos fotogramétricos básicos, la configuración del sensor y el modelo digital del terreno (MDT) (Hernández et al., 2013), y que se ha desarrollado con el objeto de permitir la planificación rigurosa de vuelos fotogramétricos para diferentes plataformas de vuelo: UAVs (multirrotor y ala fija), paramotor, etc. Se realizaron varias simulaciones de vuelo modificando la resolución espacial y finalmente se optó por la realización de un vuelo de GSD de 8 cm, con un rango de altura de vuelo de 280-340 m, consta de un total de 9 pasadas y 370 imágenes (Figura 6).

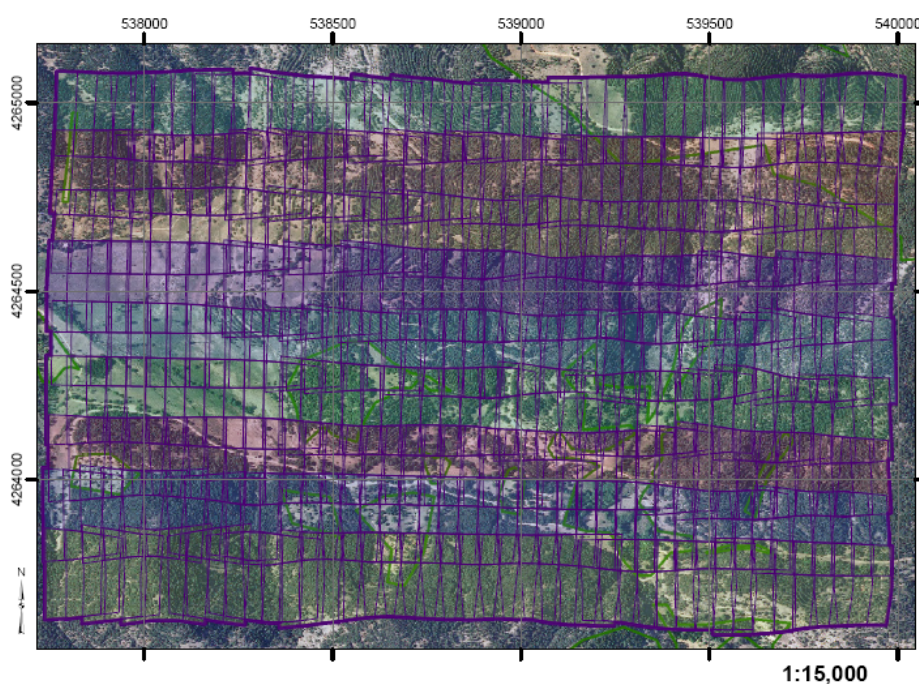


Figura 6. Gráfico de vuelo del paramotor.



### 2.3.3. Ejecución de vuelo

El vuelo se realizó el 5 de diciembre de 2013, cubriendo una superficie de 326 ha. Al tratarse de un vuelo no orientado a restitución fotogramétrica, el intervalo entre los tiempos de disparo para cada imagen se incrementó produciéndose una disminución de la base calculada en la planificación. El objetivo fue disponer del mayor número de imágenes posible para facilitar los procesos de correlación fotogramétrica, lo que desde un punto de vista de la fotogrametría convencional podría suponer un problema debido a la presencia de pares con base muy pequeña si el software empleado no permite la selección automática de los pares idóneos bajo criterios de precisión.

### 2.3.4. Apoyo fotogramétrico

Se ha realizado el apoyo de campo de la zona cubierta por las imágenes para poder obtener posteriormente los parámetros de la orientación externa. Para la medición de los puntos de apoyo se ha utilizado un equipo de doble frecuencia (Leica 1200), con motor de mediciones GNSS (Global Navigation Satellite System) compatible tanto con GPS como con GLONASS (Figura 7). Este equipo consta de un receptor base y otro móvil aunque los dos receptores pueden realizar ambas funciones. Se ha empleado la técnica RTK para obtener la posición relativa de los puntos con precisión superior a 0.03 m tanto en planimetría como en altimetría, enlazándose el receptor base e postproceso a la red de estaciones permanentes de referencia del IGN ERGNSS, procediéndose a una posterior corrección del levantamiento RTK.

Se han medido un total de 78 puntos en el terreno (Figura 8) con objeto de disponer de un amplio conjunto de datos de campo que permita la posibilidad de elegir a posteriori los mejores puntos como puntos de control (o puntos de apoyo) y el resto como puntos de chequeo (para validar la aerotriangulación con puntos que no han intervenido en su solución).

Equipo GNSS	
Receptores de doble frecuencia Posicionamiento estático y RTK Medición a satélites GPS y GLONASS Procesador DIGIC 4 Precisiones: Horizontal: 10 mm + 1 ppm, cinemático. Vertical: 20 mm + 1 ppm, cinemático. Horizontal: 5 mm + 0.5 ppm, estático. Vertical: 10 mm + 0.5 ppm, estático <a href="http://www.topoex.es/wp-content/uploads/GPS1200_brochure_es.pdf">http://www.topoex.es/wp-content/uploads/GPS1200_brochure_es.pdf</a>	

Figura 7. Características técnicas de los receptores GNSS

### 2.3.5. Procesamiento

En esta fase se realiza el proceso de aerotriangulación digital para conseguir la orientación rigurosa de las imágenes aéreas y la generación de una nube densa mediante procesos de correlación fotogramétrica. Para ello se ha utilizado el software *Agisoft Photoscan*. En la Figura 8 se muestra una visualización del modelo 3D resultante de la aerotriangulación con la situación de puntos de apoyo.

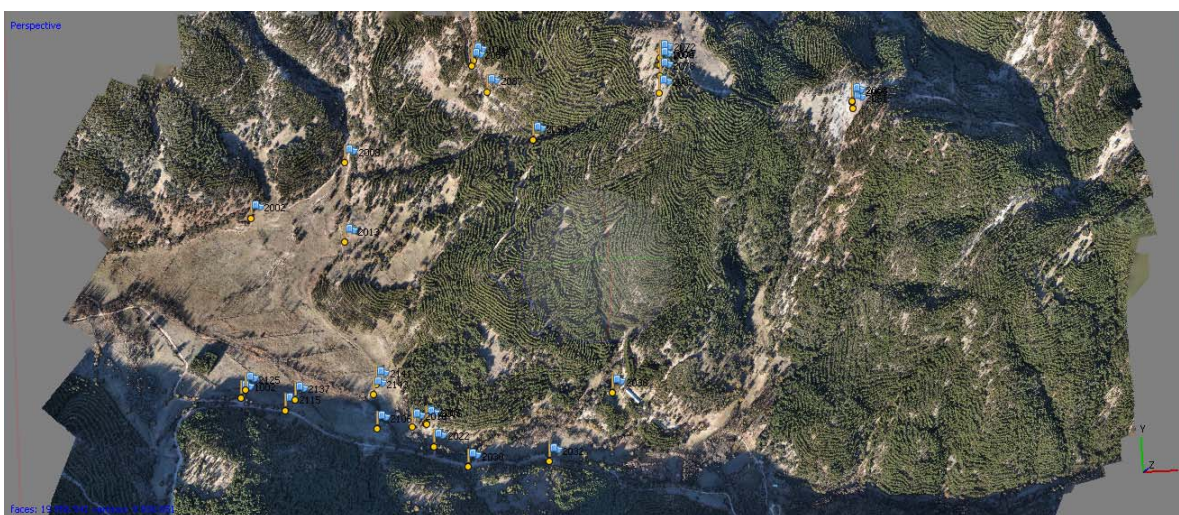


Figura 8. Modelo 3D con puntos de apoyo

La nube de puntos generada consta de aproximadamente 165 millones de puntos y requiere un procesamiento orientado a obtener la nube clasificada y lo más fidedigna posible Figura 9. Dado el volumen de datos y las características de la zona volada se han utilizado distintas estrategias para la optimización de resultados.

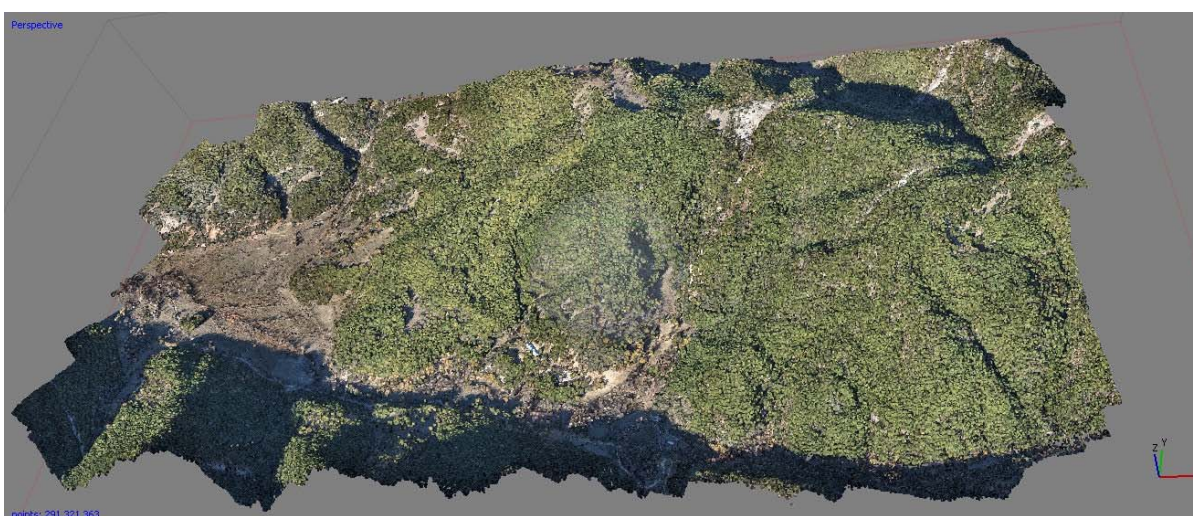


Figura 9. Nube fotogramétrica.

A continuación se resumen las fases realizadas en el preprocesado de los datos fotogramétricos, en las cuales se han utilizado distintas aplicaciones informáticas (*LAStools*, *UASMaster*, *Quantum Gis* y *Global Mapper*), y se han desarrollado algunas utilidades propias, *Metric Computations On Forestry Point Clouds*, destinadas a resolver procesos no incluidos en las funcionalidades del software disponible.

- Revisión manual inicial de la nube fotogramétrica y depuración de errores groseros.
- Segmentación radiométrica de la nube de puntos fotogramétrica orientada a la detección de vegetación. En este punto se ha creado un algoritmo propio que permite asignar a una clase todos los puntos que posean ciertas características radiométricas fijadas por el usuario. El hecho de trabajar con nubes de puntos fotogramétricas permite disponer del valor RGB de cada punto; diferencia y ventaja sobre el LiDAR. En este caso se llevó a cabo un primer filtrado de puntos de vegetación con esta aplicación realizando una segmentación de la nube de puntos en función de las diferencias en porcentajes entre los canales verde y rojo, verde y azul y rojo y azul. Para ello, es necesario realizar un análisis radiométrico de la vegetación presente en la zona de estudio con el objeto de determinar los umbrales adecuados. La segmentación realizada permitió agilizar los procesos posteriores así como facilitar la clasificación de suelo, de manera que los algoritmos de clasificación basados en criterios morfológicos arrojen mejores resultados al no intervenir los puntos previamente clasificados como vegetación (Figura 10).

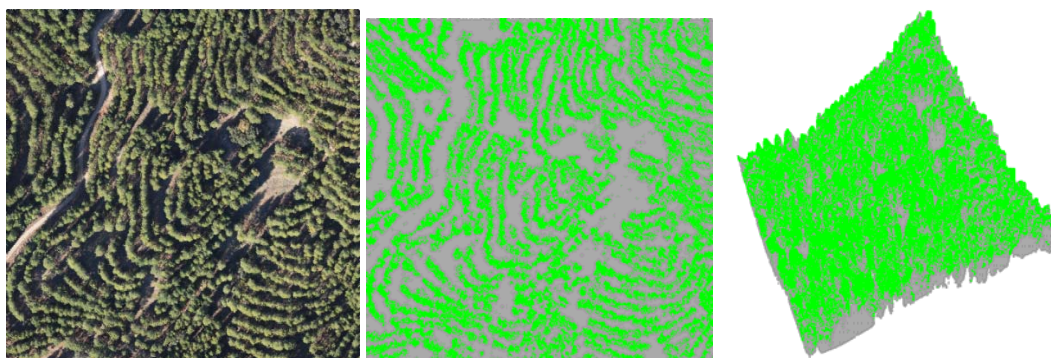


Figura 10. Segmentación radiométrica:  
Visualización RGB (izquierda), visualización clasificación (centro), vista 3D clasificación (derecha)

- Segmentación geométrica para la clasificación de suelo - no suelo.
- Revisión final y depuración manual.

Finalmente, la nube fotogramétrica consta de más de 135 millones de puntos clasificados como vegetación y 30 millones como terreno (Figura 11).

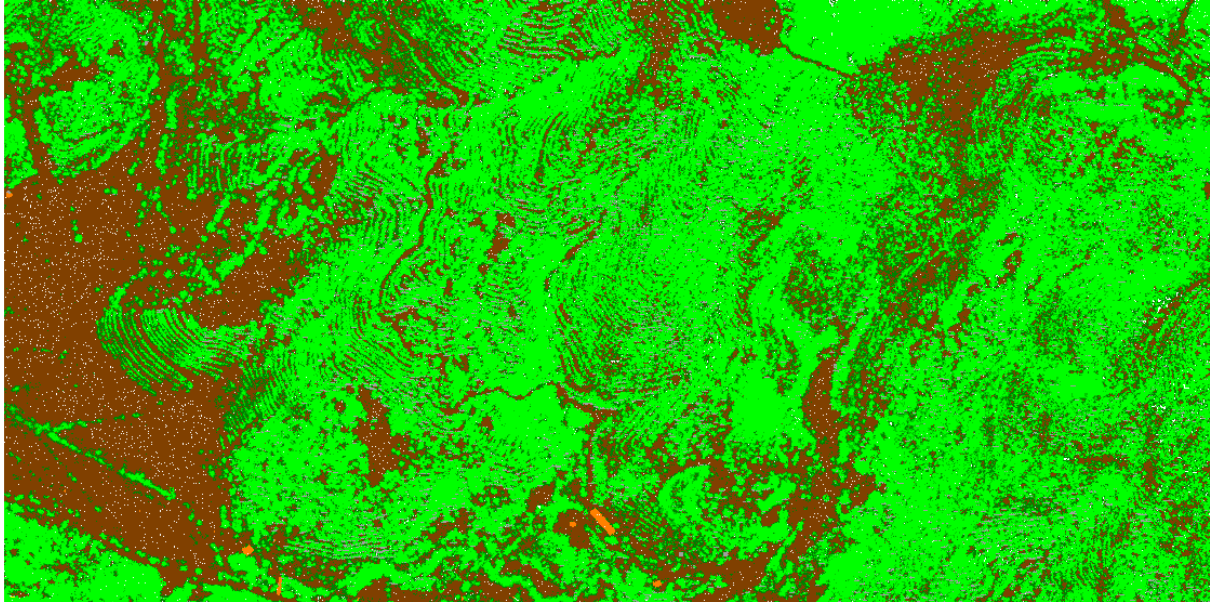


Figura 11. Nube fotogramétrica clasificada y depurada vista en planta

## 2.4. Integración de datos LiDAR y nube fotogramétrica

Uno de los inconvenientes de utilizar exclusivamente técnicas fotogramétricas es que en zonas de vegetación densa el terreno puede no representarse correctamente. En otros trabajos (Jarnstedt et al., 2012) se ha procedido a fusionar directamente modelos digitales del terreno obtenidos con LiDAR. No obstante, para este trabajo se ha procedido a establecer una metodología propia que permite incluir en la nube fotogramétrica puntos de terreno en las zonas donde no existen debido a la presencia de vegetación densa. Puesto que se dispone de información LiDAR PNOA, revisada y depurada, que penetra a través de la cobertura vegetal y que, por tanto, posee puntos de suelo en esas zonas, se pretende fusionar la nube fotogramétrica con el terreno de la nube LiDAR PNOA pero únicamente en las zonas donde sea necesario. Para ello, se han analizado las diferencias altimétricas entre los puntos del terreno procedentes de la nube fotogramétrica y la nube LiDAR. No se han detectado sistematismos ni globales ni locales por lo que operaciones de traslación altimétrica no son aconsejables. La solución que se ha planteado es el diseño de un modelo de correcciones calculado a partir de las diferencias entre ambas nubes en las zonas donde hay información disponible de suelo y mediante la interpolación de las diferencias en las zonas donde no se dispone información de referencia. Este modelo, posteriormente, se aplicará a los puntos LiDAR PNOA de la clase terreno en aquellas zonas donde hay ausencia de puntos en la nube fotogramétrica.

En la Figura 12, Figura 13 y Figura 14 se muestran un conjunto de visualización de una parte de la nube fotogramétrica completa y de la nube que generará el MDT.

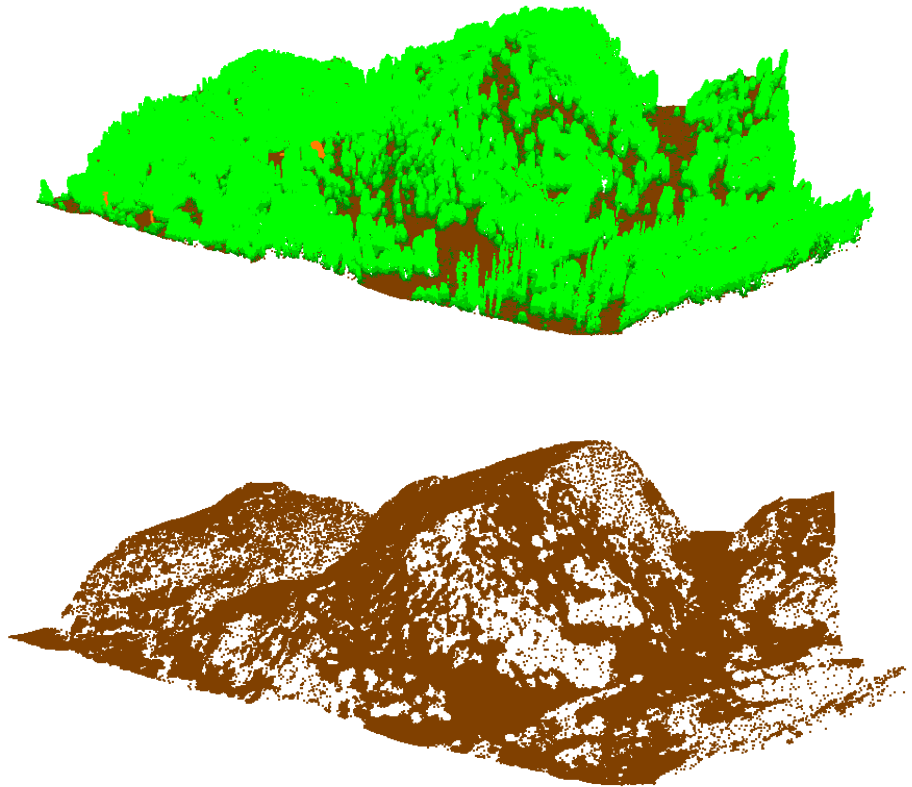


Figura 12. Detalle de la nube fotogramétrica clasificada y depurada. Comparación terreno/vegetación

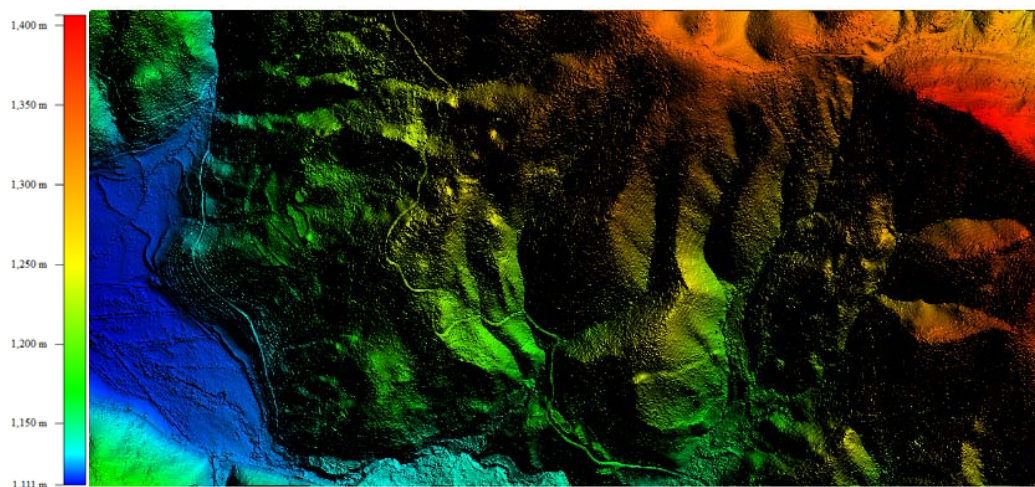


Figura 13. Modelo digital de la clase terreno (nube densa fotogramétrica) - paso de malla 1m como modelo hipsométrico.

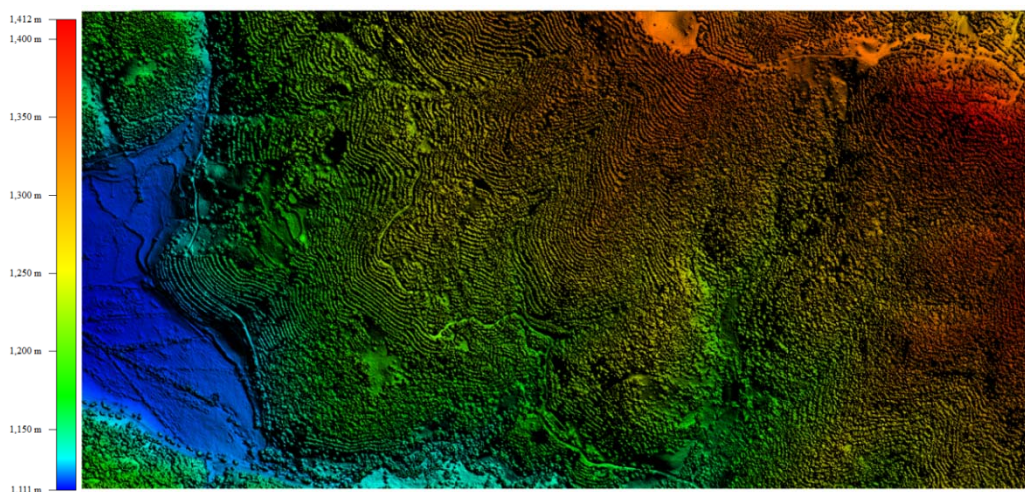


Figura 14: MDS (nube densa fotogramétrica) - paso de malla 1m. Sombreado

Modelo digital de las clases terreno y vegetación (nube densa fotogramétrica) - paso de malla 1m como modelo hipsométrico.

## 2.5. Parcelas de inventario

En este trabajo se han utilizado datos procedentes de dos inventarios: el primero realizado por el Servicio Periférico de la Consejería de Agricultura de la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha al que se hace referencia como Inventario JCCM; el segundo realizado por la Universidad de Castilla-La Mancha que se ha denominado Inventario UCLM. Los datos utilizados han sido corregidos de desfases temporales (Pardé, 1994).

El diseño de muestreo para la caracterización dasométrica de los sistemas forestales de la zona se apoyó en los datos obtenidos del Tercer Inventario Forestal Nacional (3IFN) y en una comprobación y ajuste de estas divisiones tras el trabajo de campo. Partiendo de los estratos definidos en el 3IFN, en primer lugar se realizó un filtro por el tipo estructural de vegetación. En este campo se trató de identificar los distintos usos del suelo que pueden aparecer, y dentro del uso forestal, las distintas estructuras de vegetación que lo pueden ocupar, atendiendo, más que a la densidad vegetal, a la estructura cormótica de la vegetación que lo ocupa, así como a la presencia y distribución de especies en cada estrato. Los estratos de vegetación del monte de estudio se muestran en la Figura 15.

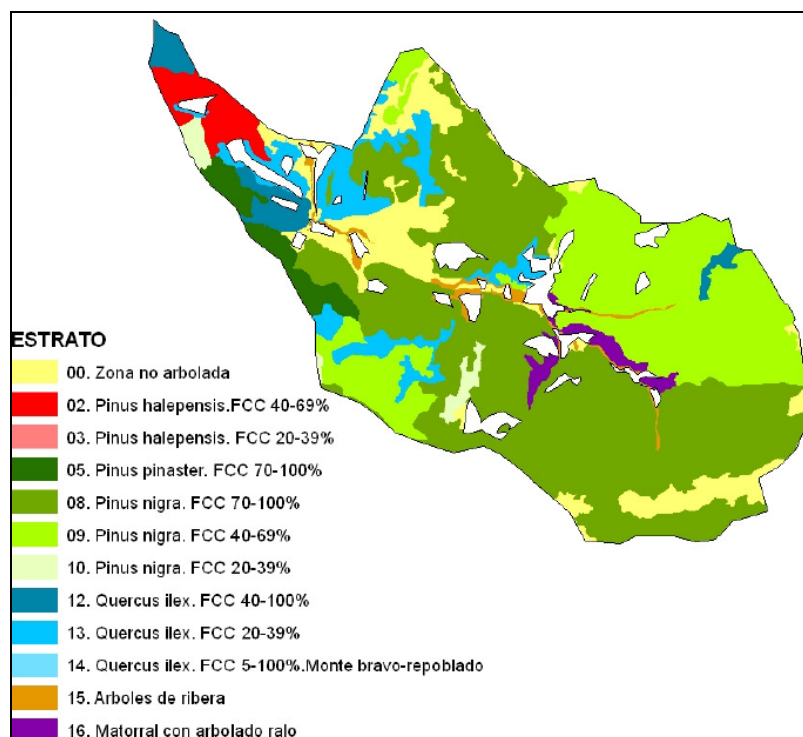


Figura 15. Estratos de vegetación

### 2.5.1. Inventario JCCM

A partir del Proyecto de Ordenación llevado a cabo por el Servicio Periférico de la Consejería de Agricultura de la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha, se eligieron como tipos estructurales inventariables los siguientes estratos (Figura 15):

**Estrato 08:** Masa formada por pinar de *Pinus nigra* con *Pinus pinaster*, en la que éste ocupa más del 70% de los pies o, en caso de mezcla, se encuentra entre el 30% y el 70%. La fracción de cabida cubierta total de la masa oscila entre el 70 y 100% de la superficie. El estado de la masa debe ser latizal – fustal.

**Estrato 09:** Masa formada por pinar de *Pinus nigra* con *Pinus pinaster*, en la que éste ocupa más del 70% de los pies o, en caso de mezcla, se encuentra entre el 30% y el 70%. La fracción de cabida cubierta total de la masa oscila entre el 40 y 69% de la superficie. El estado de la masa debe ser latizal – fustal.

**Estrato 10** también es un estrato de pinar de *Pinus nigra* que reúnen casi todas las condiciones de los anteriores estratos, pero el menor porcentaje de cabida cubierta, situado entre el 20 y el 39% de la superficie, hace que el riesgo de erosión o de pérdida de suelo sea mayor en caso de posibles tratamientos selvícolas.

En este proyecto se realizó un inventario empleando un muestreo sistemático con punto de arranque aleatorio, con una malla de muestreo de 250 m de lado, cuya distribución de las unidades de muestreo sobre la superficie del monte se muestra en la Figura 16. Aplicando esta malla a la superficie de gestión se determinó que era necesario establecer 40 parcelas, lo que es equivalente a una intensidad de muestreo de 1 parcela por cada 6.25 hectáreas.



Figura 16. Distribución de la parcelas de inventario JCCM.

Las parcelas fueron circulares de 9.8 metros de radio (3.02 áreas), con una subparcela interior concéntrica de 5 metros de radio (0.79 áreas) para la medición de pies menores y regeneración. El levantamiento de las parcelas de este monte tuvo lugar en noviembre de 2011. Se realizó por equipos formados por un capataz y un peón cada uno y coordinados por un encargado. A cada equipo se le asignaban parcelas que localizaban con ayuda de un GPS. El material con el que contaban consistió en: GPS centimétrico de doble frecuencia, vértex, hipsómetro Suunto, forcípula, brújula Suunto, mochila, cuerda no elástica, cinta de carrocero y material de oficina. La información del inventario se registró en unos estadillos y se volcó a una base de datos digital para así gestionar posteriormente mejor todos los datos. Cada estadillo consta de los siguientes bloques de datos:



**Identificación y observaciones**, tiene como misión determinar a qué punto corresponde la parcela que se va a levantar, observaciones acerca del levantamiento de la parcela que el jefe de equipo considere relevantes para la correcta interpretación de los ya existentes, número de equipo que realiza el apeo de la parcela y fecha y tiempo necesario para realizar el apeo.

**Ámbito ecológico**, se ocupa de los factores relacionados con las características edafológicas y estado selvícola de la masa, incluyendo los siguientes apartados: erosión, pedregosidad, tratamientos necesarios, proporción de cubierta herbácea, edad estimada, estado fitosanitario, estado general de la masa y número de árboles muertos tanto en pie como en el suelo así como su categoría.

**Pies menores y arbustos y matorral**, se encarga de medir estos dos parámetros dentro de una parcela circular de 5 metros de radio en los dos tipos de parcelas.

**Dendrometría** dividido en tres secciones: Pies mayores, árboles tipo y matas y cepas de *Quercus*. En este apartado se mide:

- De los pies mayores: Identificación de la especie, diámetro normal, factor de cubicación, magnitud de daños, elemento dañado, origen del daño, si existe resinación, número de caras resinadas y perímetro en pies excesivamente gruesos.
- De los árboles tipo: Dos mediciones perpendiculares del diámetro normal, altura de la primera rama viva, altura de copa.

Con el objetivo de obtener una visión general de los datos obtenidos en el inventario JCCM, en la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para las variables objeto de estudio. La densidad (N) varía entre 1922 y 33 pies ha<sup>-1</sup>, correspondiéndose el menor valor de N a los mínimos valores obtenidos para G (1,50 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) y VCC (6,64 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>).

Tabla 1. Resumen de datos obtenidos a partir del inventario de la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha

Características	Máximo	Mínimo	Media	DE
JCCM (n=37)				
G (m <sup>2</sup> ha <sup>-1</sup> )	39.64	1.49	18.15	10.52
N (pies ha <sup>-1</sup> )	1922.32	33.14	569.70	412.62
VCC (m <sup>3</sup> ha <sup>-1</sup> )	194.93	6.63	87.42	52.80

DE: desviación estándar; G: área basimétrica (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>); N: número de pies (número pies ha<sup>-1</sup>); n= número de parcelas incluidas en el muestreo; VCC: volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>)

## 2.5.2. Inventario UCLM

De forma complementaria al inventario de la JCCM, se seleccionaron dos zonas de actuación de 2500 m<sup>2</sup> donde se recogieron en campo las mediciones que definen la morfología del tronco y la arquitectura de la copa de todos los pies presentes. De la totalidad de los individuos medidos se tomaron en campo: Georreferenciación de los pies de interés maderable; identificación de la especie; diámetro normal; altura total del árbol; altura del primer verticilo vivo. Además, se eligieron varios árboles tipo para formar una muestra que describiera el estado íntegro de la masa, midiendo diámetros del tronco a diferentes alturas (aproximadamente cada metro), incluyendo el diámetro en la base y el diámetro normal.

Los equipos que se utilizaron en la medición fueron un ordenador tipo ARMOR para la georreferenciación, forcípula y Criterion RD1000 para la medida del diámetro (normal en la base), láser y CriterionRD1000 para la medida de la altura (total del árbol y al primer verticilo vivo), CriterionRD1000 para la medida del resto de diámetros y cinta métrica y vertex para la medida de las distancias. En la Figura 17 se muestran los individuos medidos y las parcelas resultantes.

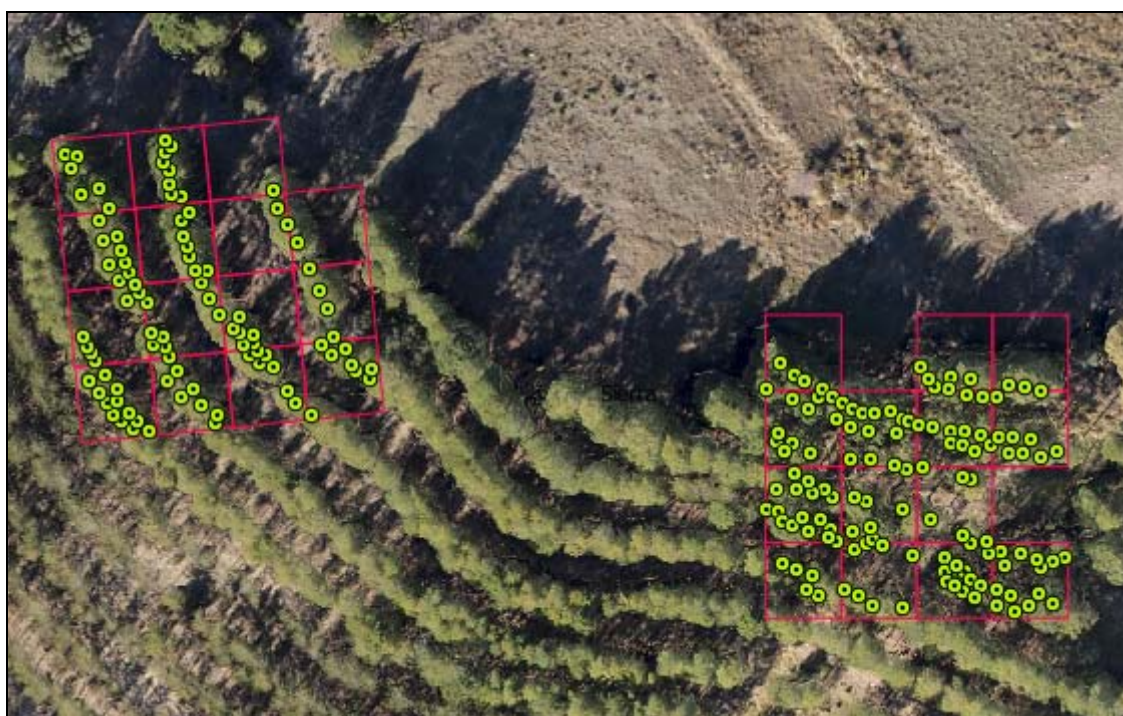


Figura 17. Inventario UCLM escala 1:1.000

A la vista de los resultados obtenidos en la Tabla 2, la densidad de la zona de estudio osciló entre 1.700 y 100 pies ha<sup>-1</sup>, con valores medios de 744 pies ha<sup>-1</sup>. Los valores de VCC son algo superiores a los obtenidos por el muestreo JCCM (148.48 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>), observándose un mayor rango entre los valores máximos y mínimos

Tabla 2. Resumen de datos obtenidos a partir del inventario UCLM

Características	Máximo	Mínimo	Media	DE
UCLM (n=29)				
G (m <sup>2</sup> ha <sup>-1</sup> )	55.55	8.24	24.79	10.93
N (pies ha <sup>-1</sup> )	1700	100	744.44	358.77
VCC (m <sup>3</sup> ha <sup>-1</sup> )	349.31	46.47	148.48	69.11

DE: desviación estándar; G: área basimétrica (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>); N: Número de pies (número pies ha<sup>-1</sup>); n= número de parcelas incluidas en el muestreo; VCC: volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>)

## 2.6. Análisis de los datos y generación de modelos

A partir de los datos fotogramétricos y de los datos de campo generados en este estudio se han realizado los siguientes modelos de determinación de variables dasométricas:

**Caso JCCM-LiDAR:** Se han utilizado las parcelas del inventario de la JCCM, los datos LiDAR y el MDT procedentes de PNOA, correctamente depurados.

**Caso UCLM-nube:** Se han utilizado las parcelas procedentes del inventario de la UCLM, la nube fotogramétrica y el MDT resultante tras los procesos comentados en los apartados anteriores.

**Caso JCCM-nube:** Se han utilizado las parcelas del inventario de la JCCM situadas en la zona de vuelo del paramotor, la nube fotogramétrica obtenida y el MDT.

El procedimiento de análisis de los datos se hizo de acuerdo a la metodología general de métodos de rodal con datos LiDAR. En un primer paso se extrajo de las parcelas de inventario las respectivas nubes altimétricas y se realizó la normalización de altitudes, para obtener las alturas de arbolado objeto de estudio. En todos los casos, se ha trabajado con las nubes en formato .LAS que incluyen las clases terreno y vegetación y con los MDT generados de cada fuente de datos. Este proceso se ha realizado con Fusion (McGaughey, 2014). En la Figura 18 se muestra un ejemplo de visualización de parcelas normalizadas para cada uno de los casos. Se representa una parcela del inventario JCCM extraída de la nube LiDAR de PNOA que se visualiza en función de alturas de arbolado en planta (izquierda) y en 3D (derecha); la misma parcela extraída de la nube fotogramétrica con los mismos parámetros de visualización y por último, con aplicación de RGB, procedente de la imagen aérea.

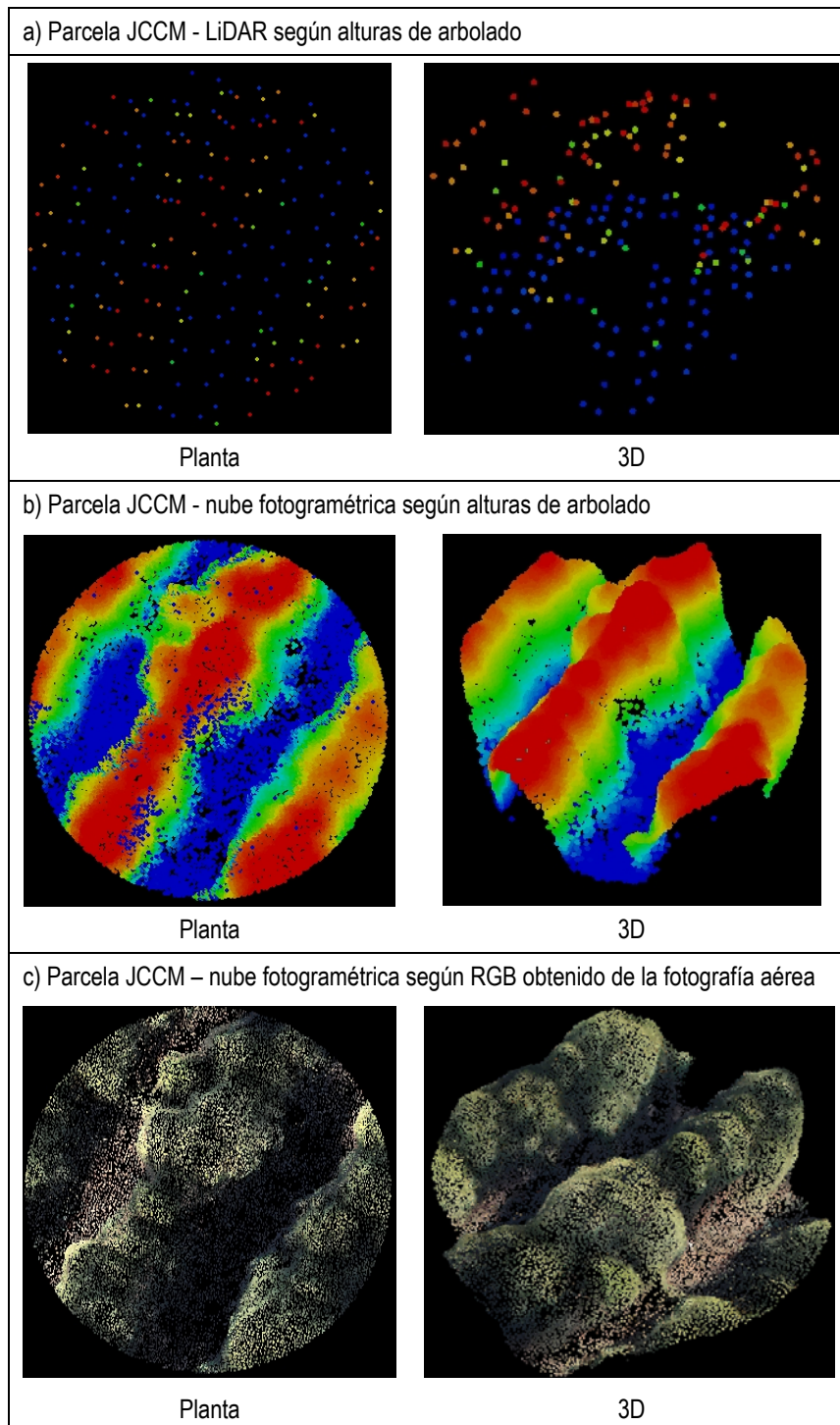


Figura 18. Muestra de parcela del inventario JCCM

En la Figura 19 se muestra algunas de las parcelas de inventario UCLM extraídas de la nube fotogramétrica y normalizadas según el MDT de 1 m.

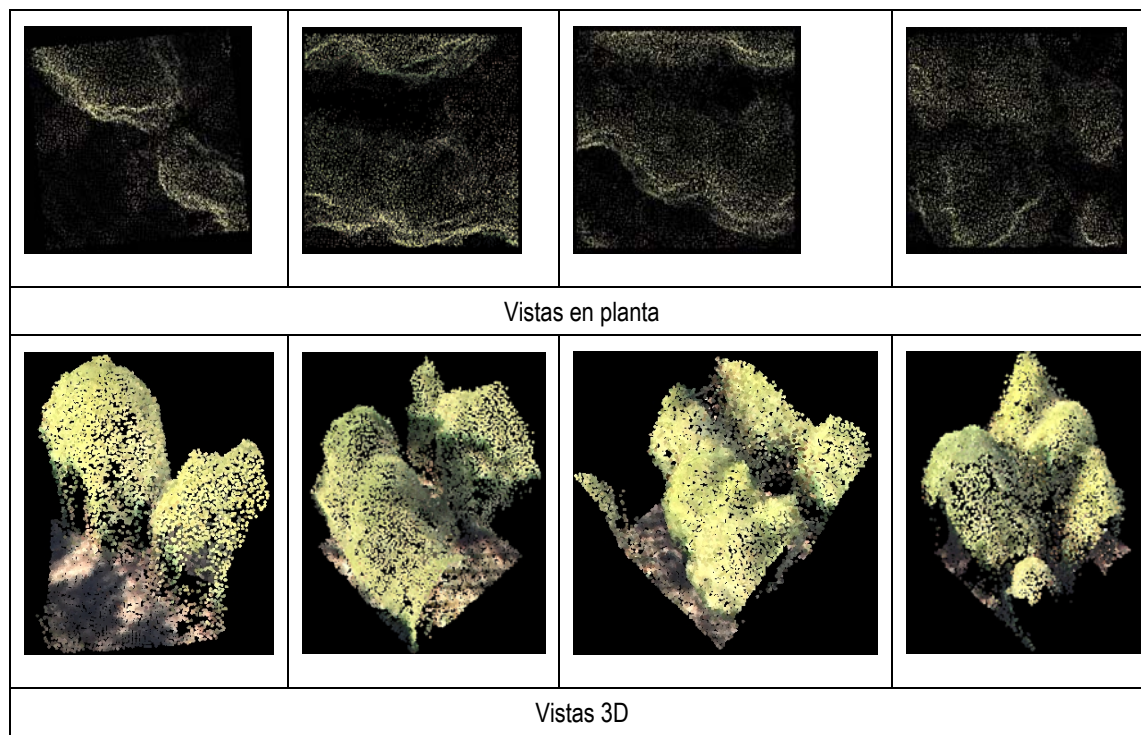


Figura 19. Muestra de parcelas del inventario UCLM.

## 2.7. Extracción de variables métricas

El cálculo de estadísticos métricos se ha realizado con Fusion (McGaughey, 2014), información más detallada se ha incluido en el Anexo I. Para cada parcela se seleccionaron los siguientes estadísticos de la distribución de altura de arbolado (Lefsky et al., 2005; White et al., 2013a):

Estadísticos de centralización: altura media (mean), altura máxima (max), moda (mode), media cuadrática (sqrt\_mean) y media cúbica (mean\_cube).

Estadísticos de posición: percentiles de altura (P01, P05,..P95)

Estadísticos de dispersión: rango intercuartílico (IQ), desviación estándar (stddev), varianza (variance), desviación absoluta media (AAD) y coeficiente de variación (CV).

Estadísticos de forma: coeficiente de curtosis (kurtosis), coeficiente de asimetría (skewness) y canopy ratio.

Estadísticos de densidad: Dado que los datos fotogramétricos son distintos en comparación con el LiDAR, al no penetrar en la cobertura forestal para expresar la densidad de en el caso de la nube fotogramétrico se han seleccionado los siguientes estadísticos (Bohlin et al., 2012): porcentaje de retornos por encima de 2 m (d2), porcentaje de retornos por encima de 2 m respecto a la media (d2\_above\_mean), porcentaje de retornos por encima

de 2 m respecto a la moda ( $d2\_above\_mode$ ). Para el caso de la nube fotogramétrica se incluyen los estadísticos que expresan porcentaje de retornos por encima 3 m ( $d3$ ), porcentaje de retornos por encima 4 m ( $d4$ ) y porcentaje de retornos por encima 5 m ( $d5$ ). En el caso de la nube LiDAR además de  $d2$ ,  $d2\_above\_mean$  y  $d2\_above\_mode$  se incluye el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m como fracción de cabida cubierta (FCC).

Todos los estadísticos, a excepción de  $d3$ ,  $d4$  y  $d5$ , se han calculado estableciendo como umbral 2 m, es decir no son considerados los puntos que representan una altura de arbolado inferior a 2 m, de acuerdo a (Nilsson, 1996).

## 2.8. Ajuste de modelos

Los datos fueron analizados para confirmar que cumplen con los requisitos de normalidad y homocedasticidad. Posteriormente se aplicaron modelos de regresión que incluyeron modelos lineales, exponenciales y potenciales. La selección de variables independientes se realizó atendiendo a la combinación de variables de los cuatro grupos de tipos de estadísticos establecidos: centralización-posición, dispersión, forma y densidad, estableciendo un número máximo de tres variables independientes para cada modelo. En este análisis todas las variables relacionadas directamente con la altura fueron consideradas como un único grupo centralización-posición. Las combinaciones estudiadas tanto para modelos lineales, como exponenciales y potenciales pueden observarse en la Tabla 3.

Con el objetivo de predecir el comportamiento de las variables de interés,  $G$ ,  $N$  y  $VCC$ , se han realizado distintas estrategias de cálculo. Las parcelas de los inventarios correspondientes a los casos de estudio JCCM-LiDAR y UCLM-nube fueron separadas de forma aleatoria en dos subconjuntos, 70-30% del total de los datos. De esta forma el primer grupo (parcelas de calibración) fue utilizado en la predicción del comportamiento de las variables de interés. El segundo conjunto (parcelas de validación) compuesto del 30%, se utilizó como control de calidad de los modelos seleccionados. En el supuesto JCCM-nube el menor número de parcelas de la JCCM presentes en la zona volada con paramotor, no hace posible la división en muestra de calibración y validación, por lo que se estudiará el ajuste de los diferentes modelos propuestos, lineal, exponencial y potencial, para el total de la muestra de las parcelas existentes en la zona. En todos los cálculos las variables forestales se han expresado en valores por hectárea.

Tabla 3. Combinación de los tipos estadísticos considerados como variables independientes para modelos lineales, exponenciales y potenciales de una, dos y tres variables independientes.

Modelos 1 variable: $Y=a+bX1$ ; $Y=\exp(a+ bX1)$ $Y=aX1^b$		
X1		
Centralización-posición		
Forma		
Densidad		
Modelos 2 variables: $Y=a+bX1+cX2$ ; $Y=\exp(a+ bX1+cX2)$ $Y=aX1^bX2^c$		
X1	X2	
Centralización-posición	Dispersión	
Centralización-posición	Forma	
Centralización-posición	Densidad	
Forma	Densidad	
Forma	Dispersión	
Densidad	Dispersión	
Modelos 3 variables: $Y=a+bX1+cX2+dX3$ ; $Y=\exp(a+ bX1+cX2+dX3)$ $Y=aX1^bX2^cX3^d$		
X1	X2	X3
Centralización-posición	Dispersión	Densidad
Centralización-posición	Dispersión	Forma
Centralización-posición	Densidad	Forma
Densidad	Forma	Dispersión

La selección del modelo más adecuado en cada caso se realizó atendiendo a los parámetros de mayor bondad de ajuste: coeficiente de determinación ajustado ( $R^2_{ajustado}$ ) y error medio cuadrático (RMSE). Tras la cual se realizó un análisis de residuos comprobando la independencia de los residuos, la hipótesis de normalidad y homocedasticidad. La precisión del modelo seleccionado se evaluó durante el proceso de validación, considerando el RMSE, el error absoluto (EA) y relativo (ER).

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Modelos JCCM-LiDAR

La generación y selección adecuada de un modelo matemático resulta esencial en la precisión de variables. En este caso se calcularon 3545 modelos para cada una de las variables forestales de estudio. Los modelos lineales son los que ofrecieron un mejor ajuste en la predicción de las variables dasométricas consideradas G, N, VCC (Tabla 4).

Tabla 4. Modelos propuestos JCCM-LiDAR para la estimación de las variables número de pies (N), área basimétrica (G) y volumen (VCC) en el proceso de calibración. En negrita el modelo seleccionado.

Caso: JCCM - LiDAR									
Modelo	X1	X2	X3	a	b	c	d	RMSE	R <sup>2</sup> <sub>ajustado</sub>
<b>G</b>									
<b>G=a+bX1+cX2+dX3</b>	FCC	Canopy_ratio	IQ	-37.8671	0.2330	58.6332	2.9632	5.6887	0.7405
G=exp(a+ bX1+cX2+dX3)	FCC	Canopy-ratio	ADD	-1.2907	0.0146	3.5676	0.5822	8.4729	0.5744
G=aX1 <sup>b</sup> X2 <sup>c</sup> X3 <sup>d</sup>	P50	FCC		-1.9314	0.1449	0.2387		14.5815	0.5918
<b>N</b>									
<b>N=a+bX1+cX2</b>	P01	FCC		-278.3653	154.5365	6.4248		374.6058	0.2401
N=exp(a+ bX1+cX2+dX3)	P01	CV	FCC	2.2885	0.4570	4.7102	0.0171	414.0321	0.2084
N=aX1 <sup>b</sup>	max			8.0258	1.6224			666.2132	0.1299
<b>VCC</b>									
<b>VCC=a+bX1+cX2+dX3</b>	FCC	Canopy_ratio	stddev	-199.4180	0.9294	301.0534	29.6268	20.4465	0.8675
VCC= exp(a+ bX1)	P50			2.0462	0.2686			66.2863	0.8114
G=aX1 <sup>b</sup>	P50			-0.2823	0.7541			55.6206	0.7142

ADD: desviación media de las alturas con respecto al suelo de cada uno de los puntos que componen la nube; Canopy\_ratio: descriptor cuantitativo de la forma relativa de la cubierta; FCC: fracción de cubierta; IQ: rango intercuartílico; max: altura máxima de arbolado; P01, P50: percentil 1 y 50; de las alturas de arbolado; stddev: desviación estándar.

El ajuste de la predicción del área basimétrica (G) a una ecuación lineal con tres parámetros independientes correspondientes a los estadísticos de densidad, forma y dispersión (FCC, canopy ratio e IQ, respectivamente) mostró valores de R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> superiores a 0.74, con RMSE igual a 5.69 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>. Sin embargo, el modelo seleccionado para la predicción de densidad (N), mostró ajustes con valores de R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> inferiores a 0.25 y RMSE superiores a 374 pies ha<sup>-1</sup>, considerando como variables independientes estadísticos de predicción y densidad. En el caso de volumen con corteza (VCC), al igual que ocurre en la predicción del G, las variables independientes involucradas responden a estadísticos de densidad, forma y dispersión. Es en la predicción de esta variable donde se observaron los mejores con ajustes con valores de R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> superiores 0.80 y valores de RMSE próximos a 20.45 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>. En líneas generales, el análisis de residuos de los modelos seleccionados muestra cómo éstos cumplen las hipótesis



de normalidad y homocedasticidad con la presencia de algunos outliers: puntos 5, 7 y 17 para la variable G, puntos 3, 5 y 7 para N y 3 y 17 para VCC (Anejo I).

### 3.2. Modelos UCLM-nube

En este caso de estudio se obtuvieron un total de 4661 modelos para cada variable forestal y para cada uno de los supuestos. Los modelos propuestos se muestran en la Tabla 5.

Las variables independientes seleccionadas en los modelos fueron prácticamente las mismas independientemente del modelo matemático. De nuevo fueron los modelos lineales los seleccionados como los más adecuados para representar el comportamiento de las variables G, N y VCC. Los valores de  $R^2_{ajustado}$  obtenidos con los muestreos UCLM-nube son de 0.51, 0.32 y 0.53 para las variables G, N y VCC, respectivamente. En líneas generales están por debajo de los obtenidos en el caso JCCM-LiDAR, con la excepción de la predicción de la variable N, que aún ofreciendo un ajuste pobre, mejora el resultado del caso JCCM-LiDAR.

Tabla 5. Modelos propuestos UCLM-nube para la estimación de las variables número de pies (N), área basimétrica (G) y volumen (VCC) en el proceso de calibración. En negrita el modelo seleccionado

UCLM-nube									
Modelo	X1	X2	X3	a	b	c	d	RMSE	$R^2_{ajustado}$
<b>G</b>									
<b>G=a+bX1+cX2+dX3</b>	P05	IQ	d2_above_mean	-55.8114	12.9594	6.6094	0.4166	6.12639	0.5114
G=exp(a+ bX1+cX2)	P05	IQ		-0.3367	0.7425	0.3364		10.1610	0.4189
G=a+X1 <sup>b</sup> +X2 <sup>c</sup>	P05	IQ		0.2458	2.6097	1.3262		7.9155	0.2518
<b>N</b>									
<b>N=a+bX1+cX2</b>	P25	d2_above_mean		-52.4670	-123.1164	40.8693		294.6079	0.3182
N=exp(a+ bX1+cX2)	P25	d2_above_mean		5.7472	-0.1617	0.0472		1,398.9313	0.0585
N=a+X1 <sup>b</sup> +X2 <sup>c</sup> +X3 <sup>d</sup>	P70	IQ	kurtosis	13.3678	-9.7755	6.8180	7.4033	49,903.493	-0.0181
<b>VCC</b>									
<b>VCC=a+bX1+cX2+dX3</b>	P05	IQ	d2_above_mean	-368.9290	84.2516	44.7501	2.3815	37.8357	0.5342
VCC= exp(a+ bX1+cX2)	P05	IQ		1.0555	0.81426	0.3818		0.31267	0.5189
VCC= a+X1 <sup>b</sup> +X2 <sup>c</sup>	P05	IQ		0.8874	2.8651	1.4927		0.28481	0.6009

P05, P50 y P70: percentil 25, 50 y 75 de las alturas de arbolado; IQ: rango intercuartílico; kurtosis: coeficiente de kurtosis;  
d2\_above\_mean: porcentaje de puntos que se encuentra por encima de la media.

El análisis de residuos de los modelos seleccionados muestra cómo éstos cumplen las hipótesis de normalidad y homocedasticidad con la presencia de algunos outliers, puntos 14 y 3 para la variable G, 2 para la variable N y 11 y 3 para la variable VCC (Anexo II).

### 3.3. Modelos JCCM-nube

De forma análoga se obtuvieron 4661 modelos y al igual que en los dos casos anteriores la mayor bondad de ajuste se obtuvo con el uso de modelos lineales (Tabla 6). El análisis de residuos de cada una de las variables predichas indica que éstos cumplen con la hipótesis de normalidad y homocedasticidad. A la vista de estos gráficos también se observa la presencia de dos *outliers*, (puntos 4 y 6) (Anexo II).


Tabla 6. Modelos seleccionados tras la calibración de los modelos estudiados

Caso: JCCM_nube									
Modelo	X1	X2	X3	a	b	c	d	RMSE	R <sup>2</sup> <sub>ajustado</sub>
G=a+bX1+cX2+dX3	P05	d2_above_mean	kurtosis	15.3242	-5.8447	-0.2941	13.0656	6.857	0.3735
N=a+bX1+cX2+dX3	mean_cube	ADD	kurtosis	2580.4512	636.4902	-2298.5506	-1076.9092	264.1237	0.4507
VCC=a+bX1+cX2+dX3	P05	variance	skewness	101.9597	-12.3894	9.2884	-179.9845	41.0506	0.7078

P05: percentil 5; d2\_above\_mean: porcentaje de puntos que se encuentra por encima de la media; mean\_cube: media cúbica; variance: varianza.

Todos los modelos seleccionados requieren de tres variables independientes para la predicción de las variables deseadas. Para la estimación de G y VCC, el RMSE ofrece resultados ligeramente peores que los obtenidos en los supuestos anteriores (RMSE=6.857 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>, con valor de R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> inferior a los obtenidos en el caso UCLM-nube). Las variables involucradas en la estimación de N, se corresponden con estadísticos del tipo centralización-posición, densidad y forma. La predicción de esta variable es la que mejores ajustes ofrece con valores de RMSE=264 pies ha<sup>-1</sup> y R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> de 0.45. Paralelamente, la predicción de valores de VCC, muestra valores de RMSE de 41 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup> y R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub> inferiores a 0.71.

### 3.4. Validación

A la vista de los resultados obtenidos a partir de los gráficos de validación en la  No se encuentra el origen de la referencia. se observa como en el caso del muestreo JCCM-LiDAR para la variable predicha N el resultado de la aplicación del modelo seleccionado es muy pobre, reflejándose en resultados de RMSE de más de 510 pies ha<sup>-1</sup> (Tabla 7). Las variables G y VCC presentan valores adecuados de validación encontrando el mejor ajuste el predicción del VCC ( RMSE= 32.92 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>).

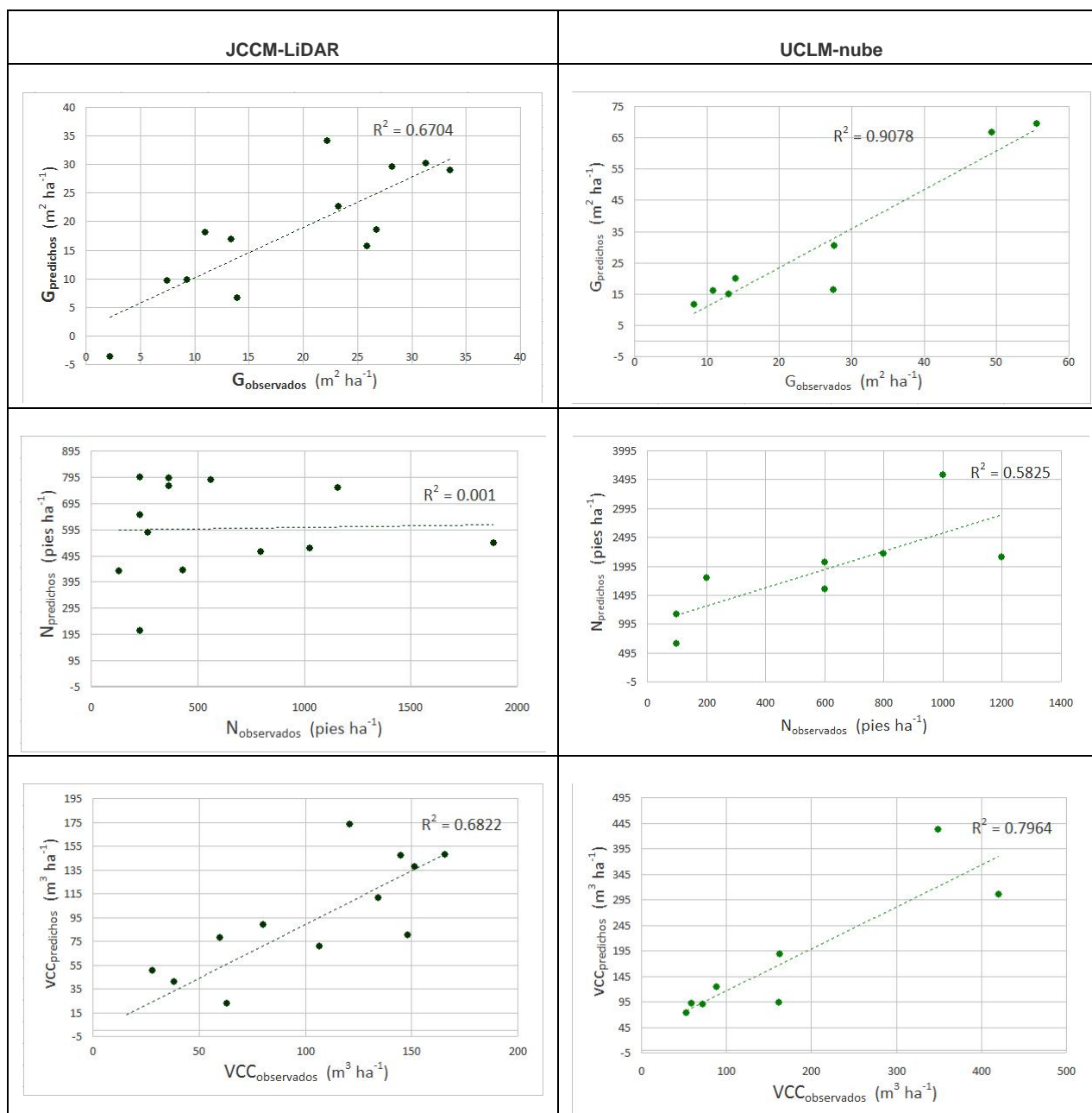


Figura 20. Gráficas de validación de los valores estimados: G : área basimétrica; N : número de pies; R2: coeficiente de determinación; VCC: volumen JCCM-LiDAR (izquierda) y UCLM-nube (derecha).

En el caso del muestreo UCLM-LIDAR aunque el número de parcelas fue pequeño, y no existe representación de los valores intermedios de la serie, pueden observarse buenos ajustes, descendiendo el RMSE en la determinación de N respecto al proceso de calibración. Se puede observar que los RMSE en G y VCC en ambos supuestos son de orden similar de magnitud (Tabla 7).

Tabla 7. Principales estadísticos resultantes de la validación

Caso	Variable	EA	RMSE	RMSE (%)
<b>JCCM-LiDAR</b>				
	G	4.9676	6.1772	32.29
	N	401.5922	510.3621	86.28
	VCC	26.6559	32.8248	33.92
<b>UCLM-nube</b>				
	G	6.3382	7.5938	33.91
	N	121.9453	197.6796	30.75
	VCC	39.9700	46.2762	34.15

G: área basimétrica; N: número de pies; RMSE: error medio cuadrático en valores por hectárea; RMSE (%): error medio cuadrático relativo; VCC: volumen; EA: error absoluto medio en valores por hectárea;

### 3.5. Salidas cartográficas

En este apartado se han incluido los mapas temáticos con la distribución espacial de las variables dasométricas obtenidas para cada ámbito de actuación. En el caso JCCM-LiDAR se han generado cartografía a escala 1:40.000 resaltando los estratos de interés. En la Figura 21 se muestra el área basimétrica (G); en la Figura 22 el número de pies (N) y en la Figura 23 el volumen (VCC). En el caso UCLM-nube las salidas cartográficas son a escala 1:10.000 con ligera superposición sobre ortofotografía aérea de 50 cm. En Figura 24 se muestra el área basimétrica (G); en la Figura 25 el número de pies (N) y en la Figura 26 el volumen (VCC).

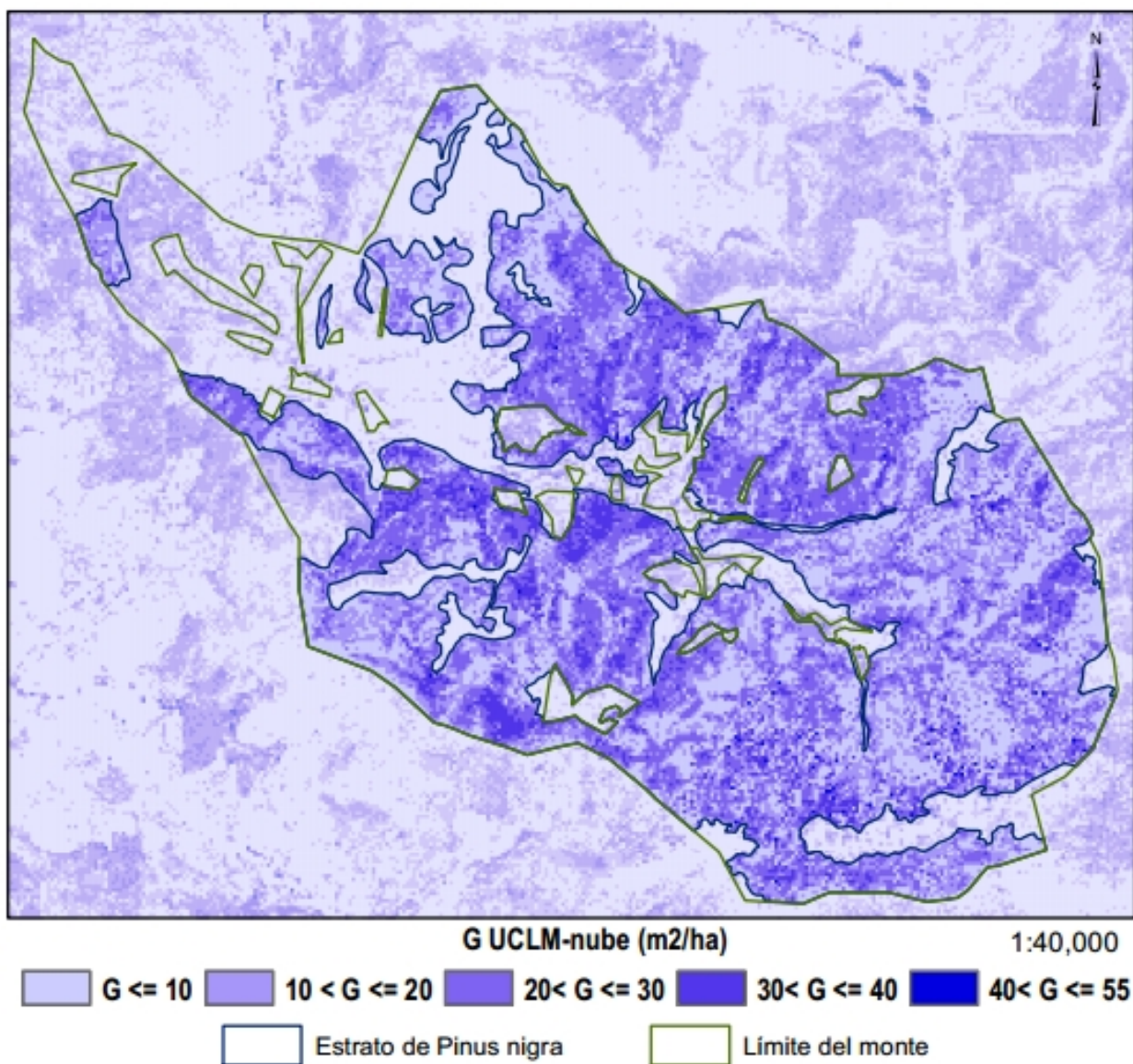


Figura 21. Distribución de área basimétrica (G) en el caso JCCM-LiDAR.

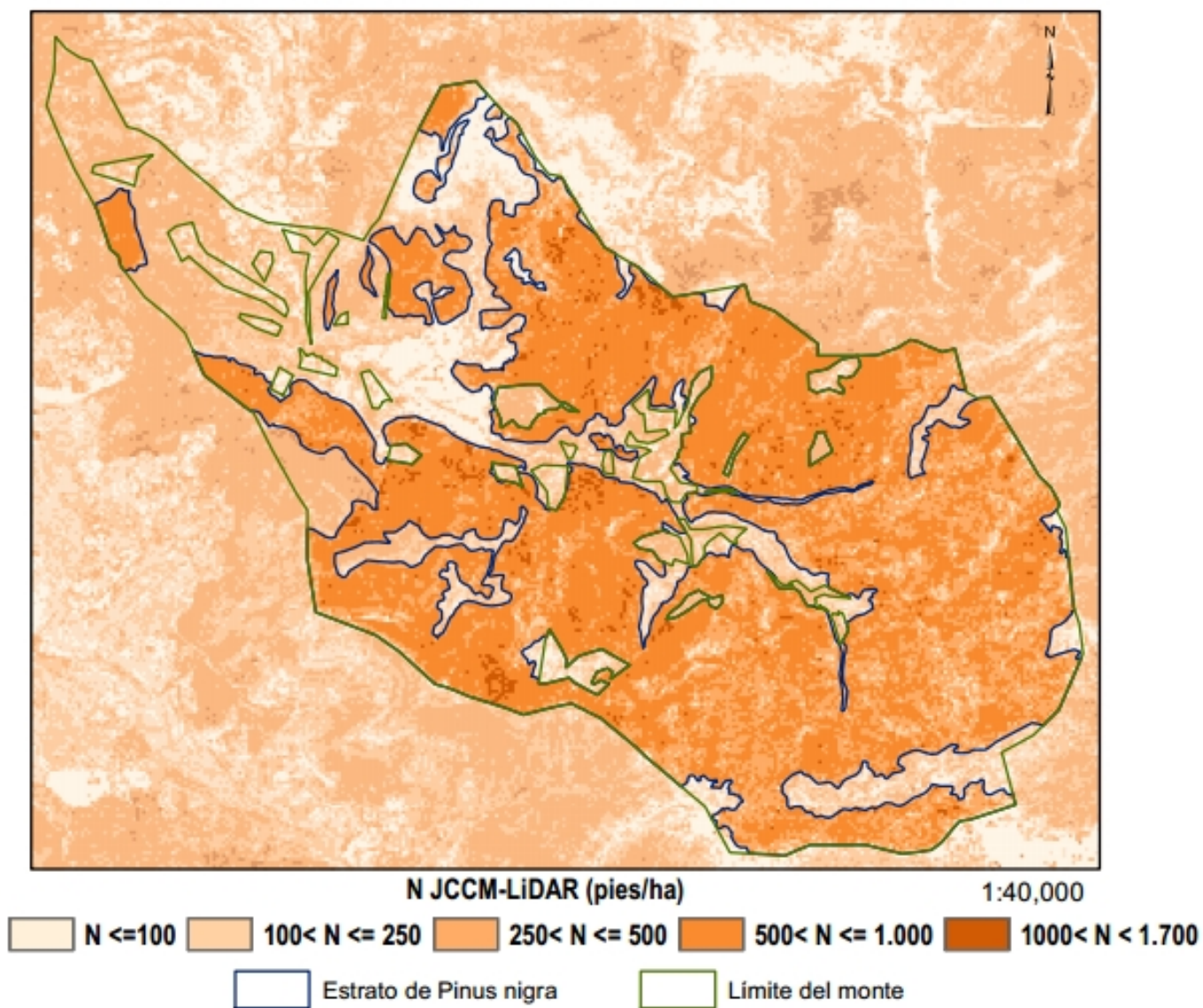


Figura 22. Distribución de número de pies (N) en el caso JCCM-LiDAR.

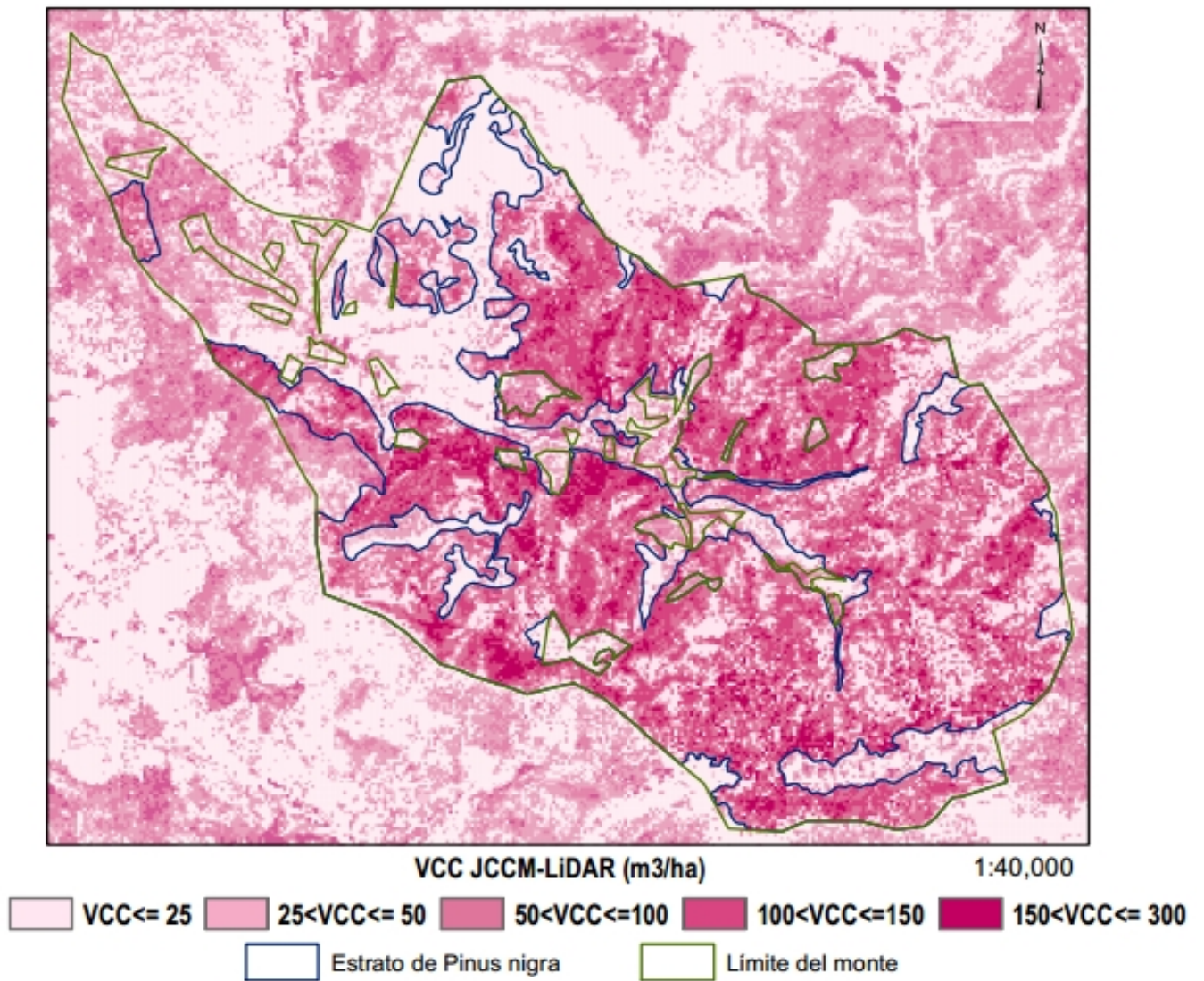


Figura 23. Distribución de volúmenes (VCC) en el caso JCCM-LiDAR.

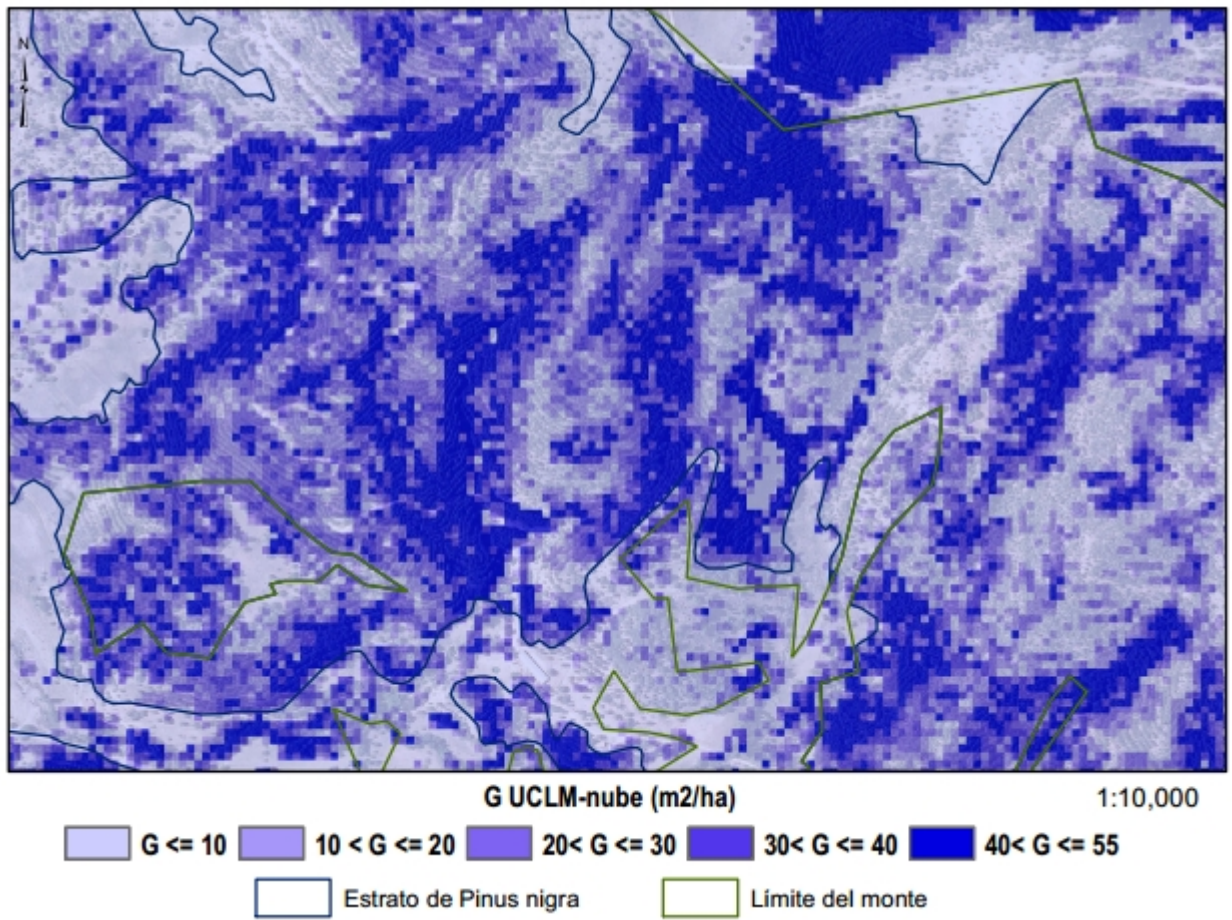


Figura 24. Distribución de área basimétrica (G) en el caso UCLM-nube.



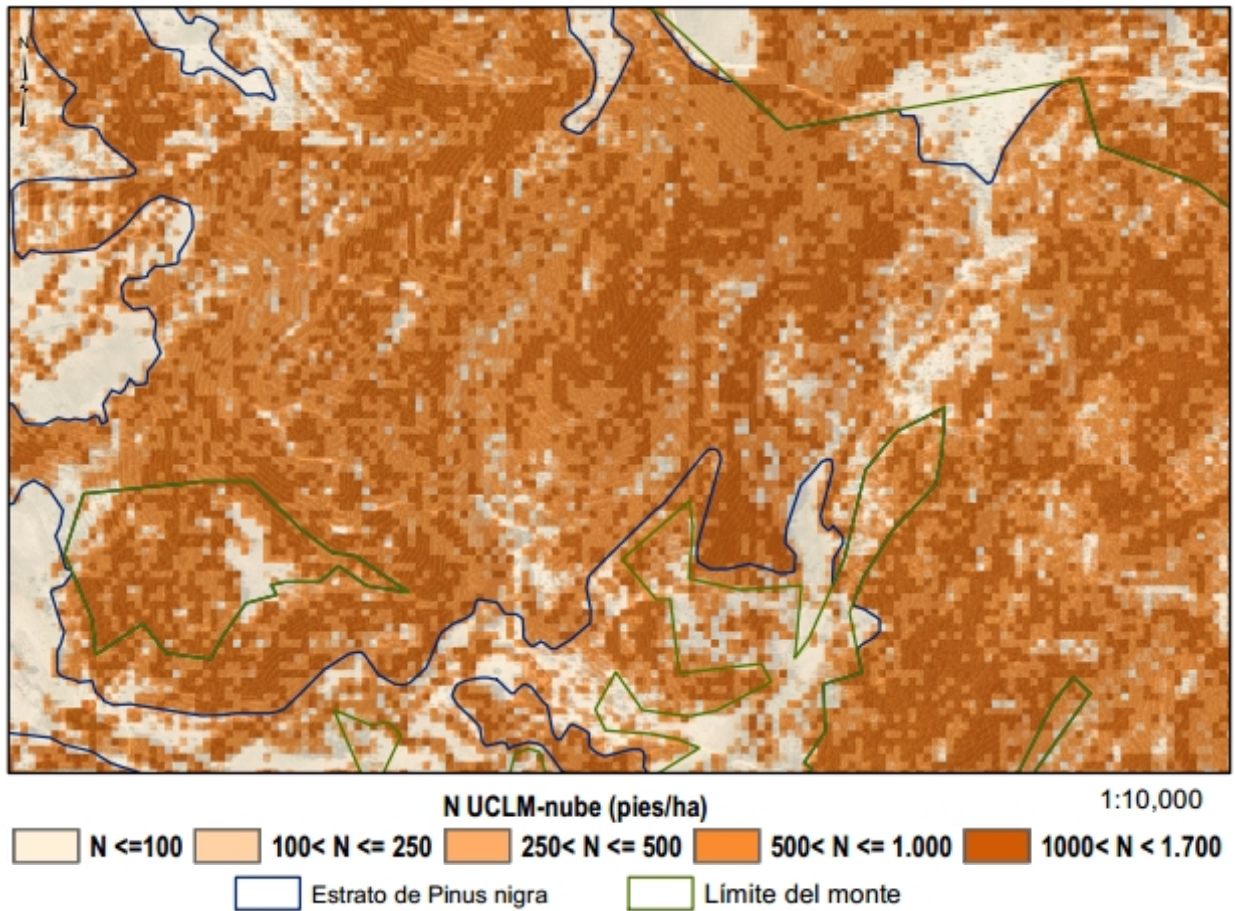


Figura 25. Distribución de número de pies (N) en el caso UCLM-nube.

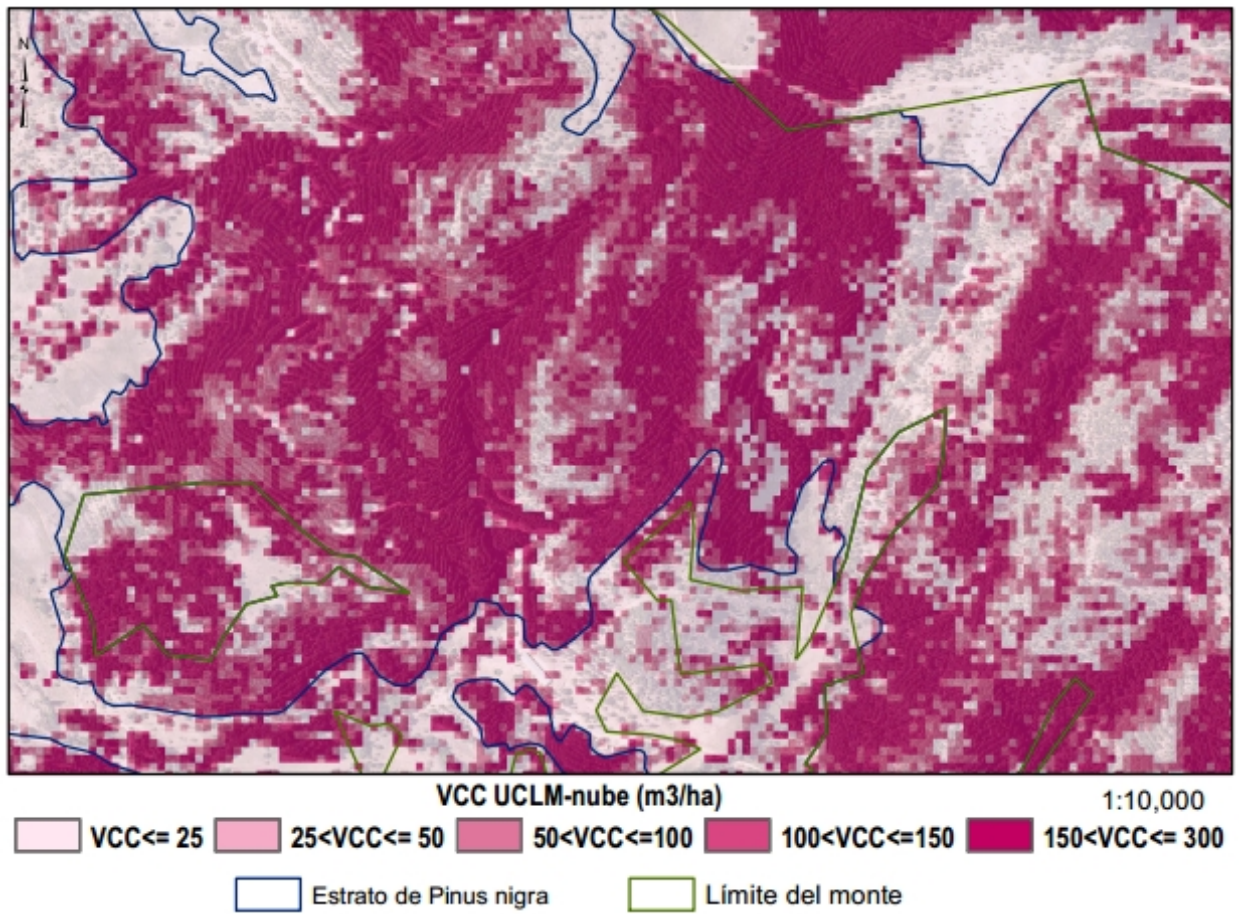


Figura 26 . Distribución de volúmenes (VCC) en el caso UCLM-nube.

## 4. DISCUSIÓN

En este trabajo se ha evaluado la aplicación de datos fotogramétricos, en comparación con datos LiDAR-PNOA, para la adquisición de datos, y se plantea la integración de sistemas de bajo coste con técnicas fotogramétricas con cámara no métrica como alternativa al inventario forestal. La alta precisión de los productos cartográficos que se pueden obtener representa una fuente de datos fiable para el estudio de sistemas forestales. No obstante, a priori es necesario un análisis detallado de la cubierta forestal de estudio, su estructura y complejidad, para establecer correctamente la escala de observación. En este estudio se ha trabajado con escalas de observación diferentes, lo cual ofrece muchas posibilidades y al mismo tiempo, cuestiona algunos de los aspectos tratados.

La selección del modelo matemático más apropiado es un punto fundamental en la generación de modelos predictivos. Aunque algunos autores como (Means et al., 2000) proponen el uso de modelos logarítmicos, estudios posteriores como los de (Naesset, 2002) cuestionan la ausencia de desviaciones en el uso de estos modelos multiplicativos. En esta experiencia los modelos lineales, principalmente de tres coeficientes, son los que presentan mejores resultados.

Si se observan las variables introducidas en los modelos de predicción (Naesset, 2002) y las obtenidas como variables predictoras en este trabajo pueden observarse notables diferencias Tabla 8 Puede apreciarse como las variables incluidas en los trabajos de (Naesset, 2002) incluyen percentiles muy altos o muy bajos en casi todos los casos, la FCC y los coeficientes de variación. Las variables incluidas para la predicción de G y VCC son las mismas, al igual que ocurre en el caso UCLM-nube. También cabe destacar que las métricas introducidas integran estadísticos relativos a posición, densidad y dispersión coherente con trabajos que analizan por componentes principales la influencia de los estadísticos LiDAR (Lefsky et al., 2005; White et al., 2013a). En este trabajo, la inclusión en los modelos de estadísticos de densidad (FCC y la *d2\_above\_mean*) tiene mucho sentido, ya que la masa forestal que se está caracterizando representa estratos de las mismas especies forestales (mixto de *Pinus nigra* y *Pinus pinaster*) con distinta proporción de fracción de cabida cubierta. El número de variables independientes para cada uno de los modelos seleccionado es el mismo que en el caso del muestreo JCCM-LiDAR: tres, dos y tres para la estimación de G, N y VCC respectivamente.

Tabla 8. Variables independientes involucradas en los distintos supuestos

Variable dependiente	Muestreo	X1	X2	X3
G	Naesset (2002)	h80l	hmaxf	d50f
	JCCM-LiDAR	FCC	Canopy_ratio	IQ
	UCLM-nube	P05	IQ	d2_above_mean
N				

	Naeset (2002)	h0l	hcvf	d50f
	JCCM-LiDAR	P01	FCC	
	UCLM-nube	P25	d2_above_mean	
<b>VCC</b>				
	Naeset (2002)	h80l	hmaxf	d50f
	JCCM-LiDAR	FCC	Canopy_ratio	stddev
	UCLM-nube	P05	IQ	d2_above_mean

Canopy\_ratio: descriptor cuantitativo de la forma relativa de la cubierta; d2\_above\_mean: porcentaje de puntos que se encuentra por encima de la media; FCC: fracción de cubida cubierta; h0l, h80l: percentil 0 y 80 relativo a los últimos retornos LiDAR de vegetación; hmaxf: altura máxima relativa a primeros retornos LiDAR de vegetación; hcvf: coeficiente de variación relativa al primer retorno de vegetación; IQ: rango intercuartílico; P01, P05, P50: percentil 1, 25 y 50 respectivamente; stddev: desviación estándar.

El modelo lineal seleccionado como el más adecuado en la predicción del G para el muestreo JCCM-LiDAR muestra valores de ajuste ( $R^2_{ajustado}$  0.74) se encuentran en el rango (0.69-0.89) obtenido con datos LiDAR (Naeset, 2002) para bosque de *Picea abies* L. y *Pinus sylvestris* L. Aunque este coeficiente desciende significativamente en el supuesto UCLM-nube (0.51), las precisiones con datos LiDAR y fotogramétricos en RMSE son muy similares en magnitud, 5.7 y 6.1 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>, respectivamente. Asimismo, las precisiones obtenidas en estos ajustes son sensiblemente inferiores a las obtenidas por (Bohlin et al., 2012) en modelización con nubes fotogramétricas obtenidas con técnicas fotogramétricas convencionales, 3.4-4 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>.

Los valores de los coeficientes de determinación en la predicción de la variable N en ambos supuestos, JCCM-LiDAR (0.24) y UCLM-nube (0.32), son bajos e inferiores a aquellos obtenidos por (Naeset, 2002) los cuales oscilan entre los 0.50 y 0.68 .

Los resultados obtenidos para la estimación de VCC en el caso JCCM-LiDAR, con valores de los coeficientes de determinación 0.87, han sido también similares a los obtenidos en estudios previos de inventario LiDAR, rango entre 0.80 y 0.93 Los resultados obtenidos en el caso de UCLM-nube, aunque el coeficiente de determinación es sensiblemente inferior ( $R^2_{ajustado}$  <0.55), son similares en términos de RMSE (37.8 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>) a los obtenidos por (Bohlin et al., 2012) que recoge valores de RMSE entre 32.6 y 36.2 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>,

Los bajos coeficientes de determinación obtenidos en la modelización con la nube fotogramétrica es posible que sean debidos a que la alta densidad que ofrece la nube de puntos fotogramétricos posea demasiada complejidad para el modelado matemático que se plantea en las metodologías de rodal . Por otro lado, conviene tener en cuenta el efecto borde, que produce errores debido a la sección que el borde del perímetro de la parcela realiza en las copas de los árboles y que se ha puesto de manifiesto en muchos estudios (White et al., 2013a). En este caso en particular de alta resolución, esto es un inconveniente añadido que puede ser relevante para la determinación de la precisión de los resultados finales.

Las precisiones obtenidas en el proceso de validación parcelas independientes son coherentes con las obtenidas en el proceso de calibración y similares entre sí en ambas experiencias, obteniendo RMSE: en G 6.18 y 7.59 m<sup>2</sup>

ha<sup>-1</sup>; en N 510.36 y 197.68 pies ha<sup>-1</sup>); en VCC 32.82 y 46.28 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>, con datos LiDAR y nube respectivamente. Los resultados son ligeramente peores que los presentados por (Naesset, 2002) para LiDAR utilizando técnicas de validación cruzada en G (2-33.2.54 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>); en N (128-400 pies ha<sup>-1</sup>) y en VCC (18.3-31.9 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>). No obstante, los resultados se encuentran en los umbrales de precisiones obtenidas en (Bohlin et al., 2012) para nubes fotogramétricas en G (4.1-42.9 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) y en VCC (13.3-455 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>).

En el supuesto JCCM-nube, los buenos ajustes obtenidos, a pesar del escaso número de parcelas disponible, hace pensar que la combinación de los muestreos de la JCCM junto con la tecnología LIDAR puede resultar una metodología adecuada para la determinación de variables forestales. Es necesario destacar los buenos ajustes obtenidos en cuanto a la predicción de N con valores muy superiores a los obtenidos en los muestreos JCCM-LiDAR y UCLM-nube. El mejor ajuste de las técnicas fotogramétricas frente a LiDAR en la estimación de la variable N pone de manifiesto una mejor estimación de éstas de los pies dominados o sumergidos.

Autores como Goodwin et al. (2006) destacan la alta dependencia temporal de los resultados obtenidos con técnicas LiDAR de baja densidad al momento de captura de datos. La aplicación de técnicas fotogramétricas a partir de los datos obtenidos mediante el empleo de vehículos ligeros permite una mayor versatilidad en cuanto al momento de captura de datos, pudiéndose determinar éste en función de las necesidades del inventario.

La aplicación de los vuelos fotogramétricos de alta densidad presenta como ventaja frente al inventario clásico la definición de la estructura espacial de los datos en vertical y en horizontal. En esta experiencia, el estudio se ha centrado en los métodos de rodal exclusivamente basándose en la definición de parcelas regulares. No obstante, se podría abrir una línea intentando combinar métodos de árbol individual con métodos de rodal para intentar mejorar las soluciones obtenidas, estableciendo nuevas metodologías de trabajo. Asimismo, la aplicación de métodos de árbol individual a partir de información capturada con paramotor supone también un campo de aplicación por explorar, aunque de nuevo es imprescindible analizar la complejidad y distribución de las masas forestales de estudio. En cualquier caso estas técnicas son muy dependientes de la complejidad de la estructura forestal considerada, por lo que se recomienda la aplicación de estas técnicas en otros ambientes. Otra línea de aplicación abierta que puede resultar muy interesante es la combinación de vuelos con paramotor, UAV y escaneado láser terrestre en las parcelas de inventario.

## 5. CONCLUSIONES

- En este trabajo se han integrado datos procedentes de sensores LiDAR y fotogramétricos obtenidos en diferentes plataformas aéreas, lo cual puede resultar una buena alternativa para inventarios forestales.
- El uso de paramotor dotado de un equipo fotogramétrico de bajo coste resulta ser una alternativa fiable para la captura de datos y posee mucha versatilidad, ya que las especificaciones del vuelo y los sensores a incorporar pueden ser adaptados sin esfuerzos a unas necesidades concretas. La idea de emplear nubes de puntos fotogramétricas permitiría reducir los costes económicos frente al inventario tradicional y al vuelo específico LiDAR, dado que se pueden planificar y ejecutar vuelos mediante cámaras no métricas, alcanzando un gran nivel de detalle. La fotogrametría de bajo coste compensa la falta de periodicidad de los vuelos LiDAR debidos a su coste, aportando otros productos geomáticos de interés como ortoimágenes de alta resolución. Asimismo, la tecnología LiDAR es capaz de proporcionar un MDT de referencia.
- Las metodologías de tratamiento de datos LiDAR pueden aplicarse a la información capturada desde vehículos aerotransportados ligeros. La obtención de un MDT preciso y la correcta definición tridimensional de la vegetación son fundamentales para cualquier estudio cuantitativo que se desee realizar a partir de las alturas de arbolado. Aplicando la metodología propuesta puede obtenerse cartografía temática que muestre la distribución espacial de estas variables de alta resolución que puede resultar relevante para la gestión forestal a realizar por la administración pública a escala local y regional.
- Los resultados aportados en este trabajo muestran que es posible obtener modelos predictivos a partir de datos fotogramétricos para estimar con precisión las principales variables dasométricas: área basimétrica (G) número de pies (N) y volumen (VCC) de forma similar a la modelización con datos LiDAR..
- Los modelos que presentan mejores resultados son los lineales con tres coeficientes. Los obtenidos con datos LiDAR presentan un RMSE de  $5.7 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$  en G;  $374.6 \text{ 6 pies ha}^{-1}$  en N y  $37.8 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  en VCC. Los  $R^2$  ajustados varían de 0.24 a 0.82. En las experiencias con la nube fotogramétrica el RMSE en el proceso de calibración en G, es inferior a  $6.8 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ ; en N a  $294.6 \text{ pies ha}^{-1}$  y en VCC a  $41 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ . Los  $R^2$  ajustados varían de 0.32 a 0.70. En la validación con muestras independientes se han obtenido precisiones similares inferiores al 33% en G y VCC en ambas experiencias. La predicción de la variable N con datos LiDAR no es fiable, los  $R^2_{\text{ajustado}}$  de la nube fotogramétrica mejoran los de LiDAR.
- Se abren nuevas líneas de investigación como puede ser aplicar métodos de árbol individual para aprovechar al máximo la alta resolución; estudio de la densidad óptima en nubes fotogramétricas; estudios de la radiometría de las imágenes por ejemplo para discriminación de especies, etc.

*Agradecimientos:*

La autora quiere agradecer la colaboración a los siguientes organismos sin cuyo apoyo la realización de este Trabajo Fin de Máster no hubiera sido posible:

- Servicios Periféricos de la Consejería de Agricultura de Albacete
- Sección de Teledetección y SIG del Instituto de Desarrollo Regional de la Universidad de Castilla-La Mancha.
- Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos y de Montes de la Universidad de Castilla-La Mancha.
- Centro Regional de Estudios del Agua de la Universidad de Castilla-La Mancha.

## BIBLIOGRAFÍA

- Baltsavias, E.P., 1999. A comparison between photogrammetry and laser scanning. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54, 83-94.
- Bohlin, J., Wallerman, J., Fransson, J.E.S., 2012. Forest variable estimation using photogrammetric matching of digital aerial images in combination with a high-resolution DEM. *Scandinavian Journal of Forest Research* 27, 692-699.
- Eid, T., Gobakken, T., Naesset, E., 2004. Comparing stand inventories for large areas based on photo-interpretation and laser scanning by means of cost-plus-loss analyses. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19, 512-523.
- Eid, T., Naesset, E., 1998. Determination of stand volume in practical forest inventories based on field measurements and photo-interpretation: The Norwegian experience. *Scandinavian Journal of Forest Research* 13, 246-254.
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Velazquez-Marti, B., Hermsilla, T., 2012. Assessment of factors affecting shrub volume estimations using airborne discrete-return LiDAR data in Mediterranean areas. *Journal of Applied Remote Sensing* 6.
- Gong, P., Biging, G.S., Lee, S.M., Mei, X., Sheng, Y., Pu, R., Xu, B., Schwarz, K.P., Mostafa, M., 1999. Photoecometrics for forest inventory.
- Gonzalez-Ferreiro, E., Dieguez-Aranda, U., Crecente-Campo, F., Barreiro-Fernandez, L., Miranda, D., Castedo-Dorado, F., 2014. Modelling canopy fuel variables for *Pinus radiata* D. Don in NW Spain with low-density LiDAR data. *International Journal of Wildland Fire* 23, 350-362.
- Gonzalez-Ferreiro, E., Dieguez-Aranda, U., Miranda, D., 2012. Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities. *Forestry* 85, 281-292.
- Hyypä, J., Hyypä, H., Leckie, D., Gougeon, F., Yu, X., Maltamo, M. 2008. Review of methods of small-footprint airborne laser scanning for extracting forest inventory data in boreal forests. *International Journal of Remote Sensing* 29 (5), 1339-1366
- Hernández López, D.; Felipe García, B.; González Aguilera, D.; Arias Pérez, B.. 2013. An automatic approach to UAV Flight Planning and control for photogrammetric applications: A test case in the Asturias Region (Spain). *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 79 - 1, 87 - 98.
- Jarnstedt, J., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Holopainen, M., Viitala, R., 2012. Forest variable estimation using a high-resolution digital surface model. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 74, 78-84.
- Kankare, V., Vastaranta, M., Holopainen, M., Raety, M., Yu, X., Hyypä, J., Hyypä, H., Alho, P., Viitala, R., 2013. Retrieval of Forest Aboveground Biomass and Stem Volume with Airborne Scanning LiDAR. *Remote Sensing* 5, 2257-2274.
- Kraus, K., Pfeifer, N., 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 53, 193-203.
- Lefsky, M.A., Hudak, A.T., Cohen, W.B., Acker, S.A., 2005. Patterns of covariance between forest stand and canopy structure in the Pacific Northwest. *Remote Sensing of Environment* 95, 517-531.
- Lim, K.S., Treitz, P.M., 2004. Estimation of above ground forest biomass from airborne discrete return laser scanner data using canopy-based quantile estimators. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19, 558-570.
- Lisein, J., Pierrot-Deseilligny, M., Bonnet, S., Lejeune, P., 2013. A Photogrammetric Workflow for the Creation of a Forest Canopy Height Model from Small Unmanned Aerial System Imagery. *Forests* 4, 922-944.
- Magnussen, S., Boudewyn, P., Wulder, M., Seemann, D., 2000. Predictions of forest inventory cover type proportions using landsat TM. *Silva Fennica* 34, 351-370.
- McGaughey, R.J. 2014. FUSION/LDV: Software for LiDAR data Analysis and Visualization. Version 3.42. U.S. Department of Agriculture Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington, Seattle, Wash. [http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION\\_manual.pdf](http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION_manual.pdf).
- 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. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 66, 1367-1371.



- Naesset, E., 1996a. Derivation of stumpage value and logging costs for individual forest stands using aerial photographs and cartographic modelling. *Scandinavian Journal of Forest Research* 11, 388-396.
- Naesset, E., 1996b. Determination of number of stems in coniferous forest stands by means of aerial photo-interpretation. *Scandinavian Journal of Forest Research* 11, 76-84.
- Naesset, E., 1996c. Determination of stumpage value and logging costs in coniferous forest stands by means of aerial photo-interpretation. *Scandinavian Journal of Forest Research* 11, 291-299.
- Naesset, E., 1997. Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment* 61, 246-253.
- Naesset, E., 2002. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment* 80, 88-99.
- Naesset, E., 2004. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19, 164-179.
- Naesset, E., Bollandsas, O.M., Gobakken, T., 2005. Comparing regression methods in estimation of biophysical properties of forest stands from two different inventories using laser scanner data. *Remote Sensing of Environment* 94, 541-553.
- Navarro-Cerrillo, R.M., del Campo, A.D., Ceacero, C.J., Quero, J.L., Hermoso de Mena, J., 2014. On the importance of topography, site quality, stock quality and planting date in a semiarid plantation: Feasibility of using low-density LiDAR. *Ecological Engineering* 67, 25-38.
- Nelson, R., 1997. Modeling forest canopy heights: The effects of canopy shape. *Remote Sensing of Environment* 60, 327-334.
- Nelson, R., Krabill, W., Tonelli, J., 1988a. Estimating forest biomass and volume using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment* 24, 247-267.
- Nelson, R., Oderwald, R., Gregoire, T.G., 1997. Separating the ground and airborne laser sampling phases to estimate tropical forest basal area, volume, and biomass. *Remote Sensing of Environment* 60, 311-326.
- Nelson, R., Parker, G., Hom, M., 2003. A portable airborne laser system for forest inventory. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69, 267-273.
- Nelson, R., Swift, R., Krabill, W., 1988b. Using airborne lasers to estimate forest canopy and stand characteristics. *Journal of Forestry* 86, 31-38.
- Nilsson, M., Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system *Remote Sensing of Environment*. Volume 56, Issue 1, April 1996, Pages 1-7
- Pardé, J., Bouchon, J., 1994. *Dasometría*. 2ª Edición. Traducción por A. Prieto y M. López Quero. Editorial Paraninfo S.A. Madrid. 387 pp.
- White, J.C., Wulder, M.A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Cook, B.D., Pitt, D., Woods, M., 2013a. A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. *Forestry Chronicle* 89, 722-723.
- White, J.C., Wulder, M.A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Pitt, D., Woods, M., 2013b. The Utility of Image-Based Point Clouds for Forest Inventory: A Comparison with Airborne Laser Scanning. *Forests* 4, 518-536.
- Wulder, M., 1998. Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography* 22, 449-476.
- Wulder, M.A., White, J.C., Nelson, R.F., Naesset, E., Orka, H.O., Coops, N.C., Hilker, T., Bater, C.W., Gobakken, T., 2012. Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. *Remote Sensing of Environment* 121, 196-209.

## ANEXO I. Estadísticos métricos.

En la Tabla 9 se muestran los estadísticos utilizados en este trabajo donde se identifica la el número de columna asociado a Fusion (McGaughey, 2014), incluyendo: una breve descripción, el nombre identificativos que se ha usado en este trabajo y el origen de datos donde se ha calculado.

Tabla 9. Estadísticos métricos relativos a alturas de arbolado utilizados.

Columna	Descripción	Nombre	Datos
7	Altura máxima de los puntos por encima de 2 m	max	LiDAR/Nube
8	Altura media de los puntos por encima de 2 m	mean	LiDAR/Nube
9	Moda de los puntos por encima de 2 m	mode	LiDAR/Nube
10	Desviación estándar de los puntos por encima de 2 m	stdev	LiDAR/Nube
11	Varianza de los puntos por encima de 2 m	variance	LiDAR/Nube
12	Coefficiente de variación: Momento de orden 2 de los puntos por encima de 2 m	CV	LiDAR/Nube
13	Rango intercuartílico de los puntos por encima de 2 m	IQ	LiDAR/Nube
14	Coefficiente de asimetría: Momento de orden 3 de los puntos por encima de 2 m	skewness	LiDAR/Nube
15	Coefficiente de curtosis: Momento de orden 4 de los puntos por encima de 2 m	kurtosis	LiDAR/Nube
16	Desviación absoluta media de los puntos por encima de 2 m	AAD	LiDAR/Nube
24	Percentil 1 puntos por encima de 2 m	P01	LiDAR/Nube
25	Percentil 5 puntos por encima de 2 m	P05	LiDAR/Nube
26	Percentil 10 puntos por encima de 2 m	P10	LiDAR/Nube
27	Percentil 20 puntos por encima de 2 m	P20	LiDAR/Nube
28	Percentil 25 puntos por encima de 2 m	P25	LiDAR/Nube
29	Percentil 30 puntos por encima de 2 m	P30	LiDAR/Nube
30	Percentil 40 puntos por encima de 2 m	P40	LiDAR/Nube
31	Percentil 50 puntos por encima de 2 m	P50	LiDAR/Nube
32	Percentil 60 puntos por encima de 2 m	P60	LiDAR/Nube
33	Percentil 70 puntos por encima de 2 m	P70	LiDAR/Nube
34	Percentil 75 puntos por encima de 2 m	P75	LiDAR/Nube
35	Percentil 80 puntos por encima de 2 m	P80	LiDAR/Nube
36	Percentil 90 puntos por encima de 2 m	P90	LiDAR/Nube
37	Percentil 95 puntos por encima de 2 m	P95	LiDAR/Nube

38	Percentil 99 puntos por encima de 2 m	P99	LiDAR/Nube
49	Porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m	FCC	LiDAR
50	Porcentaje de retornos por encima de 2 m	d2	Nube
50	Porcentaje de retornos por encima de 3 m	d3	Nube
50	Porcentaje de retornos por encima de 4 m	d4	Nube
50	Porcentaje de retornos por encima de 5 m	d5	Nube
56	Porcentaje de retornos por encima de la media obtenida a partir puntos por encima de 2 m	d2_above_mean	LiDAR/Nube
57	Porcentaje de retornos por encima de la moda obtenida a partir de los puntos por encima de 2 m	d2_above_mode	LiDAR/Nube
68	Descriptor cuantitativo de la forma relativa de la cubierta (mean-min)/(max-min)	canopy ratio	LiDAR/Nube
69	Media cuadrática moda obtenida a partir De los puntos por encima de 2 m	sqrt_mean	LiDAR/Nube
70	Media cúbica moda obtenida a partir de los puntos por encima de 2 m	mean_cube	LiDAR/Nube

## ANEXO II. Gráficas de residuos.

En este anexo se han incluido las gráficas relativas al análisis de residuos relativo a los modelos seleccionados en los distintos supuestos y las diferentes variables dasocráticas (G, N y VCC): caso JCCM-LiDAR (Figura 27, Figura 28 y Figura 29), respectivamente, caso UCLM-nube (Figura 30, Figura 31 y Figura 32) y finalmente, para el supuesto JCCM-nube (Figura 33, Figura 34 y Figura 35).

### JCCM-LiDAR

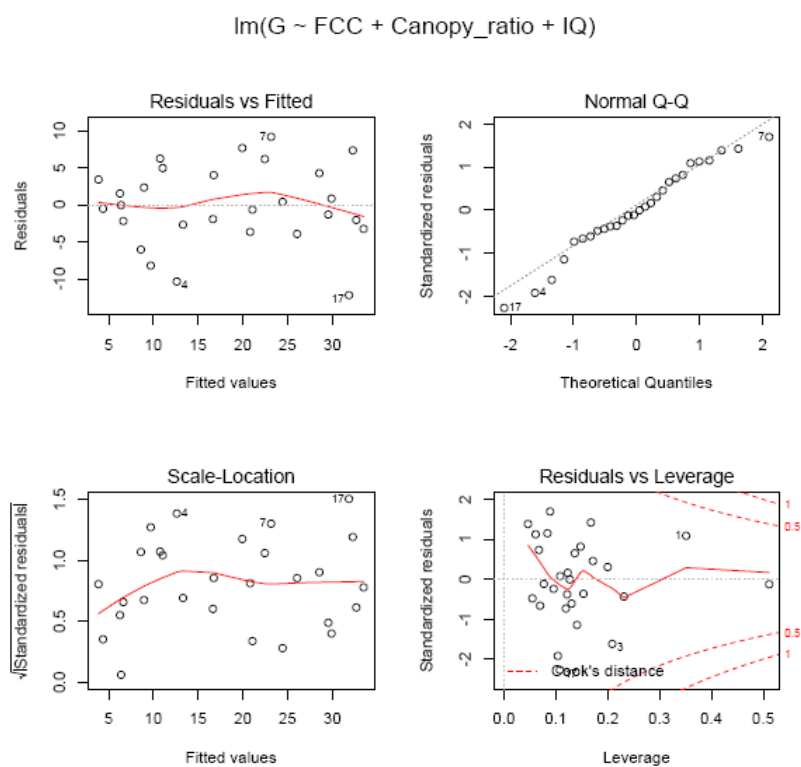


Figura 27. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo al área basimétrica (G)

lm(N ~ P01 + FCC)

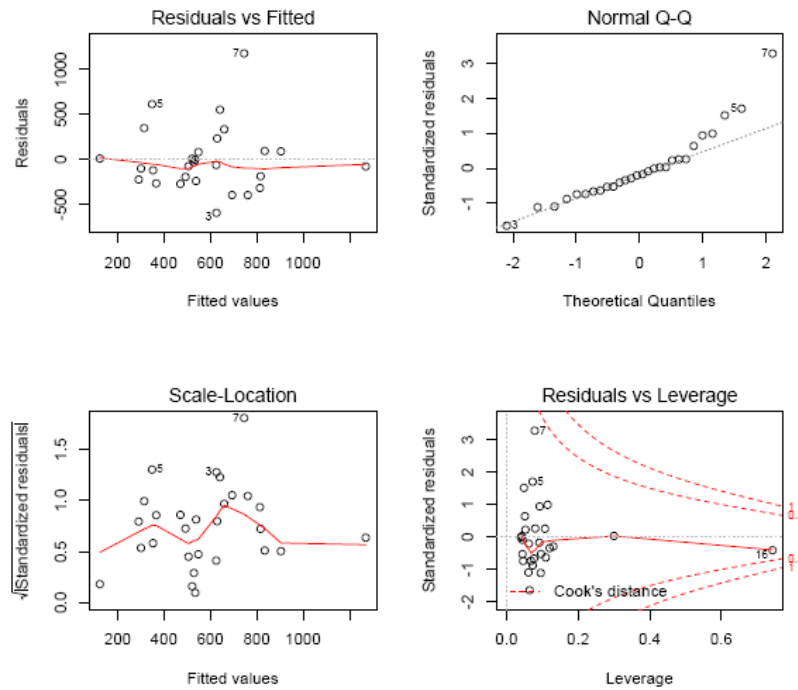


Figura 28. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo a número de pies (N).

lm(VCC ~ FCC + Canopy\_ratio + stddev)

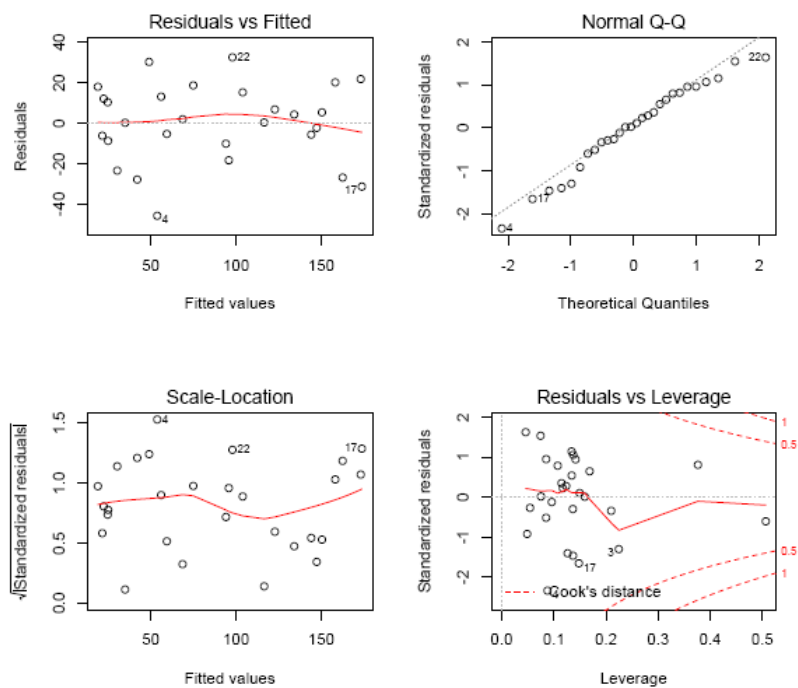


Figura 29. Gráficas de residuos del modelo JCCM-LiDAR relativo al volumen (VCC).

UCLM-nube

$\text{lm}(G \sim P05 + IQ + d2\_above\_mean)$

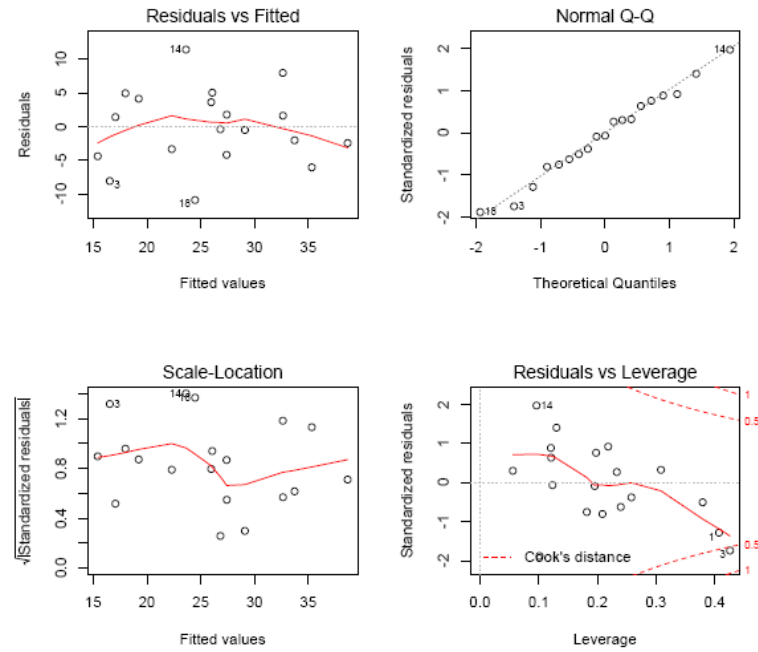


Figura 30. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo al área basimétrica (G).

$\text{lm}(N \sim P25 + IQ + d2\_above\_mean)$

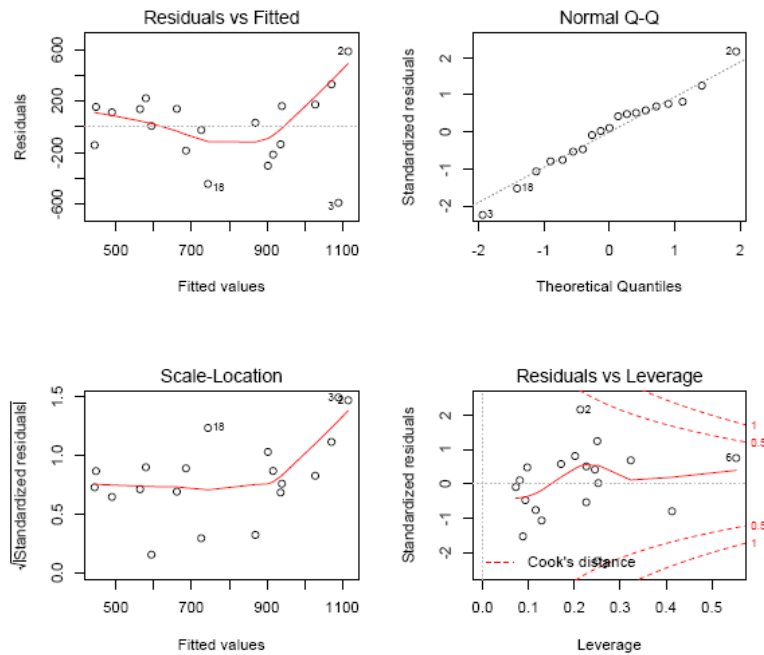


Figura 31. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo a número de pies (N).

$\text{lm}(\text{VCC} \sim \text{P05} + \text{IQ} + \text{d2\_above\_mean})$

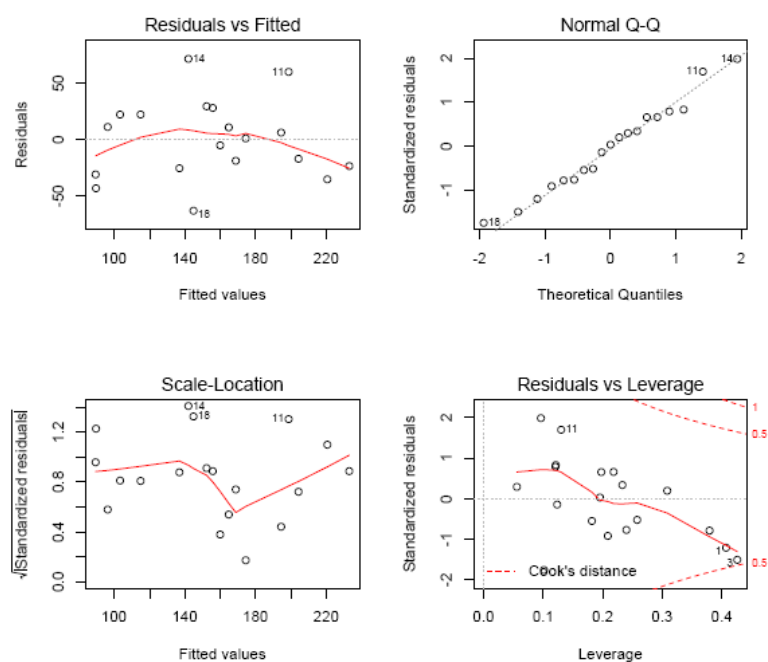


Figura 32. Gráficas de residuos del modelo UCLM-nube relativo al volumen (VCC).

## JCCM-nube

$\text{lm}(G \sim \text{P05} + \text{d2\_above\_mode} + \text{kurtosis})$

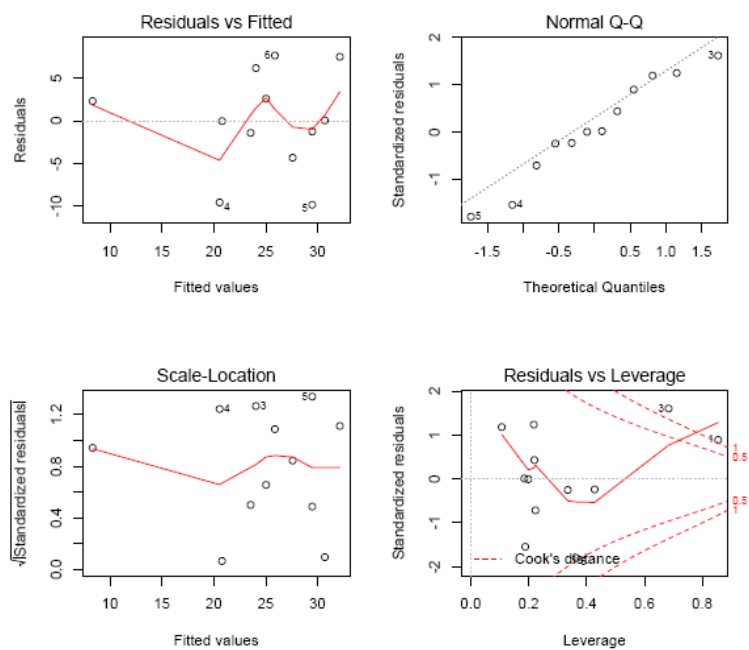


Figura 33. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo al área basimétrica (G).

$\ln(N \sim \text{mean\_CUBE} + \text{AAD} + \text{kurtosis})$

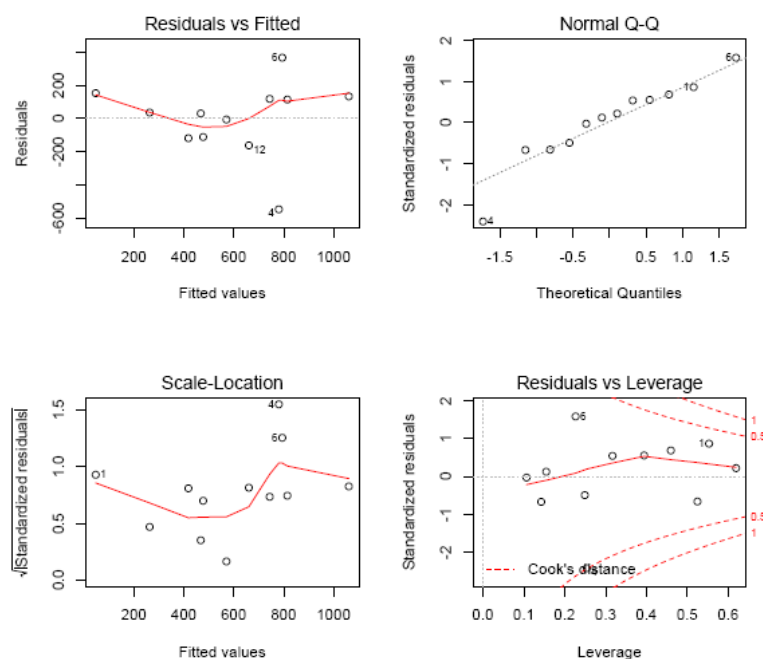


Figura 34. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo a número de pies (N).

$\ln(\text{VCC} \sim \text{P05} + \text{variance} + \text{skewness})$

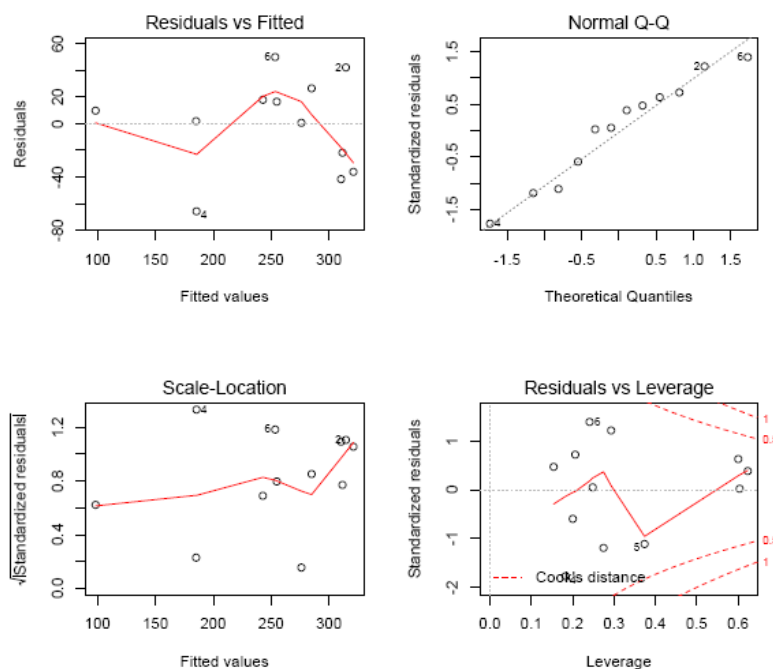


Figura 35. Gráficas de residuos del modelo JCCM-nube relativo al volumen (VCC).