



2025 | **16-20**
GIJÓN | JUNIO

9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1675

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

Organiza





Evaluación del impacto de la vegetación bajo arbolado en la conservación de las líneas de rotura y la precisión altimétrica de un MDT obtenido a partir de datos LiDAR

VAL, R. B. (1), BUJÁN, S. (2), RODRÍGUEZ-RUIZ, J. (3), MARTÍNEZ-CALVO, A. (3), MOLINA-VALERO, J. A. (4) y PÉREZ CRUZADO, C. (3).

(1) ADIF, Ponferrada (España).

(2) Grupo de Investigación DRACONES, Departamento de Tecnología Minera, Topografía y de Estructuras, Universidad de León, Ponferrada (España).

(3) Proyectos y Planificación (PROEPLA), Escuela Politécnica Superior de Ingeniería, Campus Terra, Universidade de Santiago de Compostela, Lugo (España).

(4) Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague, Prague (Czech Republic).

Resumen

Es incuestionable la transversalidad de los Modelos Digitales del Terreno (MDT) en la gestión de infraestructuras o entornos forestales, considerándose fundamentales en la toma de decisiones relacionadas con la planificación y gestión de recursos. Su nivel de utilidad para dichos fines se relaciona directamente con su calidad, siendo las líneas de rotura el esqueleto clave para su construcción. A pesar de la importancia de estos elementos, los procesos de evaluación de la calidad de los MDT los han sustituido totalmente por puntos aleatoria/sistemáticamente distribuidos. Pero se desconoce si esta simplificación está enmascarando la calidad real de los MDT o si solo sucede bajo unas condiciones de estructura de vegetación o/y orografía específicas. Con este estudio buscamos responder a estas cuestiones empleando, por un lado, MDT de una zona forestal obtenidos a partir de datos LiDAR de alta densidad, capturados antes y después de desbroce de matorral; y por otro, como validación, datos de campo registrados mediante métodos topográficos clásicos: puntos distribuidos empleando muestreo sistemático rejilla (25 x 25 m) y líneas de rotura. Los resultados de este estudio mostrarán cómo, bajo determinadas condiciones del entorno y características de los datos, los métodos tradicionales de validación enmascaran parte de la realidad.

Palabras clave

Precisión, modelo digital del terreno, nube de puntos, teledetección, métodos topográficos clásicos.

1. Introducción

Si bien existe una gran variedad de técnicas para la adquisición de datos topográficos (topografía clásica, fotogrametría, *Radar*,...), las nubes de puntos tridimensionales obtenidas a partir de *airborne laser scanning* (ALS) se consideran los datos de referencia para la representación del terreno, el cual se materializa por medio de Modelos Digitales del Terreno (MDT). La consolidación de la tecnología ALS en este ámbito se debe principalmente a su capacidad para penetrar a través de la vegetación y obtener datos del terreno; al tiempo que permite cubrir grandes áreas manteniendo un aceptable equilibrio coste-precisión (CHEN, 2010; MONGUS & ŽALIK, 2012; MAGUYA et al, 2013).



A lo largo de las dos últimas décadas, las aplicaciones de los MDT obtenidos a partir de datos ALS se han multiplicado, considerándose eslabones clave para el desarrollo de gran variedad de proyectos en el ámbito forestal, entre los que destacan: 1) desarrollo y mejora de red de pistas; 2) identificación de pistas forestales existentes (PRENDES et al, 2019; BUJÁN et al, 2021); 3) encontrar soluciones óptimas de producción forestal; o 4) estimación de parámetros forestales usando nubes de puntos LiDAR (RIAÑO et al, 2003; MARTÍN-GARCÍA et al, 2022).

Resulta incuestionable la influencia que la calidad y precisión de estos modelos ejerce en la fiabilidad y viabilidad de las aplicaciones citadas. En este sentido y de manera genérica, existen dos tipos de procedimientos para evaluar la precisión de un MDT obtenido a partir de datos LiDAR. Uno de ellos, indirecto, evalúa la calidad del método de filtrado empleado para la diferenciación de los puntos terreno del resto de puntos (correspondientes a edificaciones, arbolado o vegetación arbustiva). Para ello, las métricas más empleadas para una evaluación cuantitativa son las propuestas por SITHOLE & VOSSelman (2004): el error Tipo I (error de omisión o porcentaje de puntos terreno que no han sido identificados como tal), el error Tipo II (error de comisión o porcentaje de puntos no-terreno identificados de forma errónea como terreno) y el error total. En este caso, se considera idóneo aquel método de filtrado que presenta valores bajos de dichos errores. Así, de manera lógica se podría suponer que cuanto mejores son los resultados del filtrado, más preciso será el MDT. Sin embargo, esta premisa no tiene por qué cumplirse, pues el método de filtrado es un factor más, de los múltiples que pueden afectar a la precisión y calidad de un MDT (BARREIRO-FERNÁNDEZ et al, 2016; BUJÁN et al, 2019). Dicho esto, también podríamos encontrarnos en el caso de tener un bajo error de omisión, que generalmente ocasiona errores de comisión ligeramente elevados, pero manteniendo un error total aceptable. Sin embargo, esos errores de comisión pueden dar lugar a errores groseros en los MDT, aunque concentrados en zonas muy específicas, dando la apariencia de modelos de poca calidad. Además, dichos errores serán arrastrados a las capas derivadas de tales modelos.

Por otro lado, existe un procedimiento directo para evaluar la precisión de los MDT. Centrándose en la componente altimétrica de los modelos, estos métodos se basan en la comparación de los valores de elevación, habitualmente puntos considerados verdad-terreno, con la elevación de los modelos en la misma localización de dichos puntos. La diferencia de elevación entre los puntos verdad-terreno y el MDT se denomina errores altimétricos. Dichos errores pueden ser resumidos empleando diferentes estadísticos. Tradicionalmente, se han empleado el *Root Mean Square Error* (RMSE), el error medio y la desviación estándar, dando por hecho que los errores siguen una distribución Gaussiana. Sin embargo, este supuesto rara vez se cumple y surge la necesidad de emplear estadísticos más robustos y fiables ante la presencia de valores anómalos. Así, HÖHLE & HÖHLE (2009) sugieren el empleo de estadísticos como la mediana, o los cuantiles del 68,3% y del 95% para representar la precisión altimétrica de un MDT. Sin embargo, esta forma global de representar la precisión de los modelos no proporciona información sobre la distribución espacial de dichos errores, circunstancia que se



ha puesto de manifiesto en pocos estudios (LIU et al, 2015).

En este último caso, resulta evidente que todo lo relacionado con la captura de los datos verdad-terreno influirá directamente en la precisión de los MDT, es decir, su precisión, cantidad y distribución. Si bien la gran mayoría de estudios indican la precisión teórica y cantidad de puntos verdad-terreno empleada, estos generalmente se distribuyen de manera aleatoria por la superficie a evaluar considerando o no diferentes tipos de coberturas o características del terreno o la vegetación (GOULD et al, 2013; BARREIRO-FERNÁNDEZ et al, 2016). Además, como consecuencia de buscar la eficiencia en la captura de estos datos, generalmente dichos puntos, aleatoriamente distribuidos, se localizan en zonas desprovistas de vegetación y de fácil acceso. Esta forma de proceder, de manera involuntaria, sitúa a los puntos verdad-terreno en las zonas “más fáciles” de representar a través de modelos derivados de densas nubes de puntos, pudiendo enmascarar errores en aquellas zonas menos accesibles o donde la cobertura forestal impide el uso de equipos GNSS.

Por otro lado, diversos estudios centrados en el desarrollo de algoritmos de filtrado, y por tanto, donde se emplean los métodos indirectos de evaluación de modelos, han mostrado que las líneas de rotura son uno de los elementos que presentan mayor dificultad de representación, debido a la imposibilidad de dichos algoritmos de identificar cambios bruscos de pendiente de manera fiel. Esta circunstancia da lugar a elevados errores de omisión (NIE et al, 2017; HUI et al, 2019; BUJÁN et al, 2020a). Considerando tanto los errores en el cálculo de los MDT en zonas donde se producen cambios bruscos de pendiente como la localización de los puntos verdad-terreno buscando la eficiencia de su captura, cabría preguntarse si la distribución de los puntos denominados verdad terreno empleada en muchos estudios será la adecuada para reflejar la precisión altimétrica real de los MDT.

Si bien es cierto que existen múltiples estudios que han evaluado la precisión de MDT en entornos forestales considerando diferentes variables del terreno y de la vegetación, ningún estudio previo ha podido realizar los análisis incluidos en este estudio. Esta circunstancia se debe principalmente a que en ningún caso 1) se ha capturado el nivel de datos de campo verdad-terreno registrados en este estudio y 2) se ha contado al mismo tiempo con nubes de puntos LiDAR de alta densidad antes y después de un proceso de desbroce en una zona forestal. Por lo tanto, se propone evaluar si la distribución de los puntos control verdad-terreno empleados para cuantificar la precisión de MDT puede llegar a enmascarar la calidad real de dichos modelos y de ser así, analizar bajo qué condiciones de vegetación y orografía sucede. Para ello, en una zona forestal, se cuenta con dos nubes de puntos LiDAR de alta densidad, capturadas antes y después de desbroce de matorral, y dos conjuntos de datos de campo, registrados por métodos topográficos clásicos: puntos distribuidos empleando muestreo sistemático rejilla (25 x 25 m) y líneas de rotura.

2. Objetivos

El principal objetivo de este estudio es comprobar si los métodos tradicionales de registro de puntos control-terreno empleados para la validación de Modelos



Digitales del Terreno en entornos forestales reflejan de manera fiel su precisión, al tiempo que se comprueba el efecto que ejercen sobre ella determinadas condiciones del entorno y características de los datos. Para el logro de este objetivo se abordarán las siguientes tareas específicas: 1) planificación y ejecución de los trabajos de campo necesarios para el registro de puntos verdad-terreno empleando métodos topográficos clásicos; 2) filtrado y procesado de datos LiDAR para la generación de MDT y otras capas de información de interés; 3) comparación de los modelos con los puntos verdad-terreno y análisis de resultados empleando métodos cuantitativos.

3. Área de estudio y datos

Área de estudio. El estudio propuesto fue desarrollado en una zona forestal de la provincia de Lugo (Galicia, España) que abarca una superficie aproximada de 18 ha y cuya elevación varía entre los 450 y 485 m aproximadamente. Las características de esta zona, terreno con pendiente variable y presencia de diferentes estratos de vegetación con presencia predominante de *Pinus radiata* D. Don y *Pinus pinaster* Ait., son las más habituales en las áreas forestales de Galicia donde dicha especie arbórea tiene presencia. En el área de estudio el 90% de la superficie está formada por masas mixtas de *Pinus radiata* y *Pinus pinaster*, localizadas principalmente en todos los estratos representados en la Figura 1, salvo el estrato 8 donde la especie predominante es *Betula alba* Linn.. En cuanto a la vegetación arbustiva, la cual se extiende a lo largo de gran parte de la superficie de estudio, destaca la presencia de *Pteridium aquilinum* (L.) Kuhn en los estratos 2, 6, 8 y parte oeste del estrato 9; combinación de *Pteridium aquilinum* y *Rubus ulmifolius* Schott en el estrato 10, la parte este del estrato 9 y sur del estrato 11; combinación de *Pteridium aquilinum* y *Ulex europaeus* L. en los estratos 3 y 7, la parte este del estrato 1 y en la parte norte del estrato 11; y *Erica australis* L. en la parte oeste del estrato 1 y en los estratos 4 y 5.

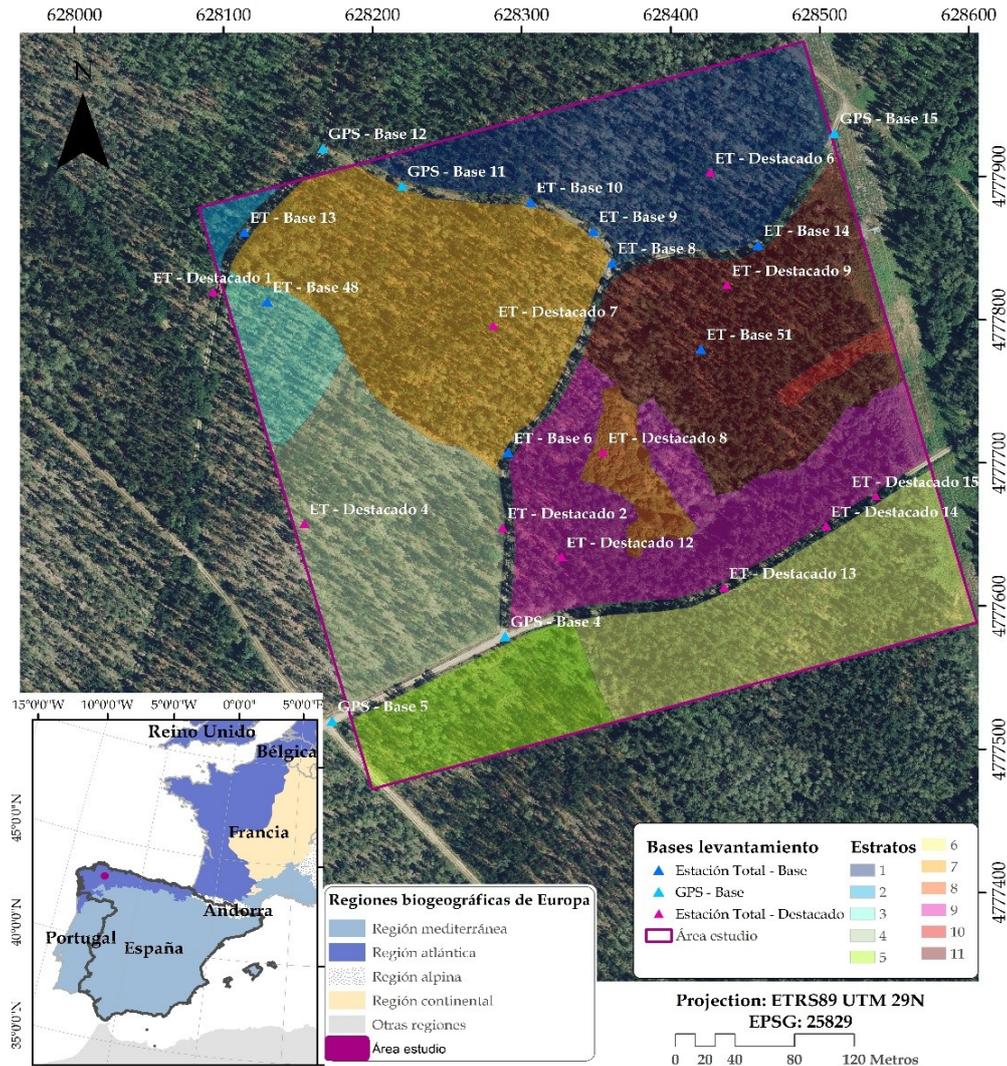


Figura 1. Localización del área de estudio caracterizada por estratos de vegetación y situación de las bases usadas para replanteo/levantamiento. (Fondo figura: ortomagen PNOA de máxima resolución a partir del servicio de visualización WMS del Instituto Geográfico Nacional).

Puntos verdad-terreno. Los datos considerados verdad-terreno fueron capturados entre julio y diciembre de 2024 empleando una estación total robotizada (ET) TOPCON GPT 8203A y un GPS Leica Viva GS14 permitiendo el replanteo de 280 puntos homogéneamente distribuidos (distribución sistemática) siguiendo una malla de 25 x 25 metros en el área de estudio (de los 284 puntos objetivo, 4 de ellos no fue posible materializarlos debido a no poder acceder a su localización) (Figura 2a) y el levantamiento de 760 puntos representativos de las líneas de rotura (distribución estructural) presentes en los estratos 8 a 11 (Figura 2b). La precisión de los puntos verdad-terreno es de ± 3 cm, cumpliéndose el requisito de ser tres veces más precisos que el modelo que se pretende validar (HÖHLE & HÖHLE, 2009). El rendimiento del replanteo sistemático fue de ≈ 9 puntos/hora mientras que el del levantamiento fue de ≈ 60 puntos/hora.

Además de las coordenadas XYZ (altura elipsoidal) en el sistema de referencia



ETRS89 UTM huso 29N, a cada punto replanteado (distribución sistemática) se le asignó la clase pista forestal o arbolado, mientras que cada punto levantado (distribución estructural) fue codificado considerando el elemento estructural y la cualidad geométrica que representa, distinguiendo entre: berma, borde de camino, cabeza talud, eje de vía, pie de talud, relleno y vértice de cuneta. Las Figuras 2a y 2b incluyen la distribución espacial de ambos grupos de puntos, respectivamente.

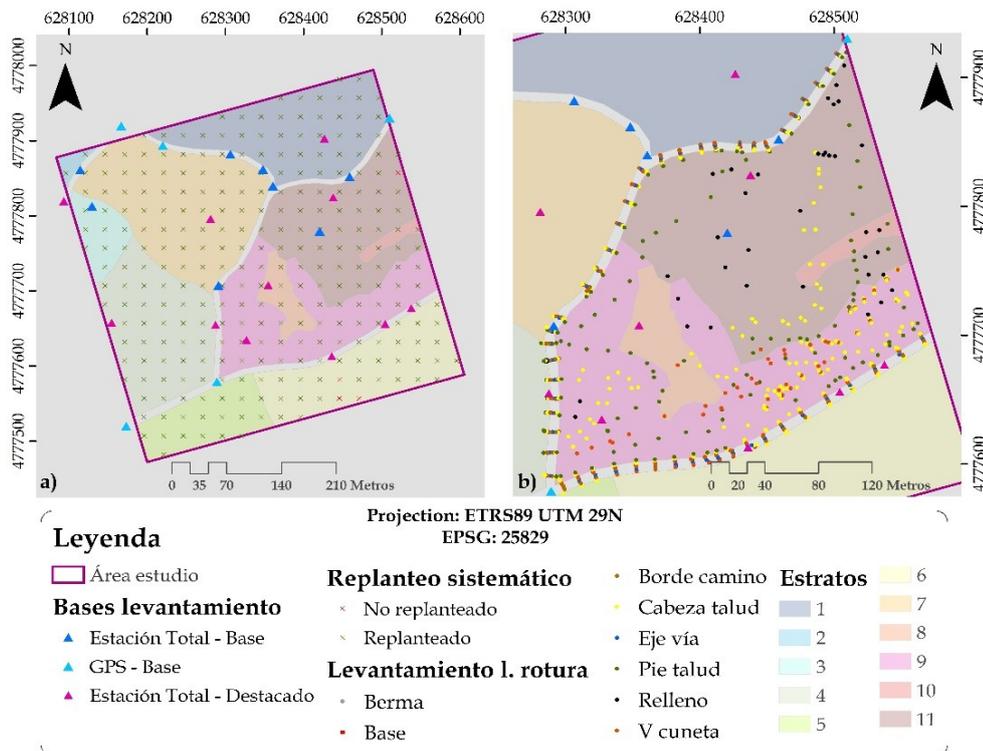


Figura 2. Ubicación de los puntos verdad-terreno capturados empleando topografía clásica mediante a) replanteo siguiendo una malla de 25 x 25 metros y b) levantamiento de puntos en líneas de rotura.

Datos LiDAR. Los datos LiDAR se registraron en febrero de 2021 (antes de desbroce de matorral - PRE) y en mayo de 2021 (después de desbroce - POST) empleando un sistema Phoenix Aerial Scout-16, con un sensor Puck Velodyne VLP-16, montado en un hexacóptero DJI S900. La densidad media de puntos obtenida en el área de estudio fue de ≈ 387 puntos/m² y ≈ 577 puntos/m², respectivamente.

4. Metodología

Procesado de datos LiDAR y extracción de variables. Para realizar el análisis propuesto, es necesario crear una serie de capas de información a partir de las nubes de puntos LiDAR disponibles. Se describe a continuación los pasos seguidos para la obtención del Modelo Digital del Terreno (MDT); la pendiente del terreno; Modelo Digital de Copas (MDC); Modelo Digital de Vegetación media (MDVm); y estructura vertical de la vegetación.



MDT. La obtención de un MDT a partir de nubes de puntos LiDAR implica dos pasos: identificación de los puntos que representan el terreno aplicando un algoritmo de filtrado; y la generación de una superficie continua a partir de dichos puntos mediante un algoritmo de interpolación. El filtrado de los puntos LiDAR se realizó empleando la adaptación del algoritmo *Iterative Robust Interpolation* (IRI) desarrollado por KRAUS & PFEIFER (2001) y que se encuentra en el software FUSION (v4.43, disponible para su libre descarga en <http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/fusionlatest.html>). *GroundFilter* es el nombre de la función de FUSION que representa la versión adaptada del algoritmo IRI. Existen varias diferencias entre este algoritmo y el filtro original. En primer lugar, el valor del parámetro g permanece fijo durante todo el proceso. Por otro lado, todos los puntos que cumplen la condición $v_i < g + \omega$ se consideran puntos terreno tras la primera iteración, donde v_i es el residual en el punto i ; g y ω son dos de los parámetros que definen la función de asignación de pesos empleada por el algoritmo para identificar puntos terreno. Por último, las superficies intermedias se calculan asignando a cada píxel la elevación media de todos los puntos incluidos en la celda correspondiente (tamaño de la celda definido por el parámetro cs). Para una descripción más detallada del funcionamiento de los algoritmos IRI y *GroundFilter* se aconseja consultar PFEIFER et al (2001), MCGAUGHEY (2020) y BUJÁN et al (2020b). Por otro lado, *GridSurfaceCreate* es la función de FUSION empleada para interpolar los puntos identificados terreno y crear una superficie continua a partir de ellos.

En este estudio, para la creación del MDT con una resolución de 50 cm, se han generado 81 modelos a partir de cada nube de puntos (MDT_{PRE-i} y MDT_{POST-i} , siendo i la combinación de parámetros) mediante la combinación de diferentes valores de los parámetros g , w , cs (tamaño de la ventana de filtrado) y m (tamaño de ventana del filtro de mediana aplicado a las superficies intermedias para su suavizado con el propósito de reducir los errores de comisión). El resto de parámetros se mantienen por defecto.

Por último, los MDT finales (MDT_{PRE} y MDT_{POST}), que se emplean para comprobar en qué medida la distribución de los puntos de control afectan a la correspondencia entre precisión y calidad real del modelo, son aquellos que arrojan las mejores precisiones altimétricas considerando una única combinación de parámetros a partir de los puntos de control distribuidos sistemáticamente.

Pendiente. La pendiente (P) representa la tasa de cambio de la elevación. En este estudio, la pendiente se calcula a partir del MDT_{POST} empleando la función *terrain* incluida en el paquete *raster* del software R (v. 3.5-15). Entre las opciones disponibles se opta por el método de cálculo de la pendiente propuesto por HORN (1981). La capa resultante tiene una resolución de 50 cm y almacena en cada píxel el valor de pendiente en grados.

MDC. El Modelo Digital de Copas representa la altura de la vegetación sobre el terreno y se calcula restándole a la elevación de cada punto LiDAR la elevación del terreno en dicha localización. En este estudio, se ha calculado un MDC por cada nube de puntos disponible (MDT_{PRE} y MDT_{POST}) empleando los correspondientes



MDT para la normalización de la elevación de los puntos. El cuantil del 95% fue el estadístico empleado para asignarle a cada celda cuadrada de 50 cm el valor de altura. De esta manera se previene la asignación de valores de altura anormalmente elevados debido a la presencia de *outliers* en las nubes de puntos.

MDVm. El Modelo Digital de Vegetación media representa la altura de la vegetación sobre el terreno que no sobrepasa los 5 m de altura. Esta capa se obtiene al igual que el caso anterior pero únicamente para su cálculo se consideran aquellos puntos con altura inferior a los 5m. En este caso, también el cuantil del 95% se emplea para asignarle a cada celda cuadrada de 50 cm el valor de altura. Los píxeles sin datos (valor NA) se corrigen empleando un filtro de mediana con un tamaño de ventana de 3x3 celdas, viéndose afectados únicamente los píxeles sin datos.

Estructura vertical de la vegetación. En este estudio, previo establecimiento de estratos de altura de vegetación (< 30 cm; 30 cm a 1,5 m; 1,5 m a 5 m; > 5 m), la estructura vertical de dicha vegetación se representa calculando diferentes capas ráster donde cada píxel almacena el porcentaje de puntos pertenecientes a cada estrato en relación a la cantidad total de puntos en el píxel. Nuevamente, la resolución de estas capas es de 50 cm y se calculan considerando las dos nubes de puntos LiDAR disponibles.

Métodos de evaluación de resultados. Tal y como se mencionó previamente, el método directo más empleado para cuantificar la precisión altimétrica de un MDT se basa en la comparación de los valores de elevación de un conjunto de puntos de control, denominados verdad-terreno, con la elevación del MDT en dichos puntos (*e*). El resultado de esta comparación muestra la distancia en elevación que existe entre el MDT generado a partir de datos LiDAR y la superficie real del terreno representada por los puntos verdad-terreno registrados en campo. A partir de estos valores, en este estudio se van a emplear los estadísticos robustos propuestos por HÖHLE & HÖHLE (2009) para cuantificar la precisión de los diferentes MDT calculados.

Por otro lado, partiendo de la premisa de que los parámetros de los algoritmos de filtrado afectan a la cantidad y distribución de los puntos terreno identificados a partir de nubes de puntos, principalmente en zonas con orografía compleja y/o con densa vegetación arbustiva/arbolada, se establece una novedosa metodología para la identificación a priori de estas zonas, permitiendo centrar los esfuerzos, tanto de trabajos de campo como de procesado y refinado de modelos, en dichas zonas. Tal y como se comentó en el apartado previo, llevando a cabo diferentes combinaciones de 4 parámetros de filtrado, se han generado 81 MDT por cada una de las nubes de puntos. Considerando que las mayores diferencias entre modelos se encontrarán en las zonas complejas, éstos se restaron dos a dos, dando como resultado 3.240 MDT diferencia (MDT_{DIF}) por cada nube de puntos. Finalmente, se seleccionan aleatoriamente 100 de estos MDT_{DIF} y se calcula el valor medio por píxel. Aquellos píxeles con valores elevados serán las zonas cuya representación es compleja.

Finalmente, se analiza qué factores son los que más afectan a la precisión de los MDT. Para ello, se tienen en cuenta el MDT más preciso por cada nube de puntos; la pendiente; la altura de la vegetación arbolada y arbustiva y la penetrabilidad (porcentaje de puntos terreno en relación al número total de puntos en cada celda). A continuación, a cada punto verdad-terreno se le asignó el valor de cada una de las capas anteriores, de tal manera que cada punto tendrá asociado un valor de pendiente, altura de vegetación arbolada, altura de vegetación arbustiva, penetrabilidad y error en relación al valor de elevación del terreno. A partir de todos estos valores y de manera similar a lo realizado en el estudio de BUJÁN et al (2019), se lleva a cabo un análisis de sensibilidad empleando la función *plot.design* incluida en el paquete *graphics* de R (v. 3.2-1). El resultado de esta función es un gráfico que representa la magnitud del efecto de cada factor sobre la variable dependiente, en este caso, el error altimétrico.

5. Resultados

Capas LiDAR y caracterización de estratos. A partir de las nubes de puntos LiDAR pre- y post-desbroce se calcularon un conjunto de variables que se incluyen de manera gráfica en las Figuras 3 y 4. Las Figuras 3a y 3d nos permite comparar la altura de la vegetación arbolada antes y después del desbroce, respectivamente. En términos generales y como era de esperar, no se aprecian grandes diferencias salvo en los estratos 8 y 9, los cuales presentan arbolado caducifolio. Si analizamos los MDVm (Figuras 3b y 3e), comprobamos como se hace evidente la presencia de vegetación arbustiva antes del desbroce, principalmente en los estratos 1, 3, 4, 7 y 11 (píxeles en color cian en la Figura 3b), y como dicha vegetación no está presente tras el desbroce (Figura 3e). Adicionalmente, estas mismas casuísticas se ponen de manifiesto analizando las Figuras 4a y 4d y las Figuras 4c y 4f, respectivamente.

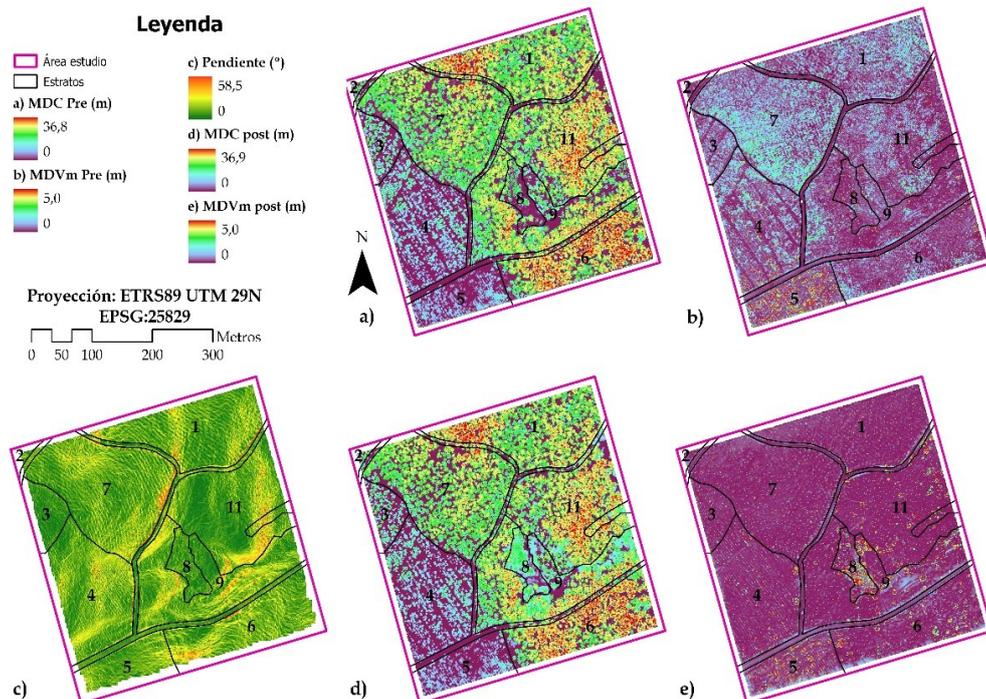


Figura 3. Variables calculadas a partir de las nubes de puntos LiDAR antes del desbroce (Pre) y después del desbroce (Post): a) MDC_{PRE} (m); b) $MDVm_{PRE}$ (m); c) pendiente (grados); d) MDC_{POST} (m); y e) $MDVm_{POST}$ (m).

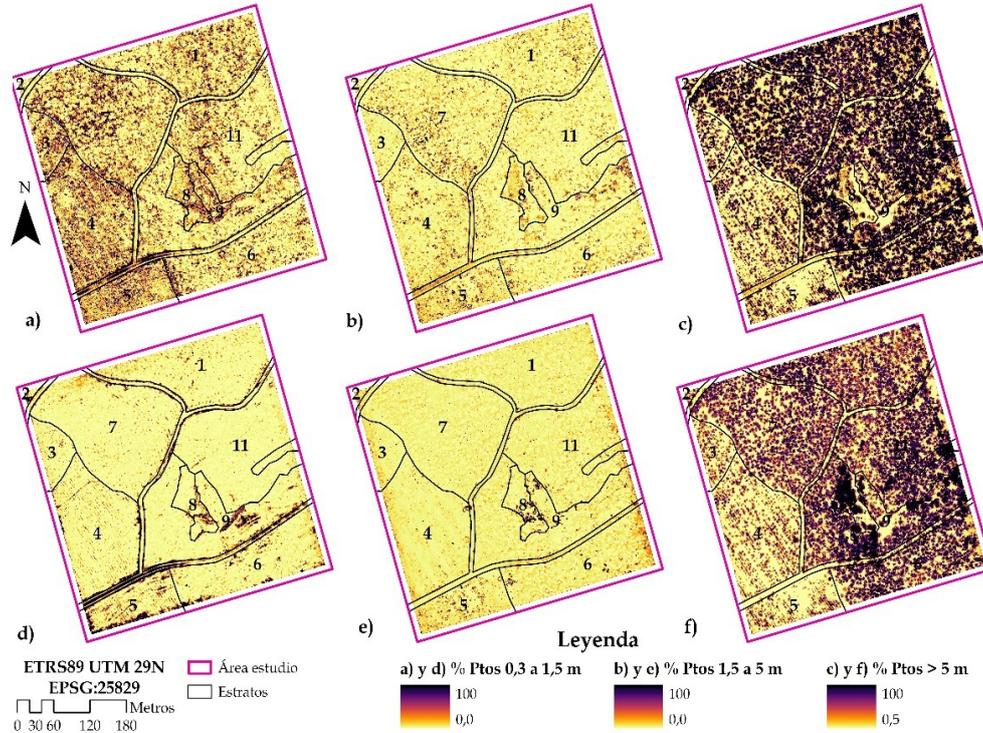


Figura 4. Capas que representan la estructura vertical de la vegetación calculadas a partir de las nubes de puntos LiDAR antes (Pre) y después del desbroce (Post) del desbroce: a) y d) puntos con altura entre 30 cm y 1,5 m; b) y e) puntos con altura entre 1,5 m y 5 m y c) y f) puntos con altura por encima de los 5 m, respectivamente.

Por otro lado, a nivel estrato, estos se han caracterizado en función de la vegetación presente en cada uno mediante el cálculo de los porcentajes de puntos. Para ello se han considerado diferentes umbrales de altura y los datos LiDAR antes y después del desbroce de manera independiente. La Figura 5 incluye el resultado de esta caracterización. De manera general, la vegetación considerada como media (puntos cuya altura varía entre 30 cm y 1,5 m) desaparece con el desbroce, transformándose probablemente en materia orgánica sobre el terreno (puntos con altura inferior a 30 cm). La mayor cantidad de estos puntos tras el desbroce puede deberse a que, al no existir vegetación arbustiva, una mayor cantidad de pulsos llegan a la superficie del terreno y/o superficie compuesta por materia orgánica, caso en el que se encuentran todos los estratos salvo el 8 y 10. Estas excepciones posiblemente se deban a la presencia de especies caducifolias, que en el momento de la toma de datos post-desbroce presentaban hojas, impidiendo el paso del haz de luz.

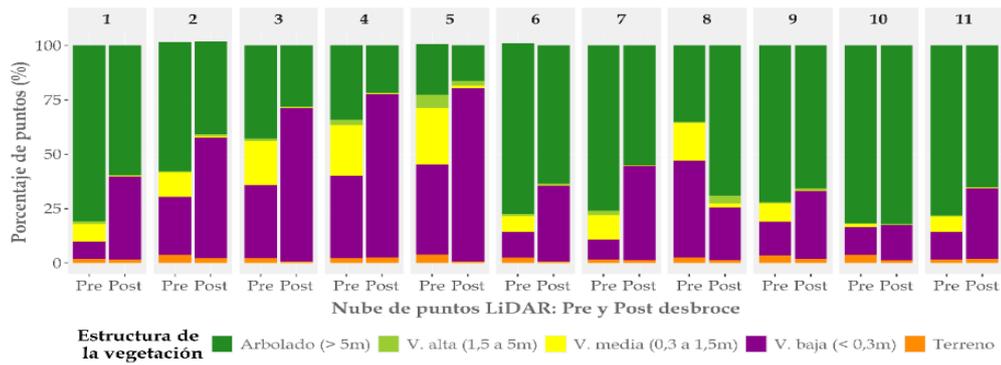


Figura 5. Distribución de los puntos LiDAR correspondientes a los datos capturados antes del desbroce (Pre) y después del desbroce (Post) en cada uno de los 11 estratos en los que se divide el área de estudio.

Validación altimétrica de modelos. La combinación óptima de parámetros de filtrado es $G = -1,5$; $W = 1,5$; $m = 3$; $cs = 1$, incluyéndose en la Figura 6 el resultado gráfico de los MDT obtenidos a partir de esta combinación empleando la nube de puntos antes de desbrozar (Figura 6a) y después (Figura 6b).

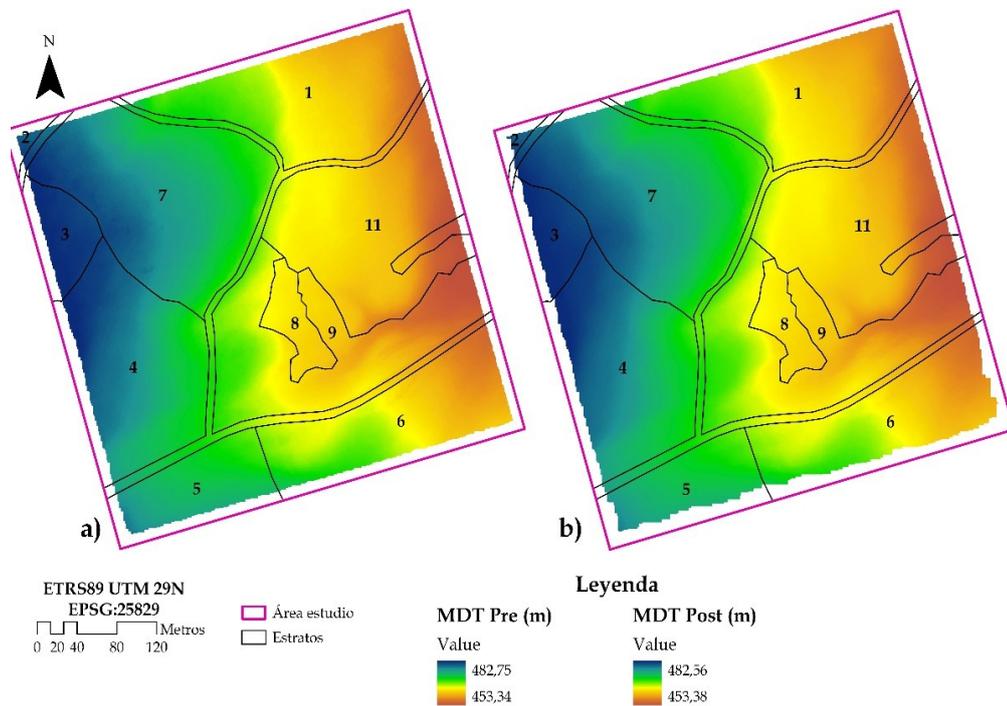


Figura 6. a) Modelo Digital del Terreno más preciso a partir de la nube de puntos LiDAR capturada previamente al desbroce y b) Modelo Digital del Terreno más preciso a partir de la nube de puntos LiDAR capturada posteriormente al desbroce.

La Tabla 1 incluye los mejores y peores resultados cuantitativos derivados del proceso de validación, diferenciando entre el momento de captura de la nube de puntos (MDT_{PRE} y MDT_{POST}) y los conjuntos de puntos de control, es decir, aquellos que se distribuyen de manera sistemática y los que representan líneas de rotura. Analizando estos resultados, no se observan grandes diferencias de precisión antes y después del proceso de desbroce siempre que se considere un mismo conjunto de puntos de control. Sin embargo, los modelos presentan peores precisiones si se emplean los puntos de control representativos de las líneas de rotura (Q68.3% $MDT_{PRE} = 21,0$ cm y Q68.3% $MDT_{POST} = 20,9$ cm) que en el caso de usar el conjunto de puntos distribuidos de manera sistemática (Q68.3% $MDT_{PRE} = 10,5$ cm y Q68.3% $MDT_{POST} = 8,6$ cm). Finalmente, si atendemos a los resultados derivados de los MDT calculados empleando la peor combinación de parámetros, los errores son mucho peores, pasando en el peor de los casos de una precisión de 8,6 cm a 1,4 m (Q68.3% MDT_{POST} , puntos distribuidos sistemáticamente).

Tabla 1. Resultados cuantitativos de la validación de modelos (Q68.3 y Q95, cuantiles del 68,3% y 95%, respectivamente) teniendo en cuenta el MDT empleando datos antes de desbrozar (MDT_{PRE}) y el MDT calculado a partir de los datos tras el desbroce (MDT_{POST}) en relación a los puntos de control distribuidos sistemáticamente y a los que representan líneas de rotura.

Parámetros de filtrado	MDTPRE		MDTPost										
	Sistemático (m)	L. Rotura (m)	Sistemático (m)		L. Rotura (m)								
Q68.3	Q95	Q68.3	Q95	Q68.3	Q95	Q68.3	Q95	Q68.3	Q95	Q68.3	Q95	Q68.3	Q95
Mejores resultados	G = -1,5	W = 1,5	m = 3	cs = 1	0,105	0,206	0,210	0,412	0,086	0,169	0,209	0,41	
Peores resultados	G = -2,0	W = 1,5	m = 3	cs = 1	0,811	1,590	0,624	1,223	1,418	2,779	0,889	1,742	

Por otro lado, la Figura 7 incluye el ráster resultante de calcular la media de los MDT_{DIF} , es decir, la media de las diferencias entre MDT. Como se observa, la superficie ocupada por los estratos 8 a 11 es la que presenta las mayores discrepancias junto con los taludes de las pistas forestales. Así, las zonas coloreadas en tonos naranja y rojo se pueden considerar las zonas más complejas de representar y por tanto en las que es necesario prestar más atención y destinar más recursos. De manera indirecta, esta capa de información también muestra las líneas de plantación, principalmente en los estratos 1, 4 y 7 y pequeños senderos en la zona arbolada (por ejemplo, norte del estrato 11 y del estrato 4).

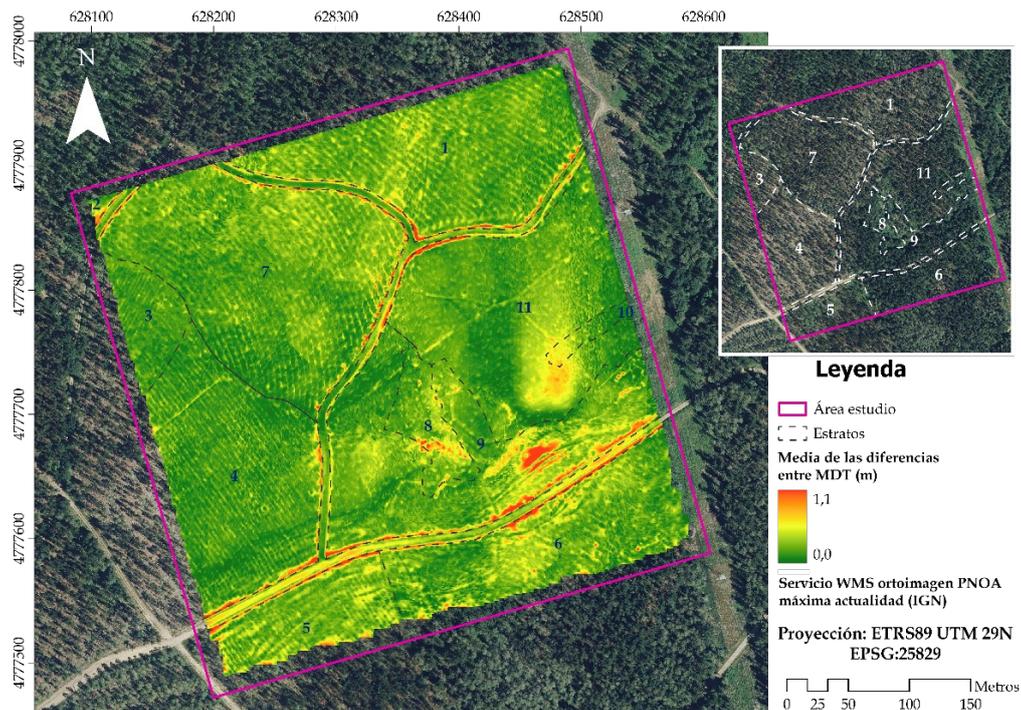


Figura 7. Media de las diferencias entre MDT_{POST} considerando 80 modelos calculados empleando diferentes combinaciones de parámetros.

Si comparamos el resultado de la Figura 7 con la distribución de los errores (m) teniendo en cuenta el conjunto de puntos distribuido sistemáticamente (Figura 8), se observa como en el estrato 8 y 9 ocurren los mayores errores no relacionados con taludes que bordean pistas forestales, existiendo cierta similitud con los resultados incluidos en la Figura 7. Los valores máximos de los errores en este caso pasan de los 80 cm antes del desbroce a los 60 cm tras la eliminación de la vegetación arbustiva. La similitud con la realidad mostrada en la Figura 7 se hace más evidente si se atiende a la distribución de los errores (m) teniendo en cuenta el conjunto de puntos localizados en las líneas de rotura (Figura 9), presentando más errores tras el desbrozado. En este caso, los valores máximos de los errores duplican a los anteriores, 1,5 m antes del desbroce y 1,4 m después de desbrozar.

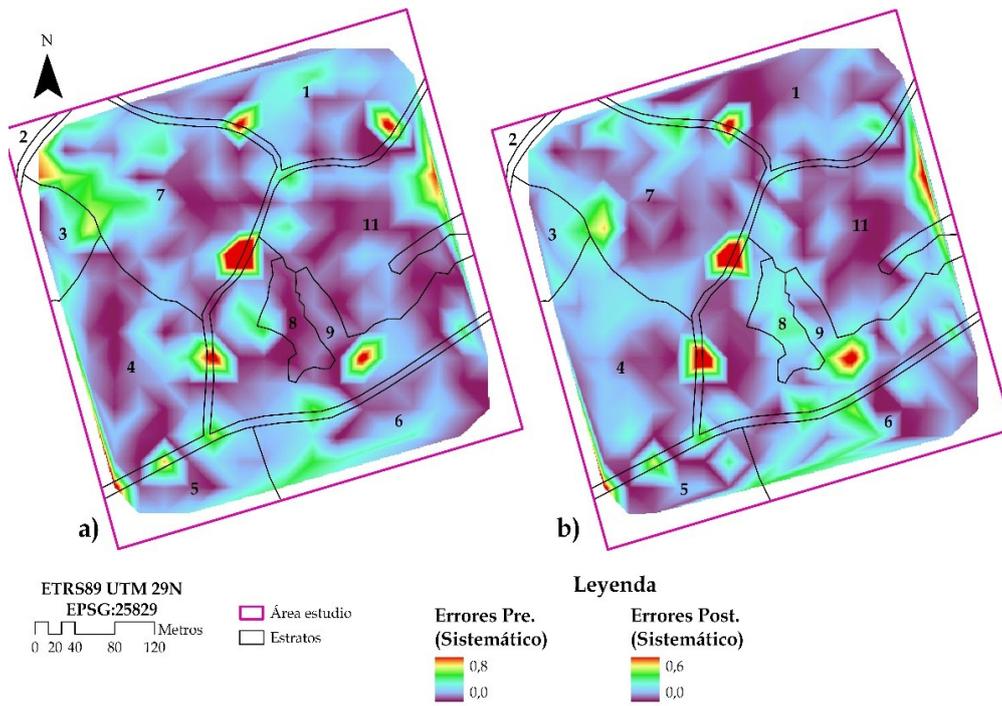


Figura 8. Distribución de los errores (m) teniendo en cuenta el conjunto de puntos distribuido sistemáticamente considerando el a) MDT antes de desbrozar y el b) MDT después de desbrozar.

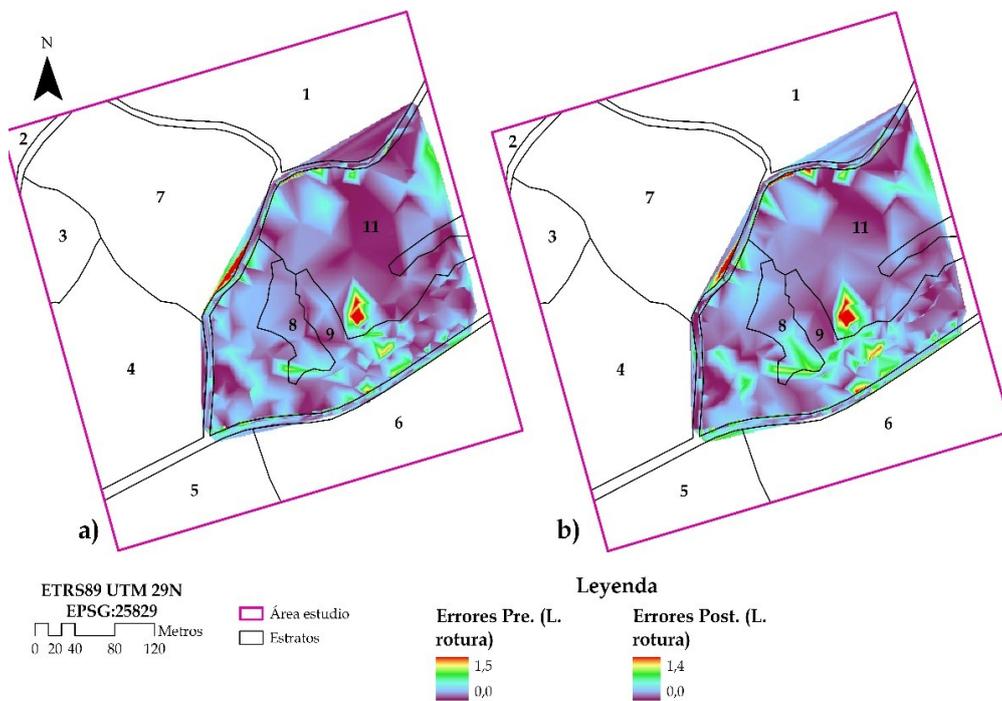


Figura 9. Distribución de los errores (m) teniendo en cuenta el conjunto de puntos



distribuido sobre las líneas de rotura considerando el a) MDT antes de desbrozar y el b) MDT después de desbrozar.

VARIABLES QUE AFECTAN A LA PRECISIÓN. El primer análisis que se llevó a cabo para comprobar la influencia de diferentes factores en la precisión de los modelos fueron los parámetros de filtrado. La Figura 10 recoge el resultado de ejecutar la función *plot.design*. Dichos gráficos muestran por medio de la longitud de las líneas verticales posicionadas sobre cada parámetro, su nivel de importancia en relación a la variable dependiente, en este caso, la precisión de los MDT representada por el Q68.3%. En términos generales, con independencia de la presencia o no de matorral bajo arbolado y la distribución de los puntos verdad-terreno, los parámetros g y w tienen mucha más relevancia que el resto de parámetros. Ahora bien, si se emplean los puntos localizados de manera sistemática, el parámetro g ejerce mayor influencia sobre la precisión de los modelos que el parámetro w ; siendo de manera contraria en el caso de emplear el conjunto de puntos de control localizados en líneas de rotura. Esta circunstancia puede estar relacionada con las características de los puntos en relación a la orografía, localizándose el segundo conjunto de puntos en zonas de mayor pendiente que los puntos de control distribuidos sistemáticamente.

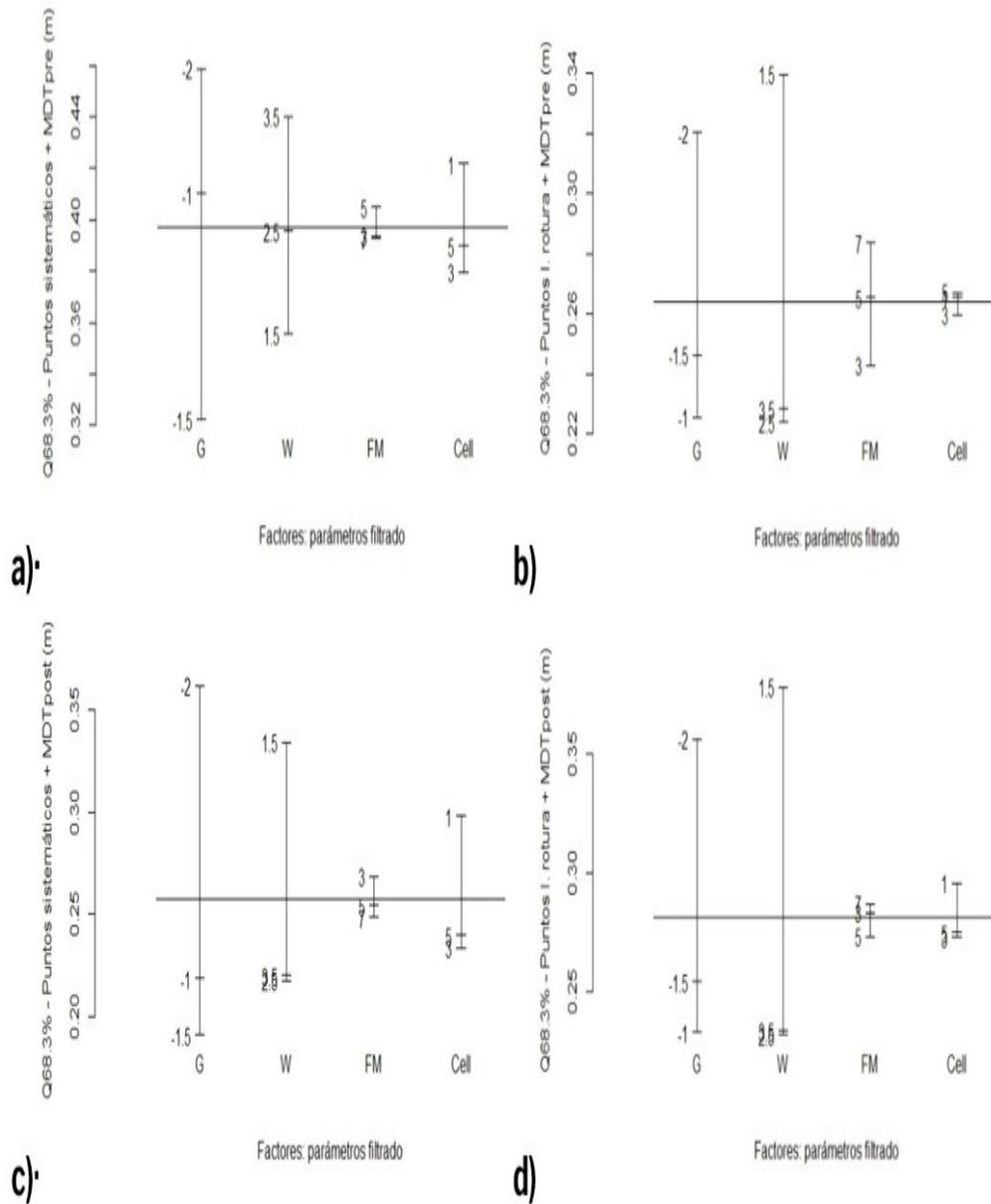


Figura 10. Resultado del análisis de sensibilidad: efecto de los diferentes parámetros de filtrado (eje X) en la precisión de los MDT (Q68.3%, eje Y). a) Puntos de control sistemáticos + MDT_{PRE} ; b) puntos de control en líneas de rotura + MDT_{PRE} ; c) puntos de control sistemáticos + MDT_{POST} ; y d) puntos de control en líneas de rotura + MDT_{POST} .

Por otro lado, la misma tipología de gráfico se ha usado para analizar el resto de parámetros considerados en este estudio. La Figura 11 registra los resultados que se corresponden con este análisis. Si los puntos de control empleados presentan una distribución sistemática (Figuras 11a y 11c), el factor que más influye en el error de los puntos es la pendiente si existe vegetación bajo arbolado y la penetrabilidad en el caso de estar la superficie desbrozada. En este último caso, debido a la materia orgánica procedente del desbroce y depositado sobre el terreno, y a que el incremento de penetrabilidad produce un incremento del

número de puntos terreno, la caracterización de la superficie del terreno es mejor, aunque en este caso lo que se estaría caracterizando es la cobertura de materia orgánica dando lugar a errores. En el caso de emplear el conjunto de puntos verdad-terreno que representan las líneas de rotura (Figuras 11b y 11d), los factores determinantes son la altura de la vegetación bajo arbolado, y por tanto su presencia, y la pendiente del terreno. En el caso de la presencia de vegetación arbustiva, y de manera lógica, ésta resultó más influyente al emplear datos sin desbrozar (Figura 11b).

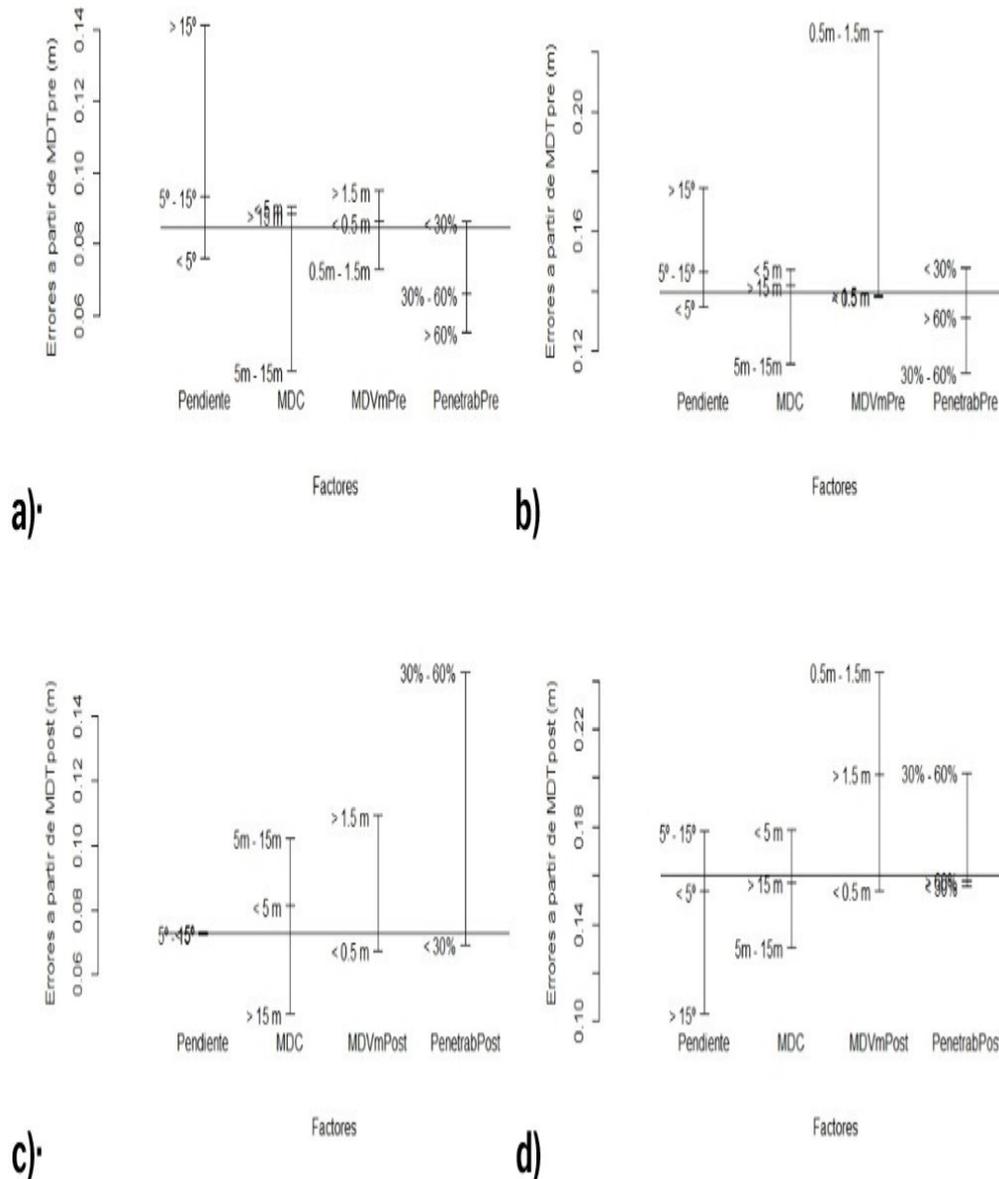


Figura 11. Resultado del análisis de sensibilidad: efecto de los diferentes parámetros (eje X) error a nivel punto (metros, eje Y). a) Puntos de control sistemáticos + MDT_{PRE} ; b) puntos de control en líneas de rotura + MDT_{PRE} ; c) puntos de control sistemáticos + MDT_{POST} ; y d) puntos de control en líneas de rotura + MDT_{POST} .

6. Discusión



Entre las diferentes técnicas modernas de captura de datos que permiten la obtención de MDT con altos niveles de detalle, actualmente la tecnología LiDAR se considera la más adecuada para la generación de estos modelos. A medida que se desarrollan sensores LiDAR que permiten la captura de nubes de puntos más y más densas, múltiples estudios surgen para analizar la relación entre la densidad de la nube de puntos y la precisión del MDT, afirmando que cuanto mayor es la densidad de puntos mayor la precisión altimétrica de los modelos (TAKAHASHI et al, 2008; QIN et al, 2017; BUJÁN et al, 2019; CATEANU & CIUBOTARU, 2021; WAMAI & QULIN, 2024). Si bien en este estudio no se analiza la influencia de la densidad de puntos, las nubes LiDAR empleadas son de muy alta densidad, siendo de esperar que los MDT derivados de dichos datos presenten altas precisiones altimétricas. Sin considerar la distribución de los puntos de control terreno ni la presencia de vegetación bajo arbolado, la precisión de los modelos, representada por el cuantil del 95%, se encuentra entre 20 y 40 cm (Tabla 1). Estos resultados se equiparan a los obtenidos en estudios previos en zonas de muy baja pendiente sin vegetación, es decir, en las zonas donde es más fácil definir de manera precisa la orografía del terreno (HODGSON et al, 2005; BARREIRO-FERNÁNDEZ et al, 2016). Así, los resultados cuantitativos derivados de este estudio son extraordinariamente buenos para una zona forestal arbolada.

Tal y como se mencionó previamente, evaluar la precisión altimétrica de un MDT requiere disponer de datos verdad terreno con una precisión tres veces mayor que la de los datos empleados para la creación de dichos modelos. En este caso, las fuentes de datos para el registro de tales puntos terreno se reducen al empleo de métodos topográficos clásicos (GNSS o levantamiento con estación total). En base al estudio realizado por MESA-MINGORANCE & ARIZA-LÓPEZ (2020), el empleo de estos métodos únicamente se encuentra en el 35% de los estudios de este tipo. Debido a las características del área de estudio, entorno puramente forestal arbolado, se debe descartar el empleo de sistemas GNSS por la presencia de cobertura arbolada, por lo que únicamente queda la posibilidad de llevar a cabo un levantamiento topográfico empleando estación total, tal y como se hizo. En tal caso sólo se encuentra el 10% de los estudios considerados por MESA-MINGORANCE & ARIZA-LÓPEZ (2020), poniendo de manifiesto lo excepcional del estudio que aquí se presenta y la dificultad de comparar los resultados obtenidos con otros estudios de similar naturaleza. Se debe mencionar en este punto, que la toma de datos con sistema GNSS bajo vegetación arbolada es posible empleando bastones que eleven dicho sistema por encima de la vegetación, tal y como emplearon ADEAPO & ZURQANI (2024), sin embargo, es un procedimiento no aconsejado en caso de zonas con orografía compleja y bajo condiciones de viento, a lo que se debe sumar lo tedioso del proceso.

Por otro lado, uno de los factores que más influye en la precisión de los MDT obtenidos a partir de datos LiDAR es el algoritmo de filtrado y, en consecuencia, los parámetros que regulan su ejecución. Prueba de ello es el proceso de búsqueda de la combinación óptima de parámetros que se lleva a cabo en aquellos estudios donde se incluye la generación de MDT (PRENDES et al, 2019; BUJÁN et al, 2020a). Otro de los factores más influyentes en la precisión altimétrica de los MDT, por su efecto en cadena, es la presencia de vegetación arbolada y/o arbustiva, pues su existencia y densidad provocan una reducción del número de puntos que llega al terreno y por tanto, una reducción del nivel de detalle con el que éste se puede



llegar a definir, al que se le une la posibilidad de generar errores de comisión durante el proceso de filtrado (BARREIRO-FERNÁNDEZ et al, 2016; GONZÁLEZ-QUIÑONES et al, 2024). Tradicionalmente, estas afirmaciones eran ciertas considerando densidades de puntos bajas, caso de los múltiples estudios desarrollados empleando los datos de referencia adquiridos por la *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* (ISPRS) (NIE et al, 2017; HUI et al, 2019). Sin embargo, cuando hablamos de densidades de nubes de puntos de 300 puntos/m², esta afirmación pierde validez tal y como se ha mostrado en este estudio. Finalmente, otro de los factores que más afecta a la calidad de los modelos en zonas forestales es la pendiente del terreno y/o su combinación con zonas que presentan cobertura arbolada. Algunos estudios han indicado que los errores se duplican o triplican dependiendo de los rangos de pendiente (SPAETE et al, 2011; BARREIRO-FERNÁNDEZ et al, 2016; BUJÁN et al, 2019). En este estudio, la pendiente no fue el factor más determinante en la calidad de los modelos, aunque se cumple lo obtenido en estudios previos en el caso de existir vegetación bajo arbolado, con independencia de la distribución de los puntos de control. Por el contrario, los MDT obtenidos después del desbroce no se han visto afectados por la pendiente, sino por la presencia de vegetación arbolada y por lo que seguramente sean los restos orgánicos del desbroce sobre la superficie del terreno. En cualquier caso, debido a las excelentes precisiones alcanzadas, la magnitud del efecto de los diferentes factores en la calidad de los modelos no es elevada, aunque sí permite identificar tendencias del efecto de los diferentes factores en la precisión de los modelos.

6. Conclusiones

Anecdóticos son los estudios previos que han podido realizar los análisis incluidos en este estudio debido a que en ningún caso se ha capturado el nivel de datos de campo verdad-terreno registrados en el estudio que aquí se presenta ni se cuenta al mismo tiempo con nubes de puntos LiDAR de alta densidad antes y después de un proceso de desbroce en una zona forestal. Así, este estudio incluye diferentes análisis enfocados a comprobar si los métodos tradicionales de registro de puntos control verdad-terreno, empleados para la validación de MDT forestales, reflejan de manera fiel su precisión.

Los resultados de estos análisis han mostrado que, si se emplea el conjunto de puntos que representa las líneas de rotura, tanto los errores individuales de los puntos como la precisión representada por los estadísticos Q68.3% y Q95% empeoran con independencia de la nube de puntos considerada. Teniendo en cuenta que estos resultados son los más desfavorables, se considera que la precisión de los MDT se ve mejor reflejada empleando este conjunto de datos. De manera secundaria, se ha constatado que el levantamiento de puntos verdad-terreno resulta más eficiente y efectivo para la validación altimétrica de MDT que el replanteo de puntos.

Considerando los estadísticos resumen, la presencia de vegetación arbustiva bajo arbolado no influye en la precisión de los MDT. Posiblemente esta circunstancia se encuentre en estrecha relación con la elevadísima densidad de puntos que presentan los dos conjuntos de datos LiDAR. Adicionalmente, y no de manera



novedosa, la combinación de parámetros de filtrado ejerce una gran influencia en la calidad de los MDT, sin embargo, no todos los parámetros presentan el mismo nivel de efecto. Sin embargo, considerando los errores individuales de cada punto que representa líneas de rotura, la vegetación arbustiva bajo arbolado es el factor más influyente en la ocurrencia de errores.

Este estudio sienta un precedente en relación a la metodología de captura de datos verdad-terreno para cuantificar la precisión de un MDT, hasta el punto de cuestionarnos que tal vez muchas de las precisiones reportadas hasta el momento hayan estado sobrevalorando la calidad de los MDT calculados a partir de nubes de puntos.

7. Agradecimientos

La investigación incluida en este artículo está apoyada por la Cátedra extraordinaria ULEtech CIRCULAR de la Universidad de León. Este trabajo también fue financiado por la Xunta de Galicia [ED431F 2020/02, 2020-CP3031] y el Ministerio de Ciencia e Innovación [PID2020-119204RB-C22]. Los autores han recibido financiación de las siguientes organizaciones: Joel Rodríguez-Ruiz del Campus Terra (Universidade de Santiago de Compostela) a través del programa predoctoral Campus Terra-USC 2022; Adela Martínez-Calvo de la Xunta de Galicia en el marco del convenio "Desenvolvemento do inventario forestal continuo de Galicia" [2020-CP3031]; Juan Alberto Molina-Valero de la beca postdoctoral "Becas Fundación Ramón Areces para Estudios Posdoctorales" y de la MSCA-COFUND Fellow en el marco del proyecto "Central Bohemian Mobility Programme for Excellence in Research, Innovation and Technology" [GA 101081195-MERIT]; y César Pérez-Cruzado del Ministerio de Ciencia e Innovación [RYC2018-024939-I].

8. Bibliografía

- ADEDAPO, S.M.; ZURQANI, H.A.; 2024. Evaluating the performance of various interpolation techniques on digital elevation models in highly dense forest vegetation environment. *Ecol. Inform.* 81 102646.
- BARREIRO-FERNÁNDEZ, L.; BUJÁN, S.; MIRANDA, D.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; 2016. Accuracy assessment of LiDAR-derived digital elevation models in a rural landscape with complex terrain. *J. Appl. Remote Sensing* 10(1) 016014.
- BUJÁN, S.; CORDERO, M.; MIRANDA, D.; 2020a. Hybrid Overlap Filter for LiDAR Point Clouds Using Free Software. *Remote Sens.* 12 1051.
- BUJÁN, S.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; CORDERO, M.; MIRANDA, D.; 2019. PpC: a new method to reduce the density of lidar data. Does its use affect the DTM accuracy? *Photogramm. Rec.* 34 167.
- BUJÁN, S.; GUERRA-HERNÁNDEZ, J.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; MIRANDA, D.; 2021. Forest Road Detection Using LiDAR Data and Hybrid Classification. *Remote Sens.* 13(3) 393.
- BUJÁN, S.; SELLERS, C.; CORDERO, M.; MIRANDA, D.; 2020b. DecHPoints: A New Tool for Improving LiDAR Data Filtering in Urban Areas. *PFG – J. Photogramm. Remote Sens. Geoinf. Sci.* 88 239 – 255.



CATEANU, M.; CIUBOTARU, A.; 2021. Density on DTM Accuracy for Areas with Heavy Forest Cover. *Forests* 12 265.

CHEN, Q.; 2010. Assessment of terrain elevation derived from satellite laser altimetry over mountainous forest areas using airborne lidar data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 65 111 – 122.

GONZÁLEZ-QUIÑONES, J.J.; POLIDORI, L.; ARIZA-LÓPEZ, F.J.; UREÑA-CÁMARA, M.A.; REINOSO-GORDO, J.F.; 2024. Influence of tree density and terrain slope on ground point density in LiDAR point clouds: a simulation-based study with Helios+ .*Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* XLVIII-3-2024 197 – 202.

GOULD, S.B.; GLENN, N.F.; SANKEY, T.T.; MCNAMARA, J.P.; 2013. Influence of a Dense, Low-height Shrub Species on the Accuracy of a Lidar-derived DEM. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 79(5) 421 – 431.

HODGSON, M.E.; JENSEN, J.; RABER, G.; TULLIS, J.; DAVIS, B.A.; THOMPSON, G.; SCHUKMAN, K.; 2005. An evaluation of Lidar-derived elevation and terrain slope in leaf-off conditions. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 71(7) 817 –823.

HÖHLE, J.; HÖHLE, M.; 2009. Accuracy assessment of digital elevation models by means of robust statistical methods. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 64(4) 398 – 406.

HORN, B.K.P.; 1981. Hill shading and the reflectance map. *Proc. IEEE* 69(1) 14 – 47.

HUI, Z.; LI, D.; JIN, S.; ZIGGAH, Y.Y.; WANG, L.; HU, Y.; 2019. Automatic DTM extraction from airborne LiDAR based on expectation-maximization. *Opt. Laser Technol.* 112 43 – 55.

KRAUS, K.; PFEIFER, N.; 2001. Advanced DTM generation from LiDAR data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci. – ISPR Arch.* 34(3/W4) 23 – 30.

LIU, X.H.; HU, H.; HU, P.; 2015. Accuracy Assessment of LiDAR-Derived Digital Elevation Models Based on Approximation Theory. *Remote Sens.* 7 7062 – 7079.

MAGUYA, A.S.; JUNTILA, V.; KAURANNE, T.; 2013. Adaptive algorithm for large scale dtm interpolation from lidar data for forestry applications in steep forested terrain. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 85 74 – 83.

MARTÍN-GARCÍA, S.; BALENOVIĆ, I.; JURJEVIĆ, L.; LIZARRALDE, I.; BUJÁN, S.; ALONSO PONCE, R.; 2022. What Is the Most Suitable Height Range of ALS Point Cloud and LiDAR Metric for Understorey Analysis? A Study Case in a Mixed Deciduous Forest, Pokupsko Basin, Croatia. *Remote Sens.* 14 2095.

MCGAUGHEY, R.J.; 2020. FUSION/LDV: Software for LIDAR data analysis and visualization. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station. Washington, DC.

MESA-MINGORANCE, J.L.; ARIZA-LÓPEZ, F.J.; 2020. Accuracy Assessment of Digital Elevation Models (DEMs): A Critical Review of Practices of the Past Three Decades. *Remote Sens.* 12 2630.

MONGUS, D.; ŽALIK, B.; 2012. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 67 1 – 12.

NIE, S.; WANG, C.; DONG, P.; XI, X.; LUO, S.; QIN, H.; 2017. A revised progressive TIN densification for filtering airborne LiDAR data. *Measurement* 104 70 – 77.

PFEIFER, N.; STADLER, P.; BRIESE, C.; 2001. Derivation of digital terrain models in the SCOP++ environment. OEEPE Workshop on Airborne Laserscanning and



Interferometric SAR for Detailed Digital Elevation Models. European Organization for Experimental Photogrammetric Research. Frankfurt a.M.

PRENDES, C.; BUJÁN, S.; ORDOÑEZ, C.; CANGA, E.; 2019. Large scale semi-automatic detection of forest roads from low density LiDAR data on steep terrain in Northern Spain. *iForest* 12(4) 366.

QIN, H.; WANG, C.; XI, X.; TIAN, J.; ZHOU, G.; 2017. Simulating the effects of the airborne lidar scanning angle, flying altitude and pulse density for forest foliage profile retrieval. *Appl. Sci.* 7(7) 712.

RIAÑO, D.; MEIER, E.; ALLGÖWER, B.; CHUVIECO, E.; USTIN, S.L.; 2003. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sens. Environ.* 86(2) 177 – 186.

SITHOLE, G.; VOSSelman, G.; 2004. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 59(1–2) 85 – 101.

SPAETE, L.P.; GLENN, N.F.; DERRYBERRY, D.R.; SANKEY, T.T.; MITCHELL, J.J.; HARDEGREE, S.P.; 2011. Vegetation and slope effects on accuracy of a LiDAR-derived DEM in the sagebrush steppe. *Remote Sens. Lett.* 2 (4) 317 –326.

TAKAHASHI, T.; AWAYA, Y.; HIRATA, Y.; FURUYA, N.; SAKAI, T.; SAKAI, A.; 2008. Effects of flight altitude on LiDAR-derived tree heights in mountainous forests with poor laser penetration rates. *Photogramm. J. Finl.* 21 (1) 86 –96.

WAMAI, M.; QULIN, T.; 2024. Evaluating the impact of different point cloud sampling techniques on digital elevation model accuracy – a case study of Kituro, Kenya. *Earth Sci. Inform.* 17 5149 –5169.