

TOPOGRAFÍA y CARTOGRAFÍA



TOPCART REVISTA DEL COLEGIO OFICIAL DE
INGENIERÍA GEOMÁTICA Y TOPOGRÁFICA

TOPCARTXI

CONGRESO INTERNACIONAL
DE GEOMÁTICA Y CIENCIAS
DE LA TIERRA.

Observación del Territorio *Poncheiras*





**COLEGIO OFICIAL DE
INGENIERÍA GEOMÁTICA Y TOPOGRÁFICA**

Topografía y Cartografía

ESPECIAL TOCART 2016

**XI CONGRESO INTERNACIONAL DE GEOMÁTICA Y CIENCIAS DE LA TIERRA.
OBSERVACIÓN DEL TERRITORIO.**

Vol. XXXVI - Nº174. 2016

CONSEJO DE REDACCIÓN:

Ricardo Rodríguez
Adrián Muñoz

DISEÑO Y MAQUETACIÓN:

Adrián Muñoz

DIRECCIÓN, REDACCIÓN, ADMINISTRACIÓN Y PUBLICIDAD

Avda. de la Reina Victoria, 66 2ºC 28003 MADRID
Tef: 91 553 89 65 Fax: 91 533 46 32
secretaria.revista@coit-topografia.es

Depósito Legal: M-12.002-1984

ISSN: 0212-9280

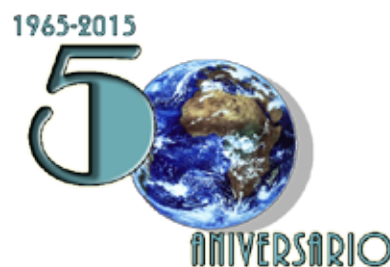
ISSN Electrónico: 2340-2296

Título Clave: TOPCART

Topografía y Cartografía

Los trabajos publicados expresan sólo la opinión de los autores y la Revista no se hace responsable de su contenido.

Prohibida la reproducción parcial o total de los artículos sin previa autorización e indicación de su origen.



105. SATELLITE RADAR INTERFEROMETRY (INSAR): AN EFFECTIVE TECHNIQUE FOR DEFORMATION MONITORING IN GEOMATICS ENGINEERING.	157
117. CHECKING THE REGREENING OF THE SAHEL BY MEANS OF MULTITEMPORAL ANALYSIS OF NDVI IN NIGER.	169
120. CONTRASTE DE GEOIDES GRAVIMÉTRICOS CON OBSERVACIONES DE NIVELACIÓN GEOMÉTRICA Y GPS EN LA COMUNIDAD DE GALICIA.	175
122. BIGMONITOR: GESTIÓN Y EXPLOTACIÓN DE INFORMACIÓN PROCEDENTE DE UAV'S.	185
139. RED DE ALTA PRECISIÓN, LÁSER ESCÁNER Y FOTOGRAMETRÍA, COMBINADOS PARA GENERAR EL MODELADO 3D DE ALTA RESOLUCIÓN E INFORMACIÓN DERIVADA, APLICADOS A LA SAGRADA FAMILIA DE BARCELONA.	193
145. COMBINACIÓN DE TECNOLOGIAS Y METODOLOGÍAS EN EL ÁMBITO DE AUSCULTACIÓN DE PRESAS CASO PRÁCTICO SOBRE PRESA DE CORTES DE PALLÁS.	207
146. ANÁLISIS DE LA ACTIVIDAD DE DESLIZAMIENTOS EMPLEANDO TÉCNICAS DE UAV, LIDAR Y FOTOGRAMETRÍA A PARTIR DE VUELOS RECIENTES E HISTÓRICOS EN LA VERTIENTE DE LA GUARDIA (JAÉN).	213
158. DETERMINACIÓN DE ÁREAS INUNDADAS DURANTE LAS CRECIDAS DE DICIEMBRE DE 2015 EN LA CUENCA DEL RÍO URUGUAY EN LA ROU MEDIANTE LA COMPARACIÓN DE IMÁGENES LANDSAT 8.	227
161. PROPUESTA METODOLÓGICA DE ESTIMACIÓN DE LA BIOMASA AÉREA EN LA COMARCA DE ARRATIA- NERVIÓN EN EL PAÍS VASCO A PARTIR DE DATOS LIDAR DEL PNOA.	235
165. MÉTODOS PARA LA DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE ELEMENTOS EN NUBES DE PUNTOS DE ESCÁNERES LÁSER.	245
177. ECODRON MAPPING: MONITORIZACIÓN Y VIGILANCIA DE PRESAS CON TECNOLOGÍA UAV.	255



161. PROPUESTA METODOLÓGICA DE ESTIMACIÓN DE LA BIOMASA AÉREA EN LA COMARCA DE ARRATIA- NERVIÓN EN EL PAÍS VASCO A PARTIR DE DATOS LIDAR DEL PNOA.

AUTORES:
LEYRE TORRE TOJAL, JAVIER MARÍA SÁNCHEZ ESPESO,
AITOR BASTARRIKA IZAGIRRE.

RESUMEN

La determinación de la biomasa forestal es una cuestión de doble interés: económica y medioambiental. Convencionalmente, su estimación se ha efectuado por diversos procedimientos, siendo los más empleados los que se basan en muestreos estadísticos apoyados por costosos y lentos trabajos en campo, así como por el uso de distintos tipos de imágenes.

El objetivo de esta investigación es desarrollar un modelo que permita estimar la biomasa aérea para una cierta especie en cualquier zona del territorio nacional en base al uso de datos LiDAR, cuya obtención en el PNOA está programada regularmente. De esta forma se podría conseguir la obtención del volumen indicado de forma significativamente menos costosa que en la actualidad, tanto temporal como económicamente. En particular, se ha seleccionado la especie *Pinus Radiata* D. Don en la comarca de Arratia-Nerviñ, situada en Bizkaia, usando de los datos del vuelo LiDAR realizado por Gobierno Vasco en 2012.

En el proceso, se han utilizado los datos de campo del Inventario Forestal Nacional 4 como base para estimar la biomasa de contraste. Partiendo de las nubes de puntos LiDAR y tras su procesado, se han calculado diversas métricas provenientes de las mismas que se consideran como variables predictivas, entre ellas variables directamente relacionadas con la altura y variables relacionadas con la densidad del dosel. Para la consecución del modelo, se ha aplicado la técnica de análisis estadístico de la regresión lineal múltiple.

El resultado obtenido ha revelado que el mejor modelo depende de dos variables: un parámetro directamente relacionado con la altura LiDAR y otro con la densidad del dosel. El modelo consigue explicar el 76% de la variabilidad del mismo con un error estándar que asciende a 0.26 ton/ha en unidades logarítmicas.

DESARROLLO

Introducción

Tal y como reconoce en su primer párrafo la convención marco de las Naciones Unidas sobre el cambio climático, en la que se basó el Protocolo de Kioto, los cambios observados en el clima de la Tierra y sus efectos adversos se han convertido en una preocupación común de toda la humanidad. El incremento sustancial de las concentraciones de gases de efecto invernadero en la atmósfera provocará un calentamiento adicional de la superficie y la atmósfera de la Tierra que pueden afectar negativamente a los ecosistemas naturales y a la humanidad. Por lo que la estabilización de las concentraciones de gases de efecto invernadero en la atmósfera a un nivel que impida interferencias antropógenas peligrosas en el sistema climático se convierte en el objetivo principal {{Naciones Unidas 1992}}.

El Intergovernmental Panel of Climate Change (IPCC) demostró que el clima de la tierra había variado tanto a escala global, como regional, y que parte de esos cambios eran atribuibles a actividades humanas{{Intergovernmental Panel of Climate Change 2001}}. Comprobaron que al utilizar un modelo para simular el cambio de temperatura a escala global debido a causas naturales y antropogénicas, se observaba que la inclusión de los factores antropogénicos explicaba una parte substancial del cambio observado en la temperatura durante el siglo pasado.



Entre los gases de efecto invernadero, el más importante es el CO₂, cuyas concentraciones atmosféricas se han alterado gravemente a consecuencia de las perturbaciones causadas por el hombre en el ciclo mundial del carbono. Actualmente la concentración de CO₂ es de aproximadamente 370 ppmv (partes por millón en volumen), más elevada que en cualquier momento de los 420 000 años anteriores. Estas perturbaciones han sido de naturaleza directa e indirecta. En el primer grupo y de carácter más relevante, se encuentran la adición de nuevo carbono al ciclo mundial del carbono mediante quema de combustibles fósiles y la modificación de la estructura y distribución de la vegetación. La deforestación es la que produce mayores efectos en el ciclo del carbono, supone un 20% de las emisiones totales de CO₂, al perder la capacidad fotosintética de la vegetación forestal eliminada y la liberación simultánea de grandes cantidad de carbono acumuladas en los ecosistemas forestales durante largos períodos de tiempo.

Una parte importante del ciclo del carbono está relacionado con la cantidad de éste que queda retenido en la biomasa, y que posteriormente se intercambiará de manera natural con la atmósfera. La biomasa de la vegetación leñosa se define como la cantidad total de materia orgánica viva que existe por encima del suelo (incluyendo hojas, varas, ramas, fuste y corteza) expresada como peso anhidro (seco en estufa) en toneladas por unidad de área {{ Brown, S. 1997}}. Por lo que una adecuada determinación de la biomasa forestal es primordial para poder determinar la cantidad de carbono y otros elementos existentes en las diferentes partes del árbol.

Tradicionalmente, y todavía hoy en día, el uso de ecuaciones alométricas basadas en la relación de la biomasa medida en campo (generalmente por métodos destructivos) con variables forestales fácilmente medibles en campo (diámetro, altura), ha sido una metodología muy extendida {{Eamus, Derek 2000; Zianis, Dimitris 2005}}. {{ Ter-Mikaelian, Michael T 1997}} recopilaron diferentes modelos para estimar las diferentes fracciones de biomasa para 65 especies Americanas, obteniendo un valor para el coeficiente de determinación entre 0.7 y 0.9, al igual que {{Montero, G. 2005}} obtuvieron modelos para los bosques españoles con excelentes resultados ($R^2 = 0.977$ y $RSME = 0.19$ kg para la biomasa total de la especie *Pinus Radiata*).

Pero uno de los principales inconvenientes de los inventarios forestales es que se trata de un proceso que conlleva una gran inversión de tiempo y dinero, tanto más, cuanto más extensa sea la zona a inventariar. Para paliar estas carencias, se han desarrollado y usado técnicas basadas en Teledetección, que permiten la obtención de datos de manera rápida y precisa en zonas extensas {{ Johansen, Kasper 2010}}. Como metodología alternativa, cada vez se está usando con mayor frecuencia, el LiDAR (Light Detection and Ranging) aerotransportado, que de hecho se ha convertido en una herramienta efectiva y precisa para la caracterización del dosel forestal. Esta metodología que se basa en la emisión de un láser embarcado en un avión o helicóptero barre la superficie terrestre registrando rebotes de cualquier elemento que encuentra en su trayectoria, que supone el registro de inmensas nubes de puntos georreferenciadas que permitirán caracterizar el dosel vegetal. Este tipo de sensores aerotransportados están proporcionando exitosamente variables forestales relacionadas con la estructura de la masa como la altura media, altura dominante ó el diámetro medio {{Nelson, Ross 1984; Nilsson, Mats 1996; Næsset, Erik 2002}}. Si clásicamente se ha determinado la biomasa por correlación con variables forestales y la tecnología LiDAR es capaz de predecir las mismas; la búsqueda de metodologías capaces de predecir directamente la biomasa a partir de los datos LiDAR ha surgido como la evolución lógica {{Condés, S. 2005; Lefsky, M.A. 1999; Næsset, E. 2011; Næsset, Erik 2008}}.

El principal objetivo de este trabajo es estimar la biomasa aérea de la especie *Pinus Radiata* en la comarca de Arratia-Nervión utilizando técnicas de regresión lineal múltiple que relacionen valores con biomasa con métricas derivadas de datos LiDAR de baja densidad (0.5 pulsos/m²) obtenidos dentro del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea, con un período de actualización de 3 o 4 años.

Materiales y Métodos

La zona de estudio abarcará la comarca de Arratia-Nervión, ubicada en el Territorio Histórico de Bizkaia. La comarca está integrada por 14 municipios abarcando una superficie de aproximadamente 40.000 ha. La altitud varía de 55 a 1480m, con un pendiente media de 19°. La especie dominante, representando un 60% del total de especies de la zona, es el *Pinus Radiata* D. Don.

Los datos dendrométricos utilizados en este estudio son los proporcionados por el cuarto Inventario Forestal de la CAPV, realizado entre el 17 de Enero y el 15 de Junio de 2011. Se han adoptado como parcelas de muestreo los vértices de la malla kilométrica de la cartografía UTM, en el sistema de referencia ED50, que están dentro de las zonas clasificadas como arbolado. De esta manera, se trata de un reparto de la muestra en los estratos con fijación propor-



161. PROPUESTA METODOLÓGICA DE ESTIMACIÓN DE LA BIOMASA AÉREA EN LA COMARCA DE ARRATIA- NERNIÓN EN EL PAÍS VASCO A PARTIR DE DATOS LIDAR DEL PNOA.

cional, establecimiento sistemático de arranque aleatorio e intensidad de muestreo, generalmente, de una parcela por kilómetro cuadrado. Por motivos estrictamente presupuestarios, en esta cuarta edición del Inventario se midió una de cada dos parcelas. Las parcelas se han observado para radio máximo de 25m, cubriendo aproximadamente 0.2 ha de superficie.

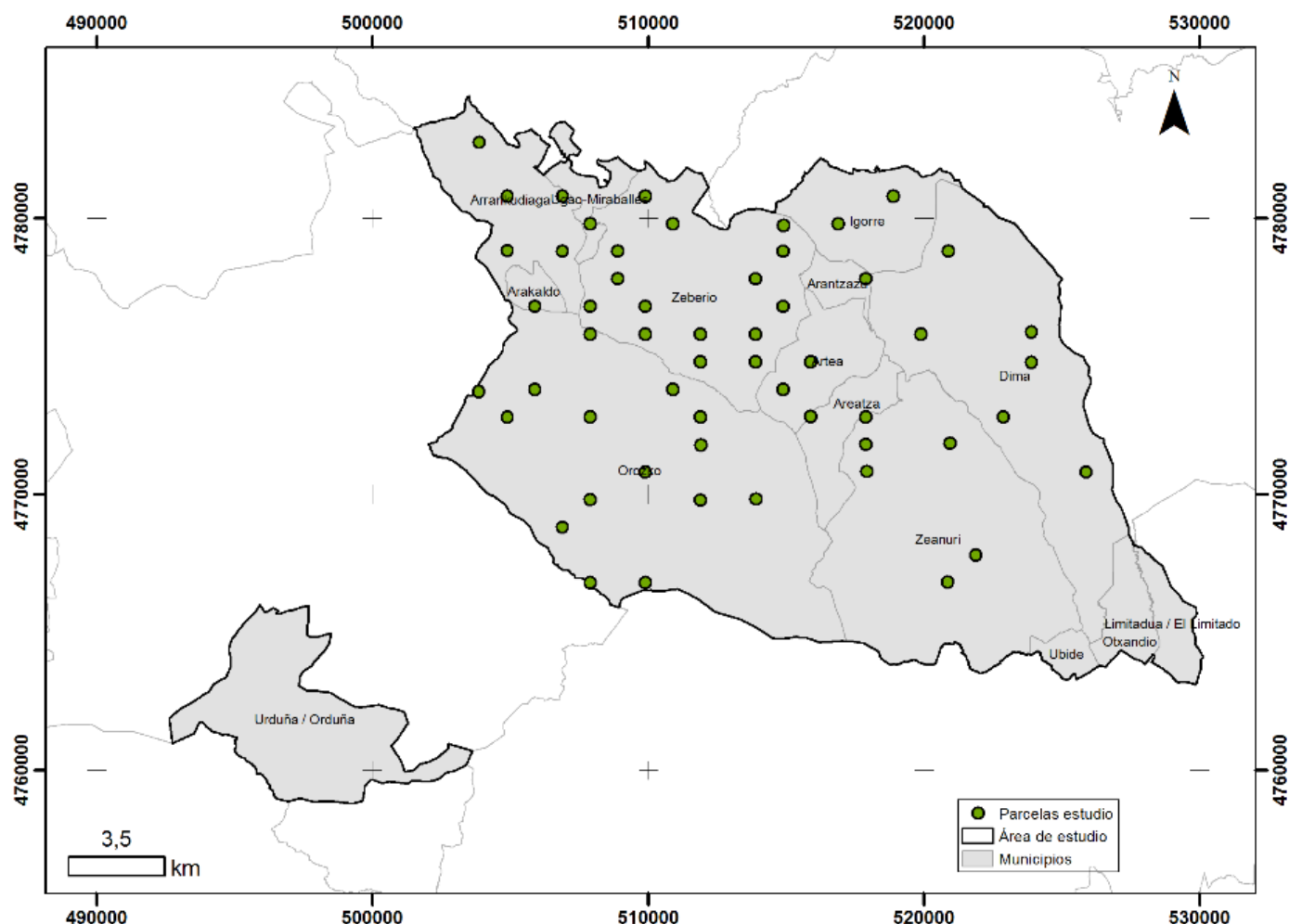


Fig. 1 Distribución de parcelas seleccionadas del IFN4

Los datos de la nube de puntos fueron obtenidos del vuelo LiDAR de la Comunidad Autónoma del País Vasco realizado entre los días 12 de julio y el 28 de agosto del 2012. El sistema de referencia geodésico de los datos LiDAR es el ETRS89 (European Terrestrial Reference System 1989), basándose exclusivamente en la Red GPS de Euskadi o vértices REGENTE de la Red Geodésica Nacional. La proyección cartográfica empleada fue la UTM (Universal Transversal Mercator), referida al Huso 30 Norte. Las alturas elipsoidales fueron referidas a ETRS89 en todos los procesos de cálculo, utilizando como superficie de referencia el elipsoide GRS80.

Para realizar la transformación de cotas elipsoidales a ortométricas, se utilizó el modelo de geoide EGM2008-REDNAP. En total se descargaron 134 hojas que albergan un total de 416.387.163 puntos, con un rango altimétrico desde 45 m hasta 1482.66 m de altitud. Se han empleado las ortofotos de 25 cm de píxel obtenidas a partir de los fotogramas del vuelo fotogramétrico digital efectuado entre el 23 de julio y 8 de agosto de 2012, tanto para la comprobación del estado de las parcelas como para la verificación de posibles anomalías entre los datos del IFN4 y los correspondientes datos LIDAR.



Preparación y análisis de los datos

De las 118 parcelas ubicadas en la comarca de Arratia-Nervión, se seleccionaron aquellas cuya especie predominante fuera el pino radiata con más de un 80% de ocupación, obteniendo una muestra compuesta de 63 parcelas.

En cada parcela de control se ha procedido a obtener los valores de biomasa para cada árbol individual catalogado en el IFN, en función de los datos obtenidos en campo, se aplican las ecuaciones basadas en diámetro y altura detalladas en {{Canga, E. 2013}}, donde se midieron los diámetros y las alturas de cada árbol por métodos destructivos, obteniendo un modelo por regresión lineal múltiple capaz de explicar el 94% de la variabilidad con un RMSE de 139 kg:

$$W_{\text{total}} = 0.009892 (d^2h)^{1.023} - 0.00434 d^2h + 61.57 - 6.978 d + 0.3463 d^2$$

Una vez calculada la biomasa de cada árbol, se procedió a calcular la biomasa total por hectárea referida a cada parcela acumulando la biomasa de cada árbol multiplicada por el factor de expansión que le corresponde.

Una vez obtenida la biomasa que utilizaremos como valor de referencia en cada parcela, se han procesado los datos LiDAR como se indica en la Fig. 2:

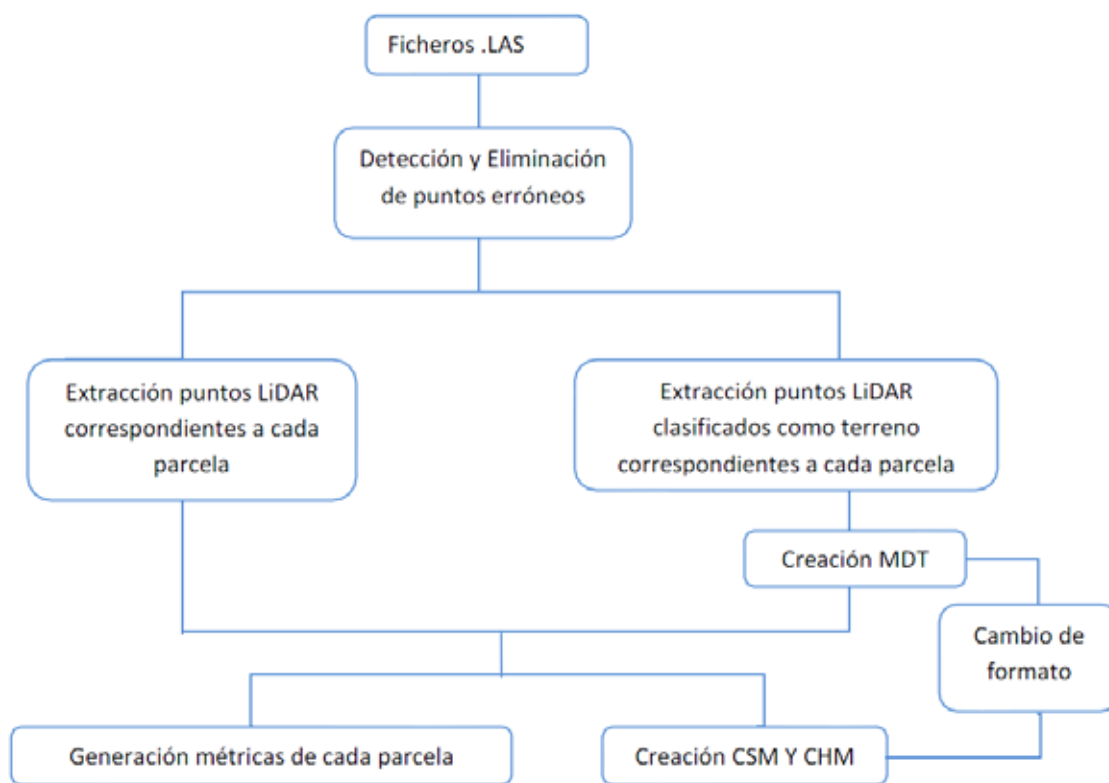


Fig. 2 Flujo de trabajo desarrollado para el procesamiento de los datos LiDAR

Si bien los datos LiDAR utilizados han pasado procesos de control de calidad, se ha verificado la existencia de puntos que distorsionarían los resultados, en particular, datos puntualmente fuera del rango altimétrico de la zona de trabajo. Con esta finalidad se han implementado un algoritmo planteado para la detección y eliminación de puntos susceptibles de ser erróneos, partiendo de la premisa de que los puntos correctos deberán ser contiguos altimétricamente.

Para su verificación se divide el rango altimétrico en un conjunto de capas altimétricas, de espesor constante, y se asigna cada punto a la capa correspondiente. Se detectan qué capas tienen puntos y cuáles aparecen vacías y por último, se considerará que una capa contiene puntos anómalos cuando esté rodeada de capas vacías y alejada de la zona donde se concentran capas contiguas que contienen puntos, que aparecerán agrupadas lógicamente.

Una vez depurados los archivos .las, se extraerán los puntos correspondientes a cada una de las parcelas de control medidas en campo. Para ello, se desarrolló una rutina que combinando procesos del software FME con el comando



ClipData del software FUSION para extracción de puntos mediante unas coordenadas dadas, se obtiene finalmente un archivo. LAS con los puntos seleccionados para cada parcela.

Se han creado un MDT de 1 x1 m de resolución se aplicó el comando ClipData únicamente a aquellos puntos clasificados como suelo. Posteriormente, mediante el comando GridSurfaceCreate en FUSION, se creará la superficie digital. No se ha aplicado ningún suavizado al tratarse de puntos ya preclasificados como terreno, ya que estos filtros se suelen utilizar cuando hay presencia de retornos de vegetación. El valor otorgado a cada píxel será el valor de la media de la altura de los puntos incluidos en el píxel.

Una vez confeccionados los MDTs, se procederá al cálculo de los modelos digitales de superficies (MDS), que combinado con el MDT permitirá la obtención del modelo de altura de dosel (MDAD), también denominado Canopy Height Model o modelo de alturas normalizado del terreno, utilizando el comando CanopyModel, que usa un algoritmo que otorga a cada celda el valor del retorno más alto.

$$\text{MDS} - \text{MDT} = \text{MDAD}$$

Por último, se obtuvieron numerosas métricas en FUSION de cada uno de los primeros conjuntos de puntos de cada parcela, tales como percentiles de altura, diversas estadísticas descriptivas y métricas sobre densidades de vegetación, teniendo en cuenta únicamente los primeros retornos. Indicar que otros autores han planteado la inclusión de nuevas métricas de densidad de vegetación ha obtenido buenos resultados en experiencias previas {{Næsset,Erik 2002; Næsset,Erik 2008}}. Para la obtención de estas métricas, se eligió PostGIS, complemento de PostgreSQL, como se indica a continuación.

Primeramente, era necesaria la conversión de las nubes de datos LiDAR correspondientes a las parcelas y los MDTs obtenidos anteriormente a un formato entendible e integrable en la base de datos. Por lo que el primer paso fue diseñar una rutina, que convierta los archivos .LAS en archivos shape (.shp), asociando a cada punto todos los atributos precisos. Posteriormente, se utilizaron funciones de cambio de formato propias de PostGis para incluir los archivos .shp y los MDTs en la base de datos. De esta manera se ha conseguido integrar todos los datos en una única base de datos, conservando los puntos de cada parcela en tablas separadas, y manteniendo su geometría para realizar posteriores análisis espaciales. Las nubes de puntos fueron normalizadas, asignándole a cada punto la diferencia entre la elevación de cada punto menos el valor del terreno en esa mismo posición, obteniendo así directamente alturas de la vegetación.

Para la obtención de las métricas de densidades de vegetación independientes de las proporcionadas por el software FUSION, se divide la nube de puntos correspondiente a cada parcela en 10 capas, de manera que cada capa abarca una décima parte de la diferencia entre el percentil 95 de la altura y la altura mínima predefinida, fijada en 2m. Se utiliza el percentil 95 de la altura en lugar de la altura máxima, por haber resultado ser un valor más estable {{Næsset,Erik 2004; Næsset,Erik 2005}}. Una vez realizada la distribución de la nube de puntos en capas, se procede a contabilizar cuantos puntos se encuentran por encima del límite inferior de cada capa y por debajo del valor correspondiente al percentil 95 de la altura, es decir, los puntos acumulados incluidos por encima de cada capa. Una vez calculado, se computa la proporción que representan esos puntos con respecto al número total de puntos, obteniendo un total de 10 densidades de puntos de vegetación para cada parcela.

Generación de los modelos

Se optó por la aplicación técnicas de regresión lineal múltiple entre la variable observada biomasa y el conjunto de variables explicativas obtenidas, dada la amplia experiencia existente en este campo {{Nelson,Ross 1988; Drake,Jason B. 2002; García,Mariano 2010; Ioki,Keiko 2014}}:

$$\hat{y} = b_0 + b_1x_1 + \dots + b_kx_k$$

donde b_0 , ..., b_k corresponden a los coeficientes de regresión

Primeramente, se calcularon matrices de correlación entre la variable a predecir y las variables predictivas, apoyándose en diagramas de dispersión para analizar la relación entre variables.

Se tuvo en cuenta tanto la relación de las variables con la biomasa, como con la transformación logarítmica de la misma,



debido a posibles problemas de homocedasticidad que pudieran aparecer en el primer caso {{ Valbuena, M.A. 2014}}.

Se seleccionaron aquellas variables con mayor índice de correlación y se procedió a la generación de modelos teniendo en cuenta una única variable y combinaciones de 2 y 3 variables.

Se utilizó principalmente el valor del coeficiente de determinación (R²) como criterio a la hora de elegir el modelo idóneo, evaluándose además, el nivel de cumplimiento de las premisas inherentes a la técnica de la regresión lineal de cada modelo: test Shapiro-Wilk para verificar la normalidad de los residuos obtenidos en el ajuste, test de Breuch-Pagan para evaluar la homocedasticidad de los residuos, test de Durbin-Watson para desechar problemas de autocorrelación, cálculo del factor de inflación (VIF) como medida de colinealidad, test RESET de Ramsey para verificar si las combinaciones no lineales de los valores ajustados ayudan a explicar la variable de respuesta y por último el test de valores atípicos de Bonferroni. Todos los test enunciados, excepto el cálculo del VIF, se realizaron a un nivel de confianza del 95%.

Una vez realizados todas las pruebas pertinentes, el modelo finalmente seleccionado utiliza como variables predictivas de la biomasa el percentil 95 e la altura (ElevP95) y la medida de densidad correspondiente a la 3ª capa (tr_3):

$$\ln \text{Biomasa} = 3.237172 + 0.063358 * \text{Elev p95} + (0.475342 * \text{tr}_3) + e$$

Variables	R ²	R ² ajust.	SE	Shapiro-Wilk	Breuch-Pagan	Durbin-Watson	VIF	RESET	Bonferroni
Elev P95- tr_3	0.76	0.75	0.26	0.30	0.24	0.54	1.11	0.25	0.05

Tabla 1

En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para los diferentes test aplicados, apareciendo el p-value de correspondiente a cada una de las pruebas, excepto en el caso del cómputo del VIF. Se puede comprobar que todos los valores superan el valor límite de 0.05 impuesto, y en el caso del VIF su valor es muy cercano a 1, lo que implicaría un muy bajo nivel de autocorrelación.

El hecho de tener que transformar el modelo de unidades logarítmicas a aritméticas, implica una cierta asimetría en la distribución en unidades aritméticas, que produce, a su vez, una subestimación de la biomasa, ya que la tendencia no será hacia la media, sino hacia la moda {{Baskerville, GL 1972}}. Para paliar este sesgo introducido en el modelo, se debe aplicar un factor de corrección, calculado en función del error estándar de estimación de la regresión, con el siguiente resultado:

$$\text{Biomasa (ton / ha)} = 1.034162913 * \text{EXP}(3.237172 + (0.063358 * \text{Elev p95}) + (0.475342 * \text{tr}_3))$$

El modelo se validó utilizando la técnica de validación cruzada “K veces” ó “leave-one-out”, que se basa en la subdivisión del conjunto de datos Sn en K subconjuntos de datos de tamaños aproximadamente iguales, de manera que se ajusta el modelo a partir del conjunto de datos sin su k-ésima parte. En este caso la muestra completa se dividió en 5 submuestras de compuestas por 11 parcelas cada una. El valor medio de la suma de los cuadrados de los residuos oscila entre a 0.0674 y 0.0682 unidades logarítmicas, que una vez transformado a unidades aritméticas, adquiriría un valor de aproximadamente el 0.7% del valor de biomasa medio medido en campo.

CONCLUSIONES

El modelo que se ha obtenido ajusta el logaritmo de la biomasa, obtenida por aplicación de un modelo alométrico con valores dasométricos procedentes del IF4, con dos variables independientes obtenidas a partir de datos de un vuelo LiDAR, un percentil de altura y una métrica de densidad de alturas, explicando el 75.24% de la varianza de la muestra con un valor del SE de 0.26 en unidades logarítmicas.

Si bien los residuos muestran que no hay una tendencia clara de subestimación o sobreestimación en la determinación de la biomasa, indicar que si se ha detectado una cierta sobrestimación de la altura media obtenida con los datos LiDAR respecto a la medida en campo, del orden de hasta 10m. Se esperaba una pequeña subestimación de la altura obtenida en campo, dado que la altura máxima registrada por el láser no tiene por qué coincidir con el ápice del árbol, sino con puntos situados en sus inmediaciones, que poseerán siempre menos altura {{Nilsson,Mats 1996}}, por lo que valores



tan elevados pueden ser debidos bien a errores en la toma de datos en campo, bien a desfases entre la toma de datos y el vuelo LiDAR, o a errores en la determinación de la altura con los datos LiDAR.

Fig 3. Diagramas de dispersión de las variables predictivas del modelo Tal y como se puede observar en los gráficos de dispersión pertenecientes a la variable explicada con las dos variables explicativas (Fig 3), la relación del logaritmo neperiano de la biomasa con el percentil 95 de la altura presenta una clara relación lineal, aumentando la dispersión al aumentar el valor de la biomasa. Respecto a la métrica correspondiente a la densidad acumulada de puntos de vegetación de la tercera capa vertical es evidente que no presenta una relación lineal con la biomasa tan clara, si bien tampoco muestra otras tendencias, como podría ser una relación exponencial o logarítmica. Si se constata una elevada dispersión, tal y como se había comprobado al observar la significación de las variables explicativas dentro del modelo, donde la mayor parte de la variabilidad del modelo lineal se explica con la variable percentil 95, mientras que la variabilidad explicada por la densidad era mucho menor.

Finalmente, y como se observa en la Fig. 4, que corresponde al diagrama de dispersión entre los valores ajustados de la biomasa y los residuos, el carácter aleatorio de los resultados evidencia que no hay una tendencia que nos haga pensar en otro ajuste que no sea lineal, interpretación también reforzada por el test de linealidad. En consecuencia, se puede considerar que la varianza de los residuos es constante, también contrastado por el test de homocedasticidad de Breusch-Pagan.

Por tanto, respecto a la adecuación del modelo empleado a los datos usados, con las particularidades indicadas, se puede considerar satisfactorio.

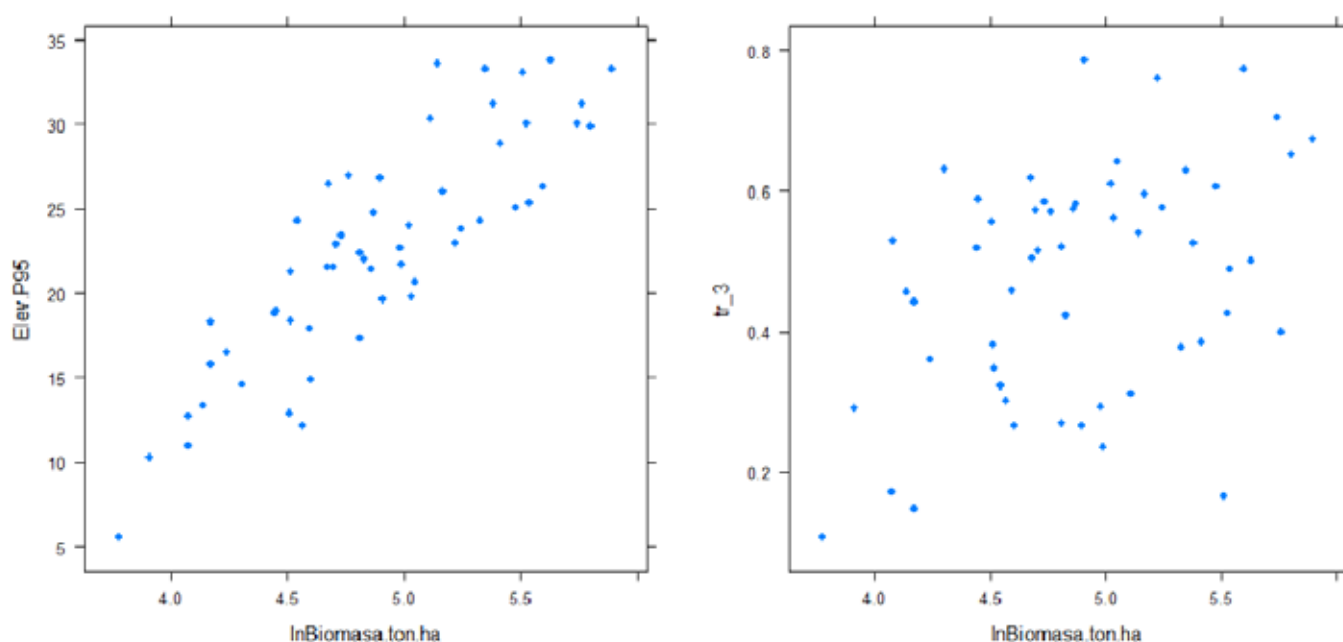


Fig 4. Relación entre los residuos obtenidos en el juste y los valores ajustados del logaritmo de la biomasa

Los resultados obtenidos son acordes con los expuestos por otros autores, tal y como Hall {{Hall,S.A. 2005}} que revelaba resultados similares a los aquí obtenidos, estimando la biomasa con un valor para R^2 de 0.74 y un SE de 0.2 (en unidades logarítmicas) mediante una relación exponencial, usando también el valor transformado de la biomasa para el ajuste con una densidad de punto de 1.23 puntos /m² y como única variable explicativa la proporción de retornos clasificados como suelo que también son primeros retornos, sin introducir ninguna variable derivada directamente de la altura de árbol. También {{Næsset, E. 2011b}} obtuvieron valores similares a los del presente estudio con una densidad de puntos para el vuelo LiDAR variaba entre 0.9 y 1.2 puntos/m². En este último caso de el mejor modelo para la estimación de la biomasa resultó ser exponencial, y utiliza como única variable explicativa la proporción de retornos clasificados como suelo que también son primeros retornos, sin introducir ninguna variable derivada directamente de la altura de árbol. Tal y como ha ocurrido en este trabajo, se utilizaron como variables predictivas de la biomasa un percentil de las alturas de los primeros retornos (percentil 50) y una densidad e vegetación (porcentaje de puntos de vegetación por



encima de los 2m del cómputo total de últimos retornos). Se usó un modelo exponencial, obteniendo la biomasa con un RMSE de 19.5% y un valor para R² de 0.76.

Se han obtenido errores de estimación significativos (60%) en algunas de las parcelas, todas ellas pertenecientes al estado de la masa 4 o Fustal, donde se suponen masas de diámetro normal superior a los 20 cm, y por tanto mayor contenido en biomasa. Este hecho se supone relacionado con la variabilidad de la muestra. En otros estudios con mejores residuos y condiciones aparentemente semejantes {{Montealegre, A.L. 2015}}, se relata un rango de la biomasa de 70 ton/ha frente a las 319 ton/ha obtenidas en Arratia-Nervión.

Por otro lado, la comarca de estudio muestra un relieve mucho más abrupto y con pendientes más pronunciadas, hecho que influye negativamente en la confección del MDT, como indican diversos estudios que han constatado que aumenta el error al aumentar la pendiente.

También las condiciones del vuelo difieren de las recomendaciones: los valores aconsejados proponen utilizar ángulos de escaneo inferiores a los 15° {{ Su, J. 2006}}, pero en el vuelo utilizado éstos valores se han visto ampliamente superados, llegando a los 25°. Parece lógico admitir que errores en el MDT, influirán en las métricas LiDAR, y por tanto en los resultados obtenidos.

La tecnología LiDAR ha demostrado ser una potente herramienta para la caracterización del dosel en zonas extensas, permitiendo obtener valores de biomasa debido a las fuertes relaciones existentes entre esta variable y la altura de los árboles obtenida de los datos del sensor. La continuidad espacial y temporal de los datos LiDAR enmarcados en el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea y de naturaleza pública, posibilita su aplicación a escala nacional y garantiza la perdurabilidad de los mismos.

4. BIBLIOGRAFÍA

- Baskerville G. Use of logarithmic regression in the estimation of plant biomass. *Canadian Journal of Forest Research* 1972; 2(1):49-53.
- Brown S. Estimating biomass and biomass change of tropical forests: A primer. *FAO Forestry Paper* 1997;134(Rome):55pp.
- Canga E, Dieguez-Aranda I, Afif-Khoury E, Camara-Obregon A. Above-ground biomass equations for *pinus radiata* D. don in Asturias. *Forest Systems (INIA)* 2013;22(3):408-415.
- Condés S, Riaño D. El uso del escáner láser aerotransportado para la estimación de la biomasa foliar del *pinus sylvestris* L. en Canencia (Madrid). *Cuadernos De La Sociedad Española De Ciencias Forestales*. 2005;19:63-70.
- Drake JB, Dubayah RO, Knox RG, Clark DB, Blair JB. Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sens Environ* 2002 8;81(2- 3):378-92.
- Eamus D, Burrows W, McGuinness K. Review of allometric relationships for estimating woody biomass for Queensland, the northern territory and western Australia. *Australian Greenhouse Office*; 2000.
- García M, Riaño D, Chuvieco E, Danson FM. Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. *Remote Sens Environ* 2010 4/15;114(4):816-30.
- Hall SA, Burke IC, Box DO, Kaufmann MR, Stoker JM. Estimating stand structure using discrete return lidar: An example from low density, fire prone ponderosa pine forests. *For Ecol Manage* 2005 4/5;208(1-3):189-209.
- Intergovernmental Panel of Climate Change. *Climate change 2001; Synthesis Report*. 2001.
- Ioki K, Tsuyuki S, Hirata Y, Phua M, Wong WVC, Ling Z, Saito H, Takao G. Estimating aboveground biomass of tropical rainforest of different degradation levels in northern Borneo using airborne LiDAR. *For Ecol Manage* 2014 9/15;328:335-41.
- Johansen K, Phinn S, Witte C. Mapping of riparian zone attributes using discrete return LiDAR, QuickBird and SPOT-5 imagery: Assessing accuracy and costs. *Remote Sens Environ* 2010 11/15;114(11):2679-91.
- Lefsky MA, Cohen WB, Acker SA, Parker GG, Spies TA, Harding D. Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of Douglas-fir western hemlock forests. *Remote Sens Environ* 1999 12;70(3):339-61.
- Montealegre AL, Lamelas MT, de la Riva J, García-Martín A, Escribano F. Cartografía de la biomasa aérea total en masas de *pinus halepensis* mill. en el entorno de Zaragoza mediante datos LiDAR-PNOA y trabajo de campo . *Análisis Espacial y Representación Geográfica: Innovación y Aplicación* 2015; Universidad de Zaragoza:769-776.
- Montero G, Ruiz-Peinado R, Muñoz M. Producción de biomasa y fijación de CO₂ por los bosques españoles. *Monografías INIA: Serie Forestal* 2005;13:274pp.
- Naciones Unidas. *Convención marco de las naciones unidas sobre el cambio climático*. 1992.
- Næsset E. Estimating above-ground biomass in young forests with airborne laser scanning *International Journal of Remote* 2011;32(2):473.
- Næsset E. Effects of different flying altitudes on biophysical stand properties estimated from canopy height and density measured with a small-footprint airborne scanning laser. *Remote Sens Environ* 2004 5/30;91(2):243-55.
- Næsset E. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sens Environ* 2002 4;80(1):88-99.
- Næsset E, Gobakken T, Solberg S, Gregoire TG, Nelson R, Ståhl G, Weydahl D. Model-assisted regional forest biomass estimation using LiDAR and InSAR as auxiliary data: A case study from a boreal forest area. *Remote Sensing of Environment* 2011b;115:3599.
- Næsset E, Gobakken T. Estimation of above- and below-ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser. *Remote Sens Environ* 2008 6/16;112(6):3079-90.
- Næsset E, Gobakken T. Estimating forest growth using canopy metrics derived from airborne laser scanner data. *Remote Sens Environ* 2005 6/30;96(3-4):453-65.



161. PROPUESTA METODOLÓGICA DE ESTIMACIÓN DE LA BIOMASA AÉREA EN LA COMARCA DE ARRATIA- NERVIÓN EN EL PAÍS VASCO A PARTIR DE DATOS LIDAR DEL PNOA.

Nelson R, Krabill W, MacLean G. Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. Remote Sens Environ 1984 6;15(3):201-12.

Nelson R, Krabill W, Tonelli J. Estimating forest biomass and volume using airborne laser data. Remote Sens Environ 1988 3;24(2):247-67.

Nilsson M. Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system. Remote Sens Environ 1996 4;56(1):1-7.

Su J, Bork E. Influence of vegetation, slope and lidar sampling angle on DEM accuracy. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 2006;72:1265-1274.

Ter-Mikaelian MT, Korzukhin MD. Biomass equations for sixty-five North American tree species. For Ecol Manage 1997;97(1):1-24.

Valbuena MA. Determinación de variables forestales de masa y de árboles individuales mediante delineación de copas a partir de datos LiDAR aerotransportado;2014.

Zianis D, Seura SM. Biomass and stem volume equations for tree species in Europe. Finnish Society of Forest Science, Finnish Forest Research Institute;2005.