# Evaluación en tiempo real del contenido de carbono mediante la integración de sensores

Jessica Esteban<sup>1,2</sup>, José Luis Tomé<sup>2</sup>, María Luz Guillén-Climent<sup>2</sup>, Íñigo Escamochero<sup>2</sup>, David García<sup>2</sup>, Juan Carlos Uriagereka Larrazabal<sup>3</sup> La fiabilidad del LiDAR en la estimación de carbono está ampliamente demostrada, sin embargo, sus resultados tienen una componente estática ligada a la fecha del vuelo. Esta limitación es especialmente problemática en un territorio con un sector forestal tan dinámico como Vizcaya. Nuestro objetivo ha sido obtener una medición actualizada del contenido de carbono de sus bosques mediante la integración de sensores. Hemos partido del mapa forestal del País Vasco 2016 enriquecido con una clasificación de especies basada en Sentinel-2 para las masas mixtas. Se han calculado el carbono y el incremento anual de carbono a partir de regresiones entre parcelas del cuarto Inventario Forestal Nacional (IFN4) y datos del vuelo LiDAR 2012. Por último, hemos utilizado series temporales de Landsat para la detección de los cambios posteriores al citado vuelo. Los resultados demuestran el potencial derivado de la integración de distintos sensores permitiendo obtener un inventario dinámico disponible en una plataforma online.

Palabras clave: carbono; Landsat; LiDAR; cambios; Vizcaya.

### INTRODUCCIÓN

a tecnología LiDAR presenta la capacidad de penetrar en la cubierta vegetal y capturar, de esta forma, información de diferentes estratos de vegetación, lo que permite generar inventarios forestales a escala continua (Rodriguez et al., 2014). En los últimos años un gran número de países, entre ellos España, han desarrollado programas nacionales con el objetivo de capturar y distribuir gratuitamente estos datos (Fernández-Landa et al., 2018). Sin embargo, su adquisición conlleva grandes costes que dificultan su actua-

lización periódica haciendo que los datos sean menos fiables, especialmente en zonas forestales muy dinámicas. Ante este problema, las características estructurales que aporta el LiDAR se pueden ver complementadas con datos de evolución, composición y distribución espacial de las especies forestales obtenidos a partir de sensores ópticos (Bolton et al., 2018).

El objetivo de este estudio es desarrollar una metodología para la medición actualizada del contenido de carbono en los bosques de Vizcaya (País Vasco) integrando diferentes sensores.

38 @RevForesta 2018 N° 72

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Departamento de Topografía y Geomática. ETSI Caminos, Canales y Puertos. Universidad Politécnica de Madrid

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> AGRESTA, S. Coop.

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Diputación Foral de Bizkaia

# **MATERIAL Y MÉTODOS**

El enfoque metodológico desarrollado ha utilizado distintas fuentes de información (Fig. 1).

- Mapa forestal del País Vasco de 2016 y una clasificación de Sentinel-2 (en el caso de masas mixtas) para la composición de especies.
- Datos LiDAR 2012 del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA, 2012) con los que se ha obtenido una serie de estadísticos para estimar el volumen con corteza (Vcc, m³/ha) e incremento anual de volumen con corteza (IAVC, m³/ha).
- Series temporales Landsat para la detección de cambios desde 2012 (fecha del vuelo LiDAR) a 2017.

### Modelos de clasificación

# Mapa de especies forestales

Los datos de Sentinel-2 sirvieron para la obtención de un mapa sobre la distribución de las principales especies forestales. Se descargaron un total de ocho escenas en el año 2017, llevándose a cabo un pre-procesamiento de las mismas para transformar los valores digitales a reflectividad a nivel superficial y eliminar los efectos de la dispersión de la atmósfera. Posteriormente, se calcularon los índices de vegetación NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) y NDMI (Normalized Difference Moisture Index) definidos como:

$$NDVI = \frac{(IRC-R)}{(IRC+R)}$$

$$NDMI = \frac{(IRC-SWIR)}{(IRC+SWIR)}$$

Donde IRC es la banda del infrarrojo cercano, R la del rojo y SWIR la del infrarrojo medio.

Se analizaron tres escenarios con información de diferentes fechas, abril 2017, julio 2017 y la utilización de ambas. Además de la información espectral se utilizó un conjunto de variables auxiliares, como el NDVI y NDMI, la altura derivada de los datos LiDAR y la elevación del modelo digital del terreno del CNIG, seleccionando previamente con VSURF (Genuer et al., 2015) el conjunto de variables con



Fig. 1. Flujo metodológico aplicado

mayor poder explicativo.

Para la clasificación se utilizó la metodología Random Forest (RF) (Breiman, 2001). Los modelos de clasificación RF son una agrupación de árboles de decisión en las que cada árbol determina una clase, siendo la clase mayoritaria el resultado final. Además, esta metodología permite conocer el porcentaje de árboles de decisión que asignan una clase a cada uno de los píxeles. Cuanto mayor sea el porcentaje, mayor será el acuerdo de asignación de la categoría a dicho píxel, lo que permite analizar las clases más difíciles de identificar.

Un total de 1.112 puntos se utilizaron para validar el modelo de clasificación, los cuales se distribuyeron homogéneamente por toda la superficie de estudio siguiendo las recomendaciones de Olofsson et al. (2014).

# Detección anual de cambios tras el vuelo LiDAR

Se utilizaron imágenes provenientes del satélite Landsat para la detección de cambios anuales. Para ello se descargaron 110 imágenes Landsat, ya corregidas atmosférica y radiométricamente. Para cada una de las escenas, enmascarando previamente las nubes y sombras, se calculó el índice NDVI y una serie de estadísticas anuales del NDVI, como la media, el máximo, el mínimo y la diferencia entre el máximo y mínimo anual (Fig. 2). Las variables más significativas, seleccionadas con VSURF, se utilizaron para calibrar el modelo de cambios.

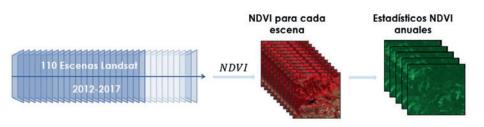


Fig. 2. Procesamiento imágenes Landsat

### Modelos de regresión

Para la estimación del carbono capturado existente en las masas forestales se llevaron a cabo los siguientes pasos: 1) modelos de regresión de Vcc e IAVC utilizando diferentes bases de datos y técnicas de regresión. Para las especies de coníferas, modelos paramétricos no lineales ajustados con parcelas propias de Agresta y no paramétricos con la base de datos del IFN4 para las frondosas. 2) Se calcularon las predicciones de volumen en 2017 (Vcc17) combinando los datos de Vcc e IAVC. 3) Se calculó la biomasa aérea (t/ha) a partir de Vcc17 y un factor de densidad básica (g/cm3) (CREAF-DMAH, 2011) para cada especie principal de arbolado. 4) Se estimó la biomasa total (aérea y radical) suponiendo los porcentajes que representa la biomasa aérea sobre la total según Montero et al. (2005). 5) Finalmente, sabiendo que la composición de la madera es aproximadamente idéntica en las distintas especies leñosas y sus partes (Kollmann, 1959), se admite que la madera de las especies arbóreas contiene 49,9% de carbono (Montero et al., 2005). Mediante esta aproximación y la proporción entre el peso de la molécula de CO<sub>2</sub> y el peso del átomo de C que la compone, se ha obtenido la relación para pasar de kilogramos de C a kilogramos de CO2 equivalente capturado (44/12).

### **RESULTADOS**

I escenario que mostró resultados más satisfactorios fue la combinación de imágenes multiestacionales (abril y junio), porque recogen una mayor variabilidad fenológica y, por tanto, facilita la discriminación entre especies forestales. Sin embargo, la separación entre formaciones de eucalipto y

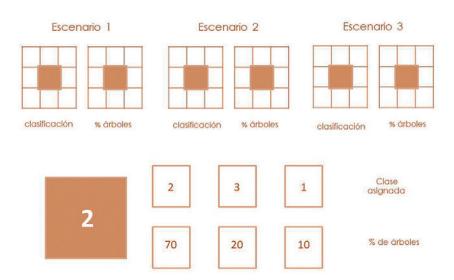


Fig. 3. Flujo metodológico aplicado para la obtención de la clasificación final

pino radiata presentó resultados más satisfactorios utilizando las imágenes de primavera. Por ello, la clasificación final fue un mosaico de todas las clasificaciones de modo que a cada píxel se le asignó la clase con mayor porcentaje de árboles de decisión (Fig. 3).

A pesar del número elevado de especies a discriminar, los resultados de validación alcanzaron valores de exactitud general superiores al 90 % (Tabla 1).

La variable con mayor importancia para la detección de cambios fue la diferencia entre el máximo y el mínimo anual del NDVI. Estas variaciones permitieron obtener una cartografía de localización y datación de cambios mediante árboles de decisión. Dichos cambios (Fig. 4) representan las zonas en las que los datos LiDAR se han quedado anticuados y, por tanto, fueron excluidos en la estimación del contenido de carbono.





Fig. 4. Cambio detectado mediante un análisis multitemporal. A la izquierda ortoimagen de 2012 y a la derecha de 2017

**Tabla 1.** Cálculo de los estadísticos de la exactitud según Oloffson et al. (2014)

Clase	Exactitud del usuario	Intervalo de confianza al 95 %	Exactitud del productor	Intervalo de confianza al 95 %
No forestal	0,99	0,98 - 1	1	1 - 1
Coníferas alóctonas ( <i>Chameciparis</i> y <i>Pseudotsuga</i> )	0,65	0,55 - 0,76	0,79	0,65 - 0,93
Pinus (nigra y radiata)	0,93	0,9 - 0,96	0,75	0,71 - 0,79
Frondosas (robles, encina, haya y eucaliptos)	0,84	0,8 - 0,88	0,96	0,94 - 0,98
Exactitud global 0.92 (0.90-0.93)				

40 @RevForesta 2018.N° 72

La información generada se ha puesto en valor en una plataforma electrónica (Fig. 5) abierta al público que permite hacer consultas sobre la cantidad actualizada de carbono en los bosques de Vizcaya.

La aplicación consta de un visor en la que un usuario puede seleccionar la zona de interés dibujándola manualmente, a partir de las parcelas catastrales o adjuntando una cobertura en formato shape (Fig. 6).

Una vez ejecutada la petición, el usuario recibirá un enlace de descarga que contiene un informe resumen de la cartografía forestal y el contenido de carbono para la zona solicitada. Dicha información se encuentra también en formato shape para que pueda ser manipulada en cualquier sistema de información geográfica (Fig. 7).

### **CONCLUSIONES**

os resultados demuestran el potencial de la integración de datos de distintos sensores permitiendo



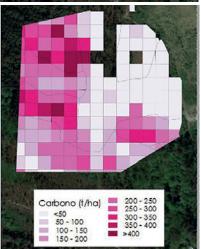


Fig. 7. Información del contenido descargado en formato shape

obtener un inventario dinámico del contenido de carbono que tiene en cuenta tanto el crecimiento como las perturbaciones. Por un lado, los datos LiDAR proporcionan información sobre la estructura de la vegetación para la realización de inventarios continuos de masa de alta resolución y precisión. Por otra parte, los sensores pasivos proporcionan información complementaria tanto para la composición de la cubierta forestal como para la clasificación de los cambios. Presentando dos ventajas fundamentales, su coste gratuito y su resolución temporal frente a los datos LiDAR.



**Fig. 5.** Plataforma para consulta del contenido de carbono en los bosques de Vizcaya

(http://co2-bizkaia.agresta.org/index.php/login/index/es)

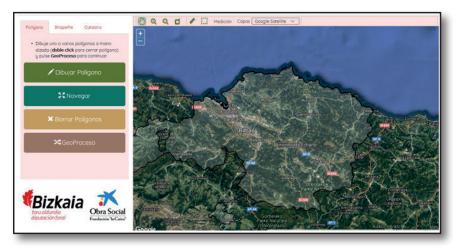


Fig. 6. Modo de selección del área de interés en el visor de la plataforma online

### **AGRADECIMIENTOS**

Los autores agradecen a la obra social de la Fundación La Caixa la financiación para el desarrollo del presente estudio. Al equipo del Servicio de Montes de la Diputación de Bizkaia por su apoyo durante el desarrollo del mismo, así como a todos aquellos que compartiendo sus datos hacen posible desarrollar nuevas aplicaciones orientadas a mejorar el conocimiento del medio y especialmente al Mapa Forestal, el Inventario Nacional Forestal, el IGN, al programa Copernicus y al USGS.

# REFERENCIAS

Bolton DK, White JC, Wulder MA, Coops NC, Hermosilla T, Yuan X. 2018. Updating stand-level forest inventories using airborne laser scanning and Landsat time series data. *Int. J. Appl. Earth Obs.* 66: 174–183.

Breiman L. 2001. Random forests. *Mach. Learn*. 45(1): 5–32.

CREAF-DMAH. 2011. Sistema d'informació dels boscos de Catalunya (SIBosc).

Fernández-Landa A, Fernández-Moya J, Tomé JL et al. 2018. High resolution forest inventory of pure and mixed stands at regional level combining National Forest Inventory field plots, Landsat, and low density lidar. Int. J. Remote Sens. 39(14): 4830–4944. Genuer R, Poggi JM, Tuleau-Malot C. 2010. Variable selection using random forests. Pattern Recogn. Lett. 31(14): 2225–2236.

Kollmann F. 1959. Tecnología de la madera y sus aplicaciones. 1. IFIE, Madrid.

Montero G, Ruiz-Peinado R, Muñoz M. 2005. Producción de biomasa y fijación de CO2 por los bosques de España. INIA, Madrid.

Olofsson P, Foody GM, Herold M, Stehman SV, Woodcock CE, Wulder MA. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. Remote Sens. Environ. 148: 42–57.

PNOA. 2012. LiDAR-PNOA. Instituto Geográfico Nacional de España.

Rodríguez F, Fernández-Landa A, Tomé J. 2014. Resultados y reflexiones tras cinco años de inventario forestal con tecnología LiDAR. *Foresta* 61: 28–33.