



2022
Lleida

27·1
junio · juny
julio · juliol

Cataluña
Catalunya

8º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

La **Ciencia forestal** y su contribución a los **Objetivos de Desarrollo Sostenible**

8CFE

Edita: Sociedad Española de Ciencias Forestales

Cataluña | Catalunya · 27 junio | juny - 1 julio | juliol 2022

ISBN 978-84-941695-6-4

© Sociedad Española de Ciencias Forestales

Organiza



Diseño de inventarios forestales en poblaciones muy fragmentadas: un caso de estudio sobre el uso de información catastral en Galicia

MARTÍNEZ CALVO, A.¹, RODRÍGUEZ RUIZ, J.¹, BUJÁN SEOANE, S.^{2,3} y PÉREZ CRUZADO, C.⁴

¹ GI-1837 Unidad de Gestión Ambiental y Forestal Sostenible (UXAFORES). Departamento de Ingeniería Agroforestal, Escuela Politécnica Superior de Ingeniería. Universidade de Santiago de Compostela. Lugo, España.

² GI-1934 TB-Biodiversidade - LaboraTe. Departamento de Ingeniería Agroforestal e IBADER. Universidade de Santiago de Compostela. Lugo, España.

³ Departamento de Tecnología Minera, Topografía y de Estructuras. Universidad de León. Ponferrada, España.

⁴ GI-1716 Proyectos y Planificación (PROEPLA). Departamento de Producción Vegetal y Proyectos de Ingeniería, Escuela Politécnica Superior de Ingeniería. Universidade de Santiago de Compostela. Lugo, España.

Resumen

Los inventarios forestales (IFs) permiten conocer y evaluar el estado de los sistemas forestales, lo que los convierte en una herramienta de apoyo fundamental para los procesos de toma de decisiones y planificación de una gestión forestal sostenible.

La fase de diseño y planificación de un IF es clave a la hora de garantizar la calidad y fiabilidad de los resultados que de él se deriven. Dos de las principales cuestiones a establecer durante el diseño de un IF son (i) la población objetivo y el diseño muestral, y (ii) el diseño de parcela. Los diseños de muestra y parcela más habituales en IF pueden presentar ciertas limitaciones cuando las masas forestales objetivo están muy fragmentadas, como ocurre en el caso de Galicia, debido a la alta probabilidad de que las áreas de medición seleccionadas intersequen parcelas con distintos usos, especies o edades.

En este trabajo se ha estudiado, desde el punto de vista teórico, el efecto sobre la variabilidad de la muestra de la utilización de información catastral en el proceso de optimización del diseño de un IF para Galicia, cuya población forestal se caracteriza por presentar un alto nivel de fragmentación.

Palabras clave

Población, diseño muestral, diseño de parcela, catastro, variabilidad.

1. Introducción

Los inventarios forestales (IFs) permiten conocer y evaluar el estado y la evolución de los sistemas forestales, lo que los convierte en una herramienta de apoyo fundamental para los procesos de toma de decisiones y planificación de una gestión forestal sostenible (TOMPPO et al, 2010). Este tipo de metodologías resultan, por tanto, de gran importancia en aquellos países o regiones en los que los sistemas forestales representan uno de sus principales recursos y están directamente implicados en su desarrollo socioeconómico. Este es el caso de la comunidad autónoma de Galicia (España), cuya superficie forestal, de algo más de 2 millones de hectáreas, cubre aproximadamente el 69% de su superficie total (MITECO, 2021).

La fase de diseño y planificación de un IF es clave a la hora de garantizar la calidad y fiabilidad de las estimaciones y resultados que de él se deriven. Los tres principales aspectos metodológicos que es necesario resolver en esta fase son: (i) el diseño observacional, en el que se incluye el diseño de parcela; (ii) el diseño de muestreo, que establece el procedimiento de selección de las unidades a muestrear dentro de la población objetivo; y (iii) el diseño estimacional, que fijaría los estimadores y la metodología estadística a aplicar. A la hora de optimizar los diseños de parcela y del muestreo es importante tener en cuenta tanto las características específicas de los sistemas forestales a inventariar, como los objetivos de información establecidos para el IF. En particular, cuando las masas forestales objetivo están muy fragmentadas, los diseños muestrales y de parcela más

habitualmente empleados en el contexto de IF presentan ciertas limitaciones. Por ejemplo, debido a la alta probabilidad de que las parcelas de medición intersequen varias propiedades diferentes, y de que estas tengan distintos usos, presencia de especies arbóreas diferentes o en distinto estado de crecimiento, los resultados obtenidos históricamente mediante IF en poblaciones con alta fragmentación pueden sobreestimar la superficie correspondiente a masas forestales mixtas.

Según las últimas estadísticas del Catastro Inmobiliario Rústico (Fuente: Área de Estadística, Dirección General del Catastro, Ministerio de Hacienda y Función Pública. https://www.catastro.minhfp.es/esp/estadistica_10.asp), Galicia es la comunidad autónoma con mayor número de subparcelas catastrales rústicas, y la séptima con mayor superficie rústica registrada. Además, la superficie media de las subparcelas rústicas gallegas es la menor de España (2.240 m², frente a los 9.539 m² en los que se sitúa la media española), lo que evidencia el elevado nivel de fragmentación de las propiedades rústicas en Galicia y, en consecuencia, de las masas forestales gallegas. Por este motivo, Galicia es un caso de estudio de interés para el desarrollo de metodologías que permitan superar las problemáticas detectadas, a nivel de diseño, en IFs de poblaciones muy fragmentadas.

Con el fin de dar respuesta, entre otras, a estas cuestiones metodológicas en el ámbito territorial gallego, desde 2020 la Consellería de Medio Rural de la Xunta de Galicia, la Universidade de Santiago de Compostela y la Universidade de Vigo trabajan de forma conjunta en el diseño y puesta en marcha del inventario forestal continuo de Galicia (IFCG). Dentro de las líneas de investigación que se están llevando a cabo en el marco de esta iniciativa, se incluye el estudio de la viabilidad de establecer las subparcelas catastrales como población objetivo del IFCG. Como parte de este estudio, en el presente trabajo se analizó cómo se ve afectada la variabilidad de la muestra y cómo incorporar la información catastral al proceso de optimización del diseño de parcela.

2. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo era estudiar, desde el punto de vista teórico, el efecto sobre la variabilidad de la muestra de la utilización de información catastral en el proceso de optimización del diseño de un IF para Galicia, cuya población forestal se caracteriza por presentar un alto nivel de fragmentación. Este objetivo principal se concretó en dos subobjetivos específicos: (i) analizar y caracterizar el parcelario catastral de Galicia (superficie y clasificación según su uso); y (ii) detectar información derivada de la cartografía catastral que pueda servir de apoyo en la toma de decisiones sobre el diseño de parcela óptimo.

3. Metodología

Área de estudio y cartografía catastral

El área de estudio de este trabajo es la comunidad autónoma de Galicia, situada al noroeste de España. En el marco del desarrollo del IFCG, se construyó una red base a partir de un muestreo sistemático. Concretamente, se estableció una malla cuadrada de 8 x 8 km sobre el total del territorio gallego. En este trabajo se consideraron 274 puntos de muestreo de dicha red base (Figura 1), en torno a cada uno de los cuales se construyó una ventana de 1 x 1 km.

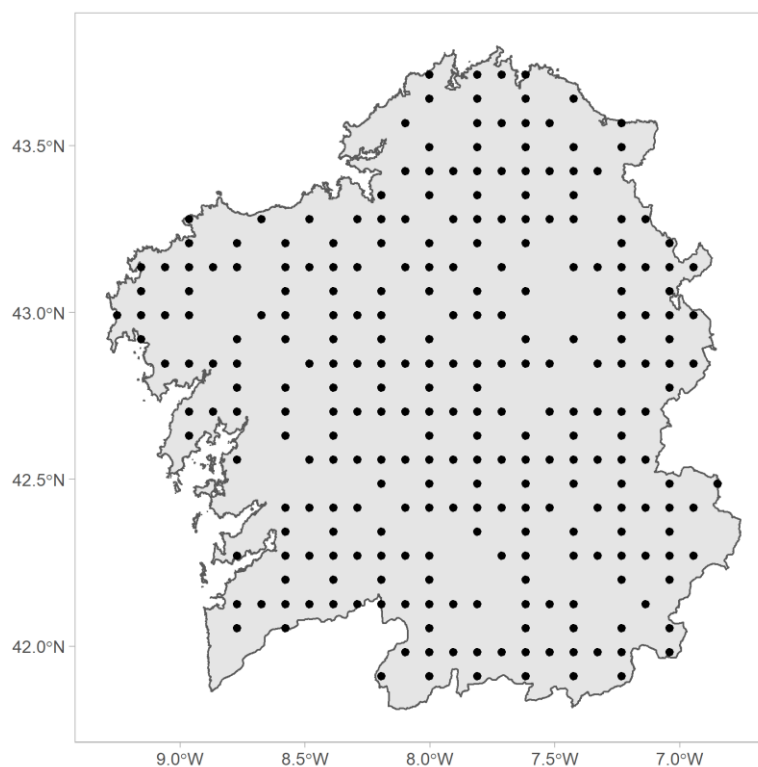


Figura 1. Puntos de muestreo en torno a los cuales se establecieron las ventanas de 1 km x 1 km.

Desde la sede electrónica de Catastro (Fuente: Dirección General del Catastro, Ministerio de Hacienda y Función Pública. <https://www.sedecatastro.gob.es/Accesos/SECAccDescargaDatos.aspx>) se descargó en formato *shapefile* la cartografía catastral vectorial rústica (capas: parcelas catastrales y subparcelas de cultivo) correspondiente a los municipios gallegos en los que se situaban las ventanas de 1 x 1 km previamente construidas. La descarga se realizó en julio de 2021, y los datos descargados correspondían a la cartografía actualizada a febrero de 2021. De la cartografía municipal completa descargada se seleccionaron las subparcelas catastrales no urbanas con intersección no vacía con alguna de las ventanas de 1 x 1 km consideradas.

Clasificación semi-automática de usos forestales

Para aquellas subparcelas catastrales cuya intersección con la ventana de 1 x 1 km suponía al menos el 90% de su superficie se realizó una clasificación semi-automática de usos forestales, combinando procesos automáticos y manuales de clasificación de imágenes (BUJÁN, 2019). Para ello se emplearon: (i) orto-imágenes de máxima actualidad con una resolución espacial de 50 cm correspondientes al año 2020; (ii) imágenes Sentinel-2 con una resolución espacial de 10 m y capturadas en enero y julio de 2020; y (iii) datos LiDAR de baja resolución del PNOA con una densidad de puntos de entre 0,5 y 1 puntos/m² primer retorno capturados en el período 2015-2016.

En base a estos datos de entrada, se obtuvieron las siguientes capas de información y resultados:

- Modelo digital de superficie normalizado (nMDS). El nMDS se construyó a partir de los datos LiDAR PNOA. En este modelo, el valor de cada píxel representa la altura en metros sobre el terreno.
- Índices de vegetación: ARVI, CI, GNDVI, NDVI y SAVI (SHEN & CAO, 2017; XUE & SU, 2017). Estos índices se calcularon para los meses de enero y julio a partir de las

imágenes Sentinel-2, y se emplearon para clasificar las subparcelas catastrales con superficie superior a 400 m² (superficie equivalente a 4 píxeles de Sentinel-2, que se considera el número mínimo de píxeles necesarios para identificar un objeto mediante procesos de clasificación de imágenes).

- Campos relacionados con la distribución de la vegetación. A partir de los datos LiDAR PNOA, para cada subparcela catastral de más de 400 m² se calcularon los porcentajes de superficie con altura: inferior a 2 m, entre 2 y 5 m, y superior a 5 m. Durante el proceso de corrección manual citado al final de este apartado, se tuvo en cuenta que estos valores correspondían a la vegetación en 2015-2016, la cual podía haber sufrido cambios (nuevas plantaciones, cortas, ...) y diferir de la cobertura actual.

Para la clasificación de las subparcelas catastrales, se consideraron las siguientes coberturas de suelo: eucalipto (Eu); pino (Pi); frondosas caducifolias (FC); repoblado joven (RJ); masas o coberturas mixtas (MX); matorral (MT); y superficies no forestales (NF). Una subparcela se clasificó como Eu, Pi, FC o MT cuando más del 70-80% de la superficie presentaba esa cobertura. En el caso de RJ, se asignó esta clase si más del 70-80% de la superficie de la subparcela estaba ocupada por una plantación que no existía o no era apreciable en la ortofoto de 2016-2017. Por último, en algunos casos concretos, se identificó una octava clase correspondiente a acacias (AC), mientras que las subparcelas que no pudieron ser clasificadas se codificaron como NN. Adicionalmente a esta clasificación, se definió una variable que, para cada subparcela catastral clasificada, indicaba si presentaba (o no) varios usos o coberturas que pudieran ser diferenciadas generando nuevos recintos en su interior.

Para llevar a cabo la identificación a nivel de subparcela catastral de las coberturas descritas en el párrafo previo, se empleó el algoritmo *random forest* (RF) desarrollado por BREIMAN (2001) y posteriormente implementado en el paquete *randomForest* del software estadístico R (LIAW & WIENER, 2002; R CORE TEAM, 2021). En la fase de entrenamiento, RF construye sucesivamente *Ntree* árboles de decisión empleando un conjunto de observaciones aleatorias generadas a partir de una muestra de referencia. Para este trabajo, se estableció un conjunto de subparcelas catastrales cuya cobertura fue identificada por medio de fotointerpretación a partir de orto-imágenes y por visitas a campo (unos dos tercios de estas observaciones se emplearon para la fase de entrenamiento del algoritmo, mientras que las observaciones restantes se emplearon para estimar la precisión del modelo resultante). De cara a construir cada uno de los árboles de decisión, cada nodo se divide considerando *Mtry* variables seleccionadas de modo aleatorio. En cada nodo, el algoritmo busca los valores críticos por encima o por debajo de los cuales hay un cambio significativo en la probabilidad de presencia. Una vez creados los *Ntree* árboles, la predicción de cada árbol cuenta como un voto para la clase a la que corresponda, de tal forma que la clase que se selecciona como predicción es la que recibe más votos, esto es, la del voto mayoritario (BELGIU & DRĂGUT, 2016)

Tal y como se acaba de comentar, RF tiene dos parámetros principales: el número de árboles (*Ntree*) y el número de variables a seleccionar y evaluar en cada nodo (*Mtry*). Algunos estudios han demostrado que la precisión general de la clasificación es menos sensible a variaciones del parámetro *Ntree* que a las del parámetro *Mtry* (GHOSH et al, 2014). En cuanto al primer parámetro, muchos estudios han fijado *Ntree* en 500, que es el valor por defecto que toma el parámetro en la función *randomForest* de R (GISLASON et al, 2006; O'CONNELL et al, 2015). En cuanto al segundo, valores elevados de *Mtry* incrementan el tiempo de procesado, por lo que este parámetro se fija como la raíz cuadrada del número de variables. Por todo lo anterior, en este trabajo el parámetro *Ntree* se estableció en 500 y el parámetro *Mtry* en 5.

Finalmente, es necesario mencionar que a los resultados de la clasificación automática obtenida mediante el algoritmo RF se les aplicó un proceso posterior de corrección manual.

Cálculo de incírculos

En este trabajo se propone utilizar el radio de los incírculos de las subparcelas catastrales como información de apoyo a la hora de establecer el diseño de parcela óptimo para el IF. El incírculo de una subparcela catastral se define como el mayor círculo contenido en dicha subparcela. Por tanto, el radio del incírculo de una subparcela catastral indicaría cuál es el mayor tamaño de parcela de medición que podría ser levantada en su interior en el caso, por ejemplo, de considerar un diseño de parcela circular de área fija.

Para las subparcelas de catastro que fueron clasificadas con un uso forestal mediante la clasificación semi-automática descrita previamente, se ejecutó la función *incircle* del paquete *spatstat.geom* de R (BADDELEY et al, 2015.; R CORE TEAM, 2021). Esta función permitió calcular aproximadamente el incírculo para cada subparcela, obteniéndose tanto las coordenadas de su centro como su radio.

4. Resultados

En primer lugar, se realizó un análisis descriptivo del número de subparcelas catastrales que intersecaban con las ventanas de 1 x 1 km construidas para el estudio (Tabla 1), y de la superficie (m²) de dichas subparcelas (Tabla 2). Los estadísticos descriptivos se calcularon: (i) para todas las subparcelas con intersección no vacía con las ventanas; y (ii) para las subparcelas con al menos el 90% de su superficie en el interior de las ventanas (esto es, aquellas a las que se le aplicó posteriormente la clasificación semi-automática de usos forestales).

Tabla 1. Estadísticos descriptivos para el número de subparcelas catastrales que intersecan las ventanas de 1 x 1 km.

Subparcelas cuya intersección con las ventanas...	Mínimo	Primer cuartil	Mediana	Media	Tercer cuartil	Máximo	Desviación típica
Es no vacía	2,00	171,50	363,00	475,10	624,00	2.085,00	404,64
Es al menos el 90% de su superficie	1,00	119,25	293,00	392,91	524,00	1.847,00	365,49

Tabla 2. Estadísticos descriptivos para la superficie (m²) de las subparcelas catastrales que intersecan las ventanas de 1 x 1 km.

Subparcelas cuya intersección con las ventanas...	Mínimo (m ²)	Primer cuartil (m ²)	Mediana (m ²)	Media (m ²)	Tercer cuartil (m ²)	Máximo (m ²)	Desviación típica (m ²)
Es no vacía	1,00	313,00	747,00	4.475,65	1.871,00	21.347.350,00	84.623,79
Es al menos el 90% de su superficie	1,00	274,00	633,00	1.666,28	1.481,00	401.643,00	5.559,35

La clasificación semi-automática se aplicó a las subparcelas catastrales cuya intersección con la ventana de 1 x 1 km suponía al menos el 90% de su superficie, obteniéndose los resultados que se recogen en la Tabla 3. La precisión estimada del algoritmo de clasificación empleado fue de más del 85%.

Tabla 3. Porcentaje de subparcelas catastrales clasificadas en cada cobertura del suelo.

Subparcelas	Eu	Pi	FC	RJ	MX	MT	NF	AC	NN	Total
%	8,08	4,24	19,45	1,70	11,31	23,67	31,32	0,22	0,01	100,00

La Tabla 4 presenta, para cada clase, el porcentaje de subparcelas en las que se detectó la existencia de varios usos o coberturas que podrían separarse mediante la creación de nuevos recintos no contemplados en la cartografía catastral.

Tabla 4. Porcentaje de subparcelas catastrales clasificadas en cada cobertura del suelo en las que se detectaron varios usos o coberturas que podrían separarse mediante la creación de nuevos recintos.

Subparcelas	Eu	Pi	FC	RJ	MX	MT	NF	AC	NN	Total
%	12,69	19,83	11,22	17,37	61,04	12,71	0,01	18,67	0,00	14,30

Finalmente, se calcularon los incírculos asociados a cada subparcela catastral clasificada (Figura 2), exceptuando aquellas a las que se les asignaron las clases NF o NN. El resumen estadístico de los radios estimados para dichos incírculos se presentan en la Tabla 5.

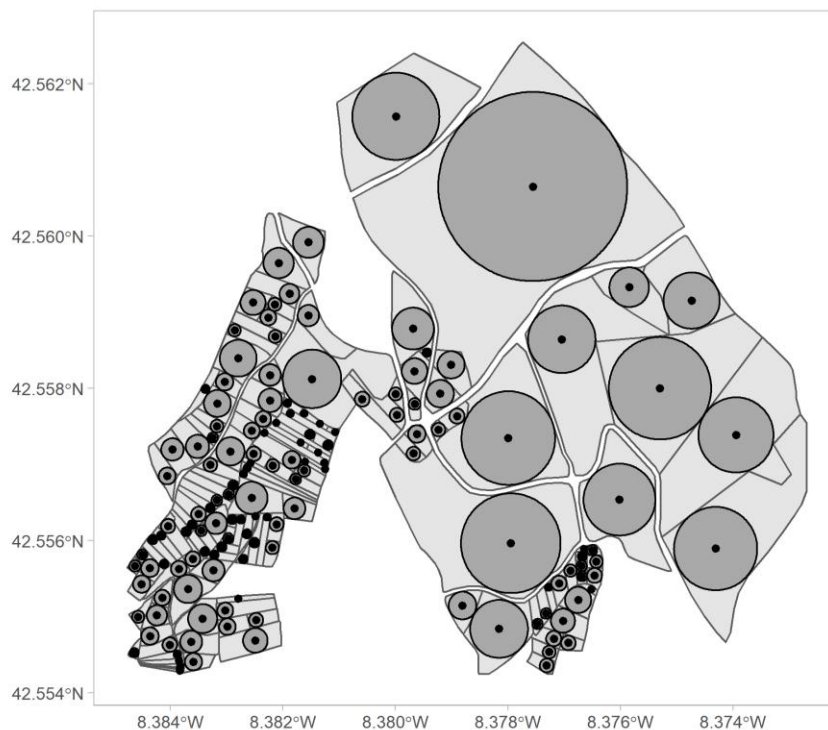


Figura 2. Incírculos calculados para las subparcelas catastrales situadas en una de las ventanas de 1 km x 1 km.

Tabla 5. Estadísticos descriptivos para el radio (m) de los incírculos calculados para las subparcelas catastrales.

Incírculos	Mínimo (m)	Primer cuartil (m)	Mediana (m)	Media (m)	Tercer cuartil (m)	Máximo (m)	Desviación típica (m)
Radio	0,27	4,36	7,21	10,06	12,25	277,81	9,99

5. Discusión

Las mejoras y actualizaciones de la cartografía catastral realizadas durante los últimos años, que han aumentado tanto su accesibilidad como la calidad de sus registros, la han convertido en una fuente de información de gran potencial para su incorporación en IFs. No obstante, hasta el momento, su uso no ha sido habitual en este contexto debido a varias cuestiones metodológicas que deben ser resueltas de cara a establecer el parcelario catastral como población objetivo de un IF.

Como un primer paso en esta línea de investigación, en este trabajo se ha realizado un estudio de las subparcelas de catastro de Galicia, cuya población forestal se caracteriza por un alto nivel de fragmentación. Este hecho se ha visto confirmado al analizar las subparcelas catastrales seleccionadas en este trabajo: la mitad de las ventanas de 1 x 1 km que se construyeron contenían (total o parcialmente) entre 170 y 625 subparcelas catastrales aproximadamente, mientras que la mediana para la superficie de dichas parcelas se situaba en 747 m². Todas estas cifras disminuyen cuando las subparcelas catastrales se restringen a aquellas que, tras ser intersecadas con la ventana, conservan al menos el 90% de su superficie. Esta reducción se hace más evidente en los descriptivos para la superficie, puesto que la restricción impuesta afecta con mayor probabilidad a las subparcelas catastrales de mayor tamaño. Es importante destacar también la gran variabilidad que se observa en los tamaños de las subparcelas: desde 1 m² hasta más de 21 millones. Este hecho hace pensar que quizás sea necesario tratar de forma diferenciada tanto las subparcelas de menor tamaño como las que ocupan grandes superficies, aunque establecer los umbrales que identifiquen estas dos categorías requerirá un análisis más profundo que el presentado en este trabajo.

En cuanto a la clasificación según uso o cobertura, algo más del 30% de las subparcelas catastrales fueron identificadas como no forestales, mientras que el 23,67% fueron clasificadas como matorral, el 19,45% como frondosas caducifolias y el 11,31% como masa o cobertura mixta. El resto de clases obtuvieron porcentajes inferiores al 10%. En lo referido a la detección de varios usos o coberturas separables mediante la creación de nuevos recintos, se observa que esa casuística se identificó en menos del 20% de las parcelas de todas las clases, salvo en el caso de las masas mixtas cuyo porcentaje asociado supera el 60%. Es necesario, sin embargo, realizar un estudio más detallado de estos casos para tratar de identificar las circunstancias en que se producen (parcelas de gran superficie y con múltiples usos o coberturas; o errores en los registros de Catastro, problemas de corregistro entre cartografía y orto-imágenes empleadas para la clasificación, etc.), y así valorar si sería necesario o no crear recintos adicionales a los catastrales.

Por último, la información derivada del cálculo de los incírculos puede servir de apoyo durante el proceso de optimización del diseño de parcela del IF. Por ejemplo, en el caso de que el diseño de parcela que se baraje sea el circular de área fija se podría utilizar esta información para intentar optimizar el tamaño de las parcelas de medición garantizando que se van a poder ubicar en el interior de un cierto porcentaje las parcelas catastrales.

6. Conclusiones

En este trabajo se estudió la incorporación de información catastral en el diseño de IF para poblaciones forestales muy fragmentadas. Como caso de estudio, se ha considerado la cartografía catastral de Galicia y se ha identificado información catastral susceptible de ser incorporada a los procesos de diseño e implantación del IFCG. Aunque se han obtenido resultados de potencial interés, es necesario continuar con el estudio para analizar con más detenimiento algunas de las cuestiones surgidas a raíz de este trabajo.

7. Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por la Consellería del Medio Rural (Xunta de Galicia) en el marco del proyecto “Desarrollo del inventario forestal continuo de Galicia” [2020-CP031]. En particular, los desarrollos para la clasificación semi-automática de usos forestales se ha financiado mediante el contrato “Clasificación semi-automática de entornos forestales en Galicia empleando orto-imágenes y datos LiDAR de baja densidad” entre la Consellería de Medio Rural (Xunta de Galicia) y la Universidad de León, desarrollado en 2021. AMC y JRR han sido financiados por la Consellería del Medio Rural en el marco del proyecto “Desarrollo del inventario forestal continuo de Galicia” [2020-CP031], y CPC ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación [RYC2018-024939-I].

8. Bibliografía

BADDELEY, A.; RUBAK, E.; TURNER, R.; 2015. Spatial Point Patterns: Methodology and Applications with R. Chapman and Hall/CRC Press. 828. London.

<https://www.routledge.com/Spatial-Point-Patterns-Methodology-and-Applications-with-R/Baddeley-Rubak-Turner/9781482210200/>

BELGIU, M.; DRĂGUT, L.; 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114 24 – 31.

<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>

BREIMAN, L.; 2001. Random Forests. *Mach. Learn.* 45 5 – 32.

<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

BUJÁN SEOANE, S.; 2019. La tecnología LiDAR al servicio de la representación del relieve y la identificación de coberturas del suelo. Tesis doctoral, Universidad de Santiago de Compostela, 175 – 314. Lugo.

<http://hdl.handle.net/10347/18229>

GHOSH, A.; FASSNACHT, F.E.; JOSHI, P.; KOCH, B.; 2014. A framework for mapping tree species combining hyperspectral and LiDAR data: Role of selected classifiers and sensor across three spatial scales. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26 49 – 63.

<https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.017>

GISLASON, P.O.; BENEDIKTSSON, J.A.; SVEINSSON, J.R.; 2006. Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognit. Lett.* 27 294 – 300.

<https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>

LIAW, A.; WIENER, M.; 2002. Classification and Regression by randomForest. *R News.* 2/3 18 – 22.

https://www.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2002-3.pdf

MINISTERIO PARA LA TRANSICIÓN ECOLÓGICA Y EL RETO DEMOGRÁFICO; 2021. Anuario de Estadística Forestal 2019. MITECO. 176. Madrid.

https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/estadisticas/aef2019_completo_estandar_tcm_30-534526.pdf

O'CONNELL, J.; BRADTER, U.; BENTON, T.G.; 2015. Wide-area mapping of small-scale features in agricultural landscapes using airborne remote sensing. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 109 165 – 177.

<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.09.007>

R CORE TEAM; 2021. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. NN. Vienna.

<https://www.R-project.org/>

SHEN, X.; CAO, L.; 2017. Tree-Species Classification in Subtropical Forests Using Airborne Hyperspectral and LiDAR Data. *Remote Sens.* 9(11) 1180.

<https://doi.org/10.3390/rs9111180>

TOMPPO, E.; SCHADAUER, K.; MCROBERTS, R.E.; GSCHWANTNER, T.; GABLER, K.; STÅHL, G.; 2010. Introduction. En: TOMPPO, E.; GSCHWANTNER, T.; LAWRENCE, M.; MCROBERTS, R. (eds.): National Forest Inventories. 1 – 18. Springer. Dordrecht.

https://doi.org/10.1007/978-90-481-3233-1_1

XUE, J.; SU, B.; 2017. Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. *J. Sens.* 17 páginas.

<https://doi.org/10.1155/2017/1353691>