

Actualización de los volúmenes proporcionados por los Inventarios Forestales Nacionales

Condés, S.^{1*}, McRoberts R.E.²

¹ Escuela de Ingenieros de Montes, Forestal y del Medio Natural. Universidad Politécnica de Madrid.

² Northern Research Station, U.S. Forest Service. Minnesota USA.

*Autor para correspondencia: sonia.condes@upm.es

Resumen

Para monitorizar el estado y los cambios en los recursos forestales, organizaciones internacionales, tales como FAO o UNFCCC, solicitan información a los distintos países. Entre los parámetros solicitados uno de los más habituales es el volumen forestal. Para dar respuesta a los requerimientos la mayoría de los países utilizan los datos de sus Inventarios Forestales Nacionales (IFN). Sin embargo, dada la creciente frecuencia en la demanda de información, que en algunos casos llega a ser anual, existen discrepancias temporales entre las fechas de los IFN y de los datos requeridos. Para solventar dichas diferencias algunos países recurren a modificar los protocolos de medición para contar con datos anuales a nivel nacional, mientras otros recurren a la actualización de los datos mediante modelos. En cualquiera de los casos es necesaria una metodología específica para proporcionar estimaciones adecuadas con un error aceptable.

En este trabajo se presentan dos metodologías diferentes. La primera de ellas es la utilizada en Estados Unidos donde se toman datos anualmente en todo el país. La segunda metodología permite actualizar los volúmenes medidos en el IFN español, con periodo de remediación de 10 años. Se hace especial hincapié en describir la metodología española, la cual se basa en la modelización del balance anual del volumen en las parcelas del IFN, y en la estimación de valores medios y la incertidumbre asociada (intervalos de confianza) mediante técnicas de inferencia híbrida. Se destacan en todos los casos la importancia del uso de imágenes provenientes de sensores remotos como información auxiliar.

Palabras clave: Balance del volumen, Crecimiento, Inferencia híbrida, Landsat, Modelos.

1. Introducción

Con el objetivo de tener una base para tomar decisiones en política y gestión forestal, organismos internacionales como FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) o UNFCCC (Framework Convention on Climate Change) solicitan frecuentemente información sobre el estado de los bosques y los cambios en los recursos forestales. Durante las últimas décadas, se ha visto incrementada la demanda de información, no solo en cuanto a la frecuencia de las solicitudes sino también en el número de indicadores solicitados (Vidal *et al.*, 2016). España, por ejemplo, debe responder a los requerimientos solicitados por la FAO para la Evaluación Mundial de los Recursos Forestales (FRA) o a los Criterios e Indicadores de Gestión Sostenible, con los que se elabora el Informe sobre el Estado de los bosques en Europa (SoEF), ambos actualmente con una periodicidad de 5 años (Alberdi *et al.*, 2016), o a los requerimientos derivados del Protocolo de Kioto solicitados por UNFCCC con periodicidad anual (Ellis and Moarif, 2015). Entre los indicadores más importantes destacan la superficie de bosque y el volumen de la masa forestal, ya sean totales, separados en coníferas y frondosas, o bien por especies.

Habitualmente se emplean los Inventarios Forestales Nacionales (IFN) como fuente de la que se obtienen estimaciones para estos indicadores, debiendo proporcionar tanto valores medios como su incertidumbre (Tomppo *et al.*, 2010; Vidal *et al.*, 2016). Sin embargo, hay que tener en cuenta que los IFN fueron diseñados con otros fines, por lo que raramente sus protocolos de medición se adaptan a las necesidades actuales. Uno de los problemas más frecuentes es el relacionado con los ciclos de remediación de los IFN. Así, aunque las solicitudes son anuales o quinquenales, los periodos necesarios para completar los inventarios suelen ser largos, a veces 10 años como en el caso de España, por lo que es necesario buscar metodologías que permitan tanto actualizar las estimaciones como disminuir su incertidumbre.

El objetivo de este trabajo es describir algunas de esas metodologías, que serán diferentes en función de cómo sea el protocolo de medición del IFN. Se da especial importancia al caso de España, explicando cómo se pueden obtener las incertidumbres asociadas a los valores medios de los indicadores mediante “inferencia híbrida”.

2. Métodos para proporcionar indicadores actualizados

Evidentemente, los protocolos de medición de los IFN, tanto en Europa como en el resto del mundo, son muy variados, no solo en lo que se refiere al diseño del muestreo sino también en lo referente al tipo de parcelas o al número de variables medidas en campo (Tomppo *et al.*, 2010). Sin embargo, la mayoría de los IFN se basan en parcelas permanentes (o al menos lo son un porcentaje del total de parcelas muestreadas). El periodo de remediación de las parcelas oscila frecuentemente entre 5 y 10 años. Durante ese periodo de tiempo se van muestreando parcelas a lo largo de todo el territorio nacional, pero dependiendo de cómo se localicen anualmente dichas parcelas, se requerirá una metodología diferente para poder dar estimaciones

adecuadas con un error aceptable. En este trabajo se van a tratar dos casos típicos que se describen a continuación.

Un primer grupo lo constituyen los países que realizan el inventario cubriendo anualmente todo el territorio nacional pero con una densidad de muestreo mucho más baja de lo que sería recomendable. Es decir, si por ejemplo tienen un ciclo de remediación de 10 años, cada año hacen 1/10 del total de parcelas, pero distribuidas por toda la superficie del país. En este caso, dar anualmente un valor medio de los indicadores a nivel nacional no presenta ninguna complicación, sin embargo deben recurrir a técnicas que les ayuden a disminuir los errores de muestreo consecuencia de las bajas densidades. A modo de ejemplo, se explicará en este trabajo el método empleado en Estados Unidos.

El segundo grupo, dentro del cual se encuentra España, estaría formado por los países que cada año realizan el muestreo completo centrándose en una zona determinada, por ejemplo en una provincia. En este caso, para poder dar estimaciones anuales a escala nacional, se requiere una actualización de los datos, además de un proceso cuidadoso para calcular los errores asociados.

2.1. Estimaciones anuales en Estados Unidos

2.1.1. Diseño del muestreo

El programa de Inventario y Análisis Forestal del Servicio Forestal (FIA) de los Estados Unidos lleva realizando su IFN, aunque con diferentes nombres, desde 1928. En un principio el inventario tenía un diseño regional, con densidad de muestreo variable a lo largo del país. En la década de 1980 se estableció un diseño conjunto basándose en un teselado que cubría todo el país con hexágonos de aproximadamente 2400 ha (*Fig. 1*). Los hexágonos fueron superpuestos sobre las mallas de muestreo existentes, estableciendo una única parcela en cada hexágono. Una ventaja de la teselación basada en hexágonos es la de evitar problemas computacionales asociados con tramas que representarían diferentes áreas superficiales resultantes de usar diseños sistemáticos cuyas líneas de cuadrícula convergen en latitudes septentrionales (White *et al.*, 1992).

La matriz de hexágonos se dividió sistemáticamente en cinco paneles que no se superponen (*Fig. 1*). Cada año se muestrean las parcelas localizadas en uno de los paneles, de manera que en 5 años se ha completado el ciclo de medición, comenzando un nuevo ciclo al año siguiente. Por lo tanto, anualmente se consigue una muestra sistemática que cubre toda la superficie del país, y con la que se publica un breve informe (p. ej. Miles & VanderShaaf, 2014). Cada 5 años, una vez terminado el ciclo completo, se publica un informe más exhaustivo (p. ej. Miles *et al.*, 2016).

2.1.2. Determinación de media y varianza

Para obtener valores poblacionales de la mayoría de los indicadores, en particular del volumen forestal, el programa FIA emplea los estimadores clásicos del

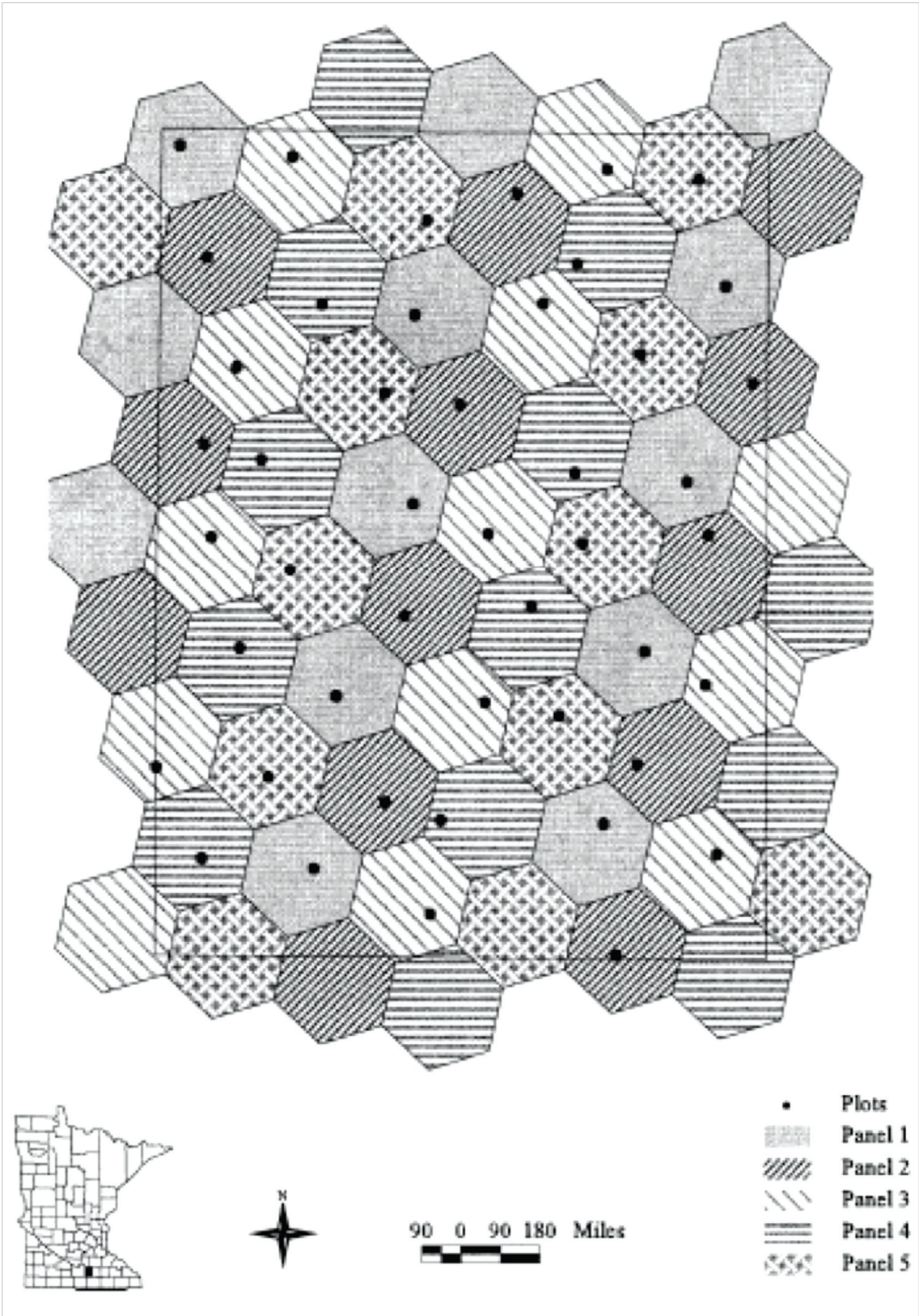


Figura 1. Teselación hexagonal en el diseño de muestreo de Estados Unidos.

muestreo estratificado “*a posteriori*” ya que la estratificación se hace después del inventario. Como consecuencia de numerosos factores, los tamaños muestrales son a menudo insuficientes para dar estimaciones poblacionales con la precisión requerida, por lo que el programa FIA mejora las estimaciones mediante una estratificación del territorio que se apoya en información auxiliar. Las imágenes de satélite Landsat, una vez clasificadas, han demostrado ser una fuente de información auxiliar efectiva, y usadas con los estimadores adecuados contribuyen a aumentar la precisión de las estimaciones con un bajo incremento en los costes (Gormanson *et al.*, 2017).

Así, para establecer los estratos, se hacen regresiones estadísticas entre variables medidas en campo (por ejemplo el área basimétrica), y las variables espectrales de las imágenes extraídas a los puntos de muestreo (McRoberts *et al.*, 2017):

$$Y_i = (a_0 \cdot X_{1i}^{a_1}) \cdot \exp(a_2 \cdot X_{2i} + \dots + a_p \cdot X_{pi}) + \varepsilon_i$$

Donde Y_i representa la variable medida en la parcela i , X_1 a X_p las variables extraídas de las imágenes Landsat para esa misma parcela, y $a_0 \dots a_p$ son los coeficientes a estimar.

La regresión resultante se aplica a las imágenes obteniendo valores de Y para toda la población que se agrupan en un número determinado de estratos H , habitualmente de 4 a 6 (*Fig. 2*). Las estimaciones de la media, $\hat{\mu}$, y la varianza poblacional, $Var(\hat{\mu})$, del volumen se hacen a partir de los pesos, w_h , asignados a cada estrato, que se calculan como la proporción de píxeles en dicho estrato (Cochran, 1977, p135):

$$\hat{\mu} = \sum_{h=1}^H w_h \cdot \bar{V}_h$$

$$Var(\hat{\mu}) = \sum_{h=1}^H w_h \cdot \frac{n_h}{n} \cdot \frac{\hat{\sigma}_h^2}{n_h} + \frac{1}{n} \sum_{h=1}^H (1 - w_h) \cdot \frac{n_h}{n} \cdot \frac{\hat{\sigma}_h^2}{n_h}$$

Donde $\bar{V}_h$ representa el volumen medio en el estrato h , $\hat{\sigma}_h^2$ es la varianza total de los volúmenes en dicho estrato, y n_h y n el número de parcelas del estrato y el total respectivamente.

2.2. Estimaciones anuales en España

2.2.1. Diseño del muestreo

Desde 1986, cuando comenzó el Segundo ciclo del Inventario Forestal Nacional (IFN-2), el muestreo se realiza en España mediante parcelas permanentes. Las parcelas están situadas en los vértices de una malla de 1 x 1 km que cubre toda la superficie forestal del país. El ciclo de inventariación es de 10 años, de manera que cada

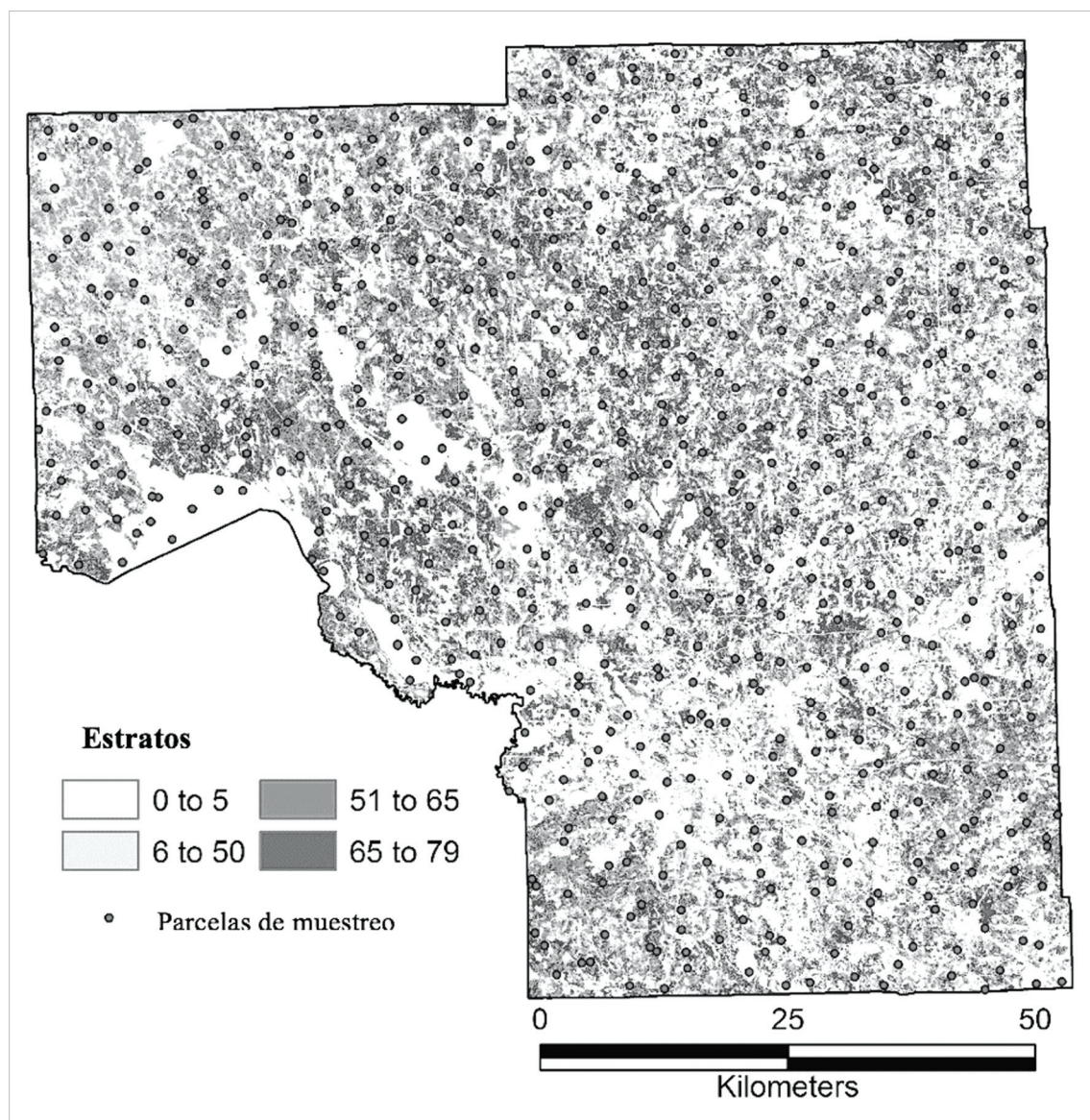


Figura 2. Resultados de una estratificación a posteriori en el estado de Minnesota, Estados Unidos.

año se muestrean aproximadamente 1/10 del total de parcelas. Sin embargo, a diferencia del caso anterior, el inventario se focaliza cada año en una provincia determinada, por lo que no se tienen datos anuales a escala nacional.

Así, el Tercer ciclo del Inventario Forestal Nacional (IFN-3) comenzó en 1997 en A Coruña y terminó con las provincias de Sevilla y Huelva que se muestrearon respectivamente en 2007 y 2008 (*Fig. 3*). El Cuarto ciclo (IFN-4) comenzó en el año 2008, por lo que ya hay algunas provincias disponibles (p. ej. Murcia, todo Galicia, etc.). De cualquier manera, si el objetivo es proporcionar datos actualizados a nivel nacional, sería necesario actualizar los datos de cada provincia un número diferente de años. Por ejemplo, si se quiere dar información del volumen forestal en el 2017

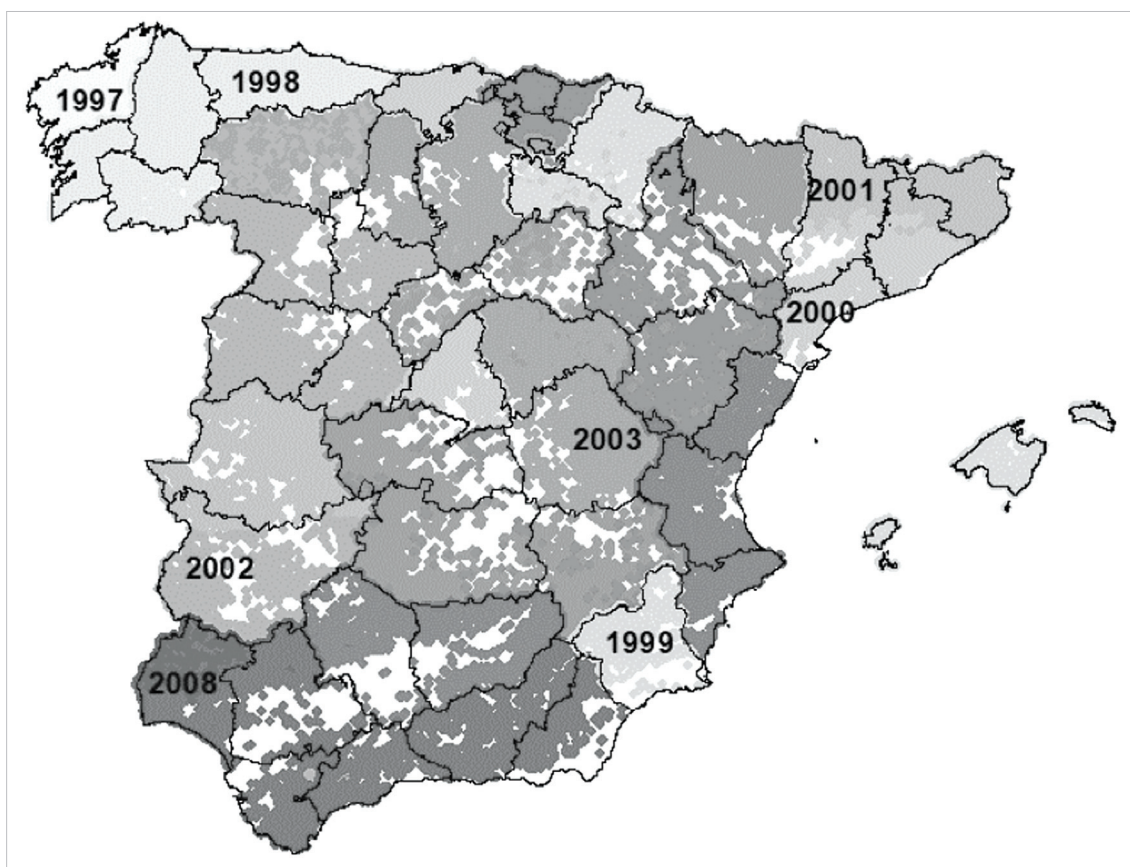


Figura 3. Años de medición de las parcelas durante el IFN3.

sería necesario actualizar los datos de Badajoz 15 años, los de Andalucía entre 8 y 10 años, los de Cuenca 14 años, etc.

2.2.2. Actualización de los volúmenes de las parcelas

Para poder actualizar el volumen de las masas forestales es necesario conocer su crecimiento, y en este sentido los modelos de crecimiento pueden ser de gran ayuda. Sin embargo, puesto que el objetivo es dar una estimación fiable del volumen real de la masa en un año concreto, se debe tener en cuenta no sólo el crecimiento bruto anual, sino también otros componentes tales como la mortalidad, incluyendo la causada por desastres naturales, y las cortas (Tomter *et al.*, 2016). Estas pérdidas se predicen frecuentemente simulando diferentes escenarios en los que, por ejemplo, se asimilan las cortas a las ocurridas en años anteriores (Salas-González *et al.*, 2001; Barreiro *et al.*, 2016; Tomter *et al.*, 2016) lo cual puede reflejar con precisión las condiciones futuras, o no hacerlo (Nabuurs *et al.*, 2007). En cualquier caso en España, al igual que ocurre en general en los países de la zona mediterránea, no existen modelos de crecimiento a nivel nacional para todas las especies, sino que los modelos suelen estar restringidos a especies productivas en regiones específicas (Barreiro *et al.*, 2016).

En la actualidad, por las causas que se acaban de comentar, la actualización de los volúmenes en España se está realizando apoyándose en el balance anual del volumen, ΔV_{23} , entre los IFN-2 e IFN-3, teniendo en cuenta que este valor incluye no solo el crecimiento IV_{23} sino también las pérdidas por extracciones (ya sea mortalidad o cortas), VE_{23} :

$$\Delta V_{23} = \frac{V_3 - V_2}{\Delta t_{23}} = IV_{23} - \frac{VE_{23}}{\Delta t_{23}}$$

Donde Δt_{23} representa el número de años que han pasado entre las mediciones de cada parcela en los IFN-2 y 3.

De tal manera que los volúmenes en una zona determinada, por ejemplo un estrato o un tipo de bosque, se actualizan para cada parcela a partir de la última medición disponible, por ejemplo la correspondiente al IFN-3, y de la estimación del balance $\widehat{\Delta V}$ que se calcula como balance medio en dicho estrato $\widehat{\Delta V} = \overline{\Delta V}_{23}$:

$$\widehat{V}_t = V_3 + \widehat{\Delta V} \cdot \Delta t$$

Siendo $\widehat{V}_t$ la estimación del volumen en una parcela de muestreo en el año t e Δt el número de años que han transcurrido desde el IFN-3 hasta el año de actualización.

En un trabajo reciente Condés y McRoberts (2017) comparan la metodología actual (A) con otros dos métodos que ellos mismos proponen. El primero de sus métodos (B) consiste en hacer modelos simples para el balance del volumen, que permitan estimar este valor en función de los datos al comienzo del periodo entre inventarios, es decir:

$$\Delta V_{t12} = a_0 + a_1 G_{t1} + a_2 Ho_{t1} + a_3 dg_{t1} + a_4 Slp + a_5 M$$

Siendo ΔV_{t12} el balance del volumen entre los años $t1$ y $t2$, G_{t1} , Ho_{t1} y dg_{t1} respectivamente el área basimétrica ($m^2 ha^{-1}$), la altura dominante (m) y el diámetro medio cuadrático (cm), al principio del periodo (en el año $t1$), Slp la pendiente del terreno (grados) and M el índice de aridez de Martonne (Martonne, 1926), suponiendo estas dos últimas constantes en el tiempo. $a_1 \dots a_5$ son los coeficientes que se pueden estimar a partir de dos ciclos consecutivos del inventario, p. ej. los IFN-2 y 3.

El segundo de los métodos propuestos (C) consiste un conjunto de tres modelos diferentes para estimar:

- El crecimiento anual IV_{t12}
- La probabilidad de que haya pérdidas en una parcela $P_{VE>0}$ (modelo logístico).
- El volumen de las pérdidas en dichas parcelas VE_{t12} .

Los tres modelos serían como sigue:

$$\begin{aligned} \log(IV_{t12} + 1) &= b_0 + b_1 \log(G_{t1} + 1) + b_2 \log(Ho_{t1} + 1) + b_3 \log(dg_{t1} + 1) \\ &+ b_4 Slp + b_5 M \end{aligned}$$

$$\text{logit}(P_{VE>0}) = c_0 + c_1 \log(G_{t1} + 1) + c_2 \log(Ho_{t1} + 1) + c_3 \log(dg_{t1} + 1) + c_4 Slp + c_5 M$$

$$\log(VE_{t12}) = d_0 + d_1 \log(G_{t1}) + d_2 \log(Ho_{t1}) + d_3 \log(dg_{t1}) + d_4 Slp + d_5 M$$

Además, con el objetivo de mejorar la exactitud de las predicciones proporcionadas por los modelos, en segunda fase incorporan variables espectrales obtenidas de las imágenes Landsat en los métodos B y C. Los métodos mejorados reciben los nombres de B+L y C+L respectivamente. Es especialmente interesante destacar que las variables Landsat que se incluyen en los modelos no solo se obtienen de imágenes correspondientes a la fecha t_1 , sino también al final, es decir en el año al cual se quieren actualizar los volúmenes.

Para poder comparar los diferentes métodos (A, B, B+L, C y C+L), Condés y McRoberts (2017) seleccionan 4 diferentes masas puras en regiones españolas en las que ya se han completado los IFN-2, 3 y 4: *Pinus halepensis* Mill. en Murcia y *Fagus sylvatica* L., *Pinus sylvestris* L. y *Pinus radiata* D. Don en el País Vasco. Emplean los datos de los IFN-2 y 3 para ajustar los modelos, y utilizan los datos del IFN-4 para validar los resultados. Es decir, aplican los modelos desarrollados a los datos del IFN-3, obteniendo así una estimación del balance en el futuro, y sumando dicho balance a los datos de volumen en el IFN-3 actualizan los volúmenes de las parcelas al año del IFN-4, obteniendo un volumen estimado $\hat{V}_4$. El volumen estimado se compara con el volumen V_4 obtenido directamente a partir de las mediciones en campo mediante los clásicos errores medios: error medio ME, error medio absoluto MAE y la raíz del error cuadrático medio RMSE.

Como resultado de su estudio, Condés y McRoberts (2017) obtienen que el uso de variables independientes extraídas de las imágenes Landsat mejora la capacidad predictiva de los modelos, y que en general el método que parece dar mejores resultados es el denominado C+L, es decir, el basado en un conjunto de modelos que incluyen además las variables espectrales. Este resultado es válido no solo en la comparación a nivel de parcela (*Tab. 1*), sino también, como veremos a continuación, en la comparación de los intervalos de confianza de los volúmenes medios estimados (*Fig. 4*).

2.2.3. Determinación de media y varianza

La estimación del volumen medio para cada masa forestal se puede hacer, a partir de los valores del volumen predichos para las parcelas, con las fórmulas tradicionales, puesto que la media es un estimador insesgado. Es decir, para cada una de las masas estudiadas se puede calcular el volumen medio como:

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum \hat{V}_j}{n_j}$$

Donde n_j representa el número de parcelas de muestreo disponibles para la masa

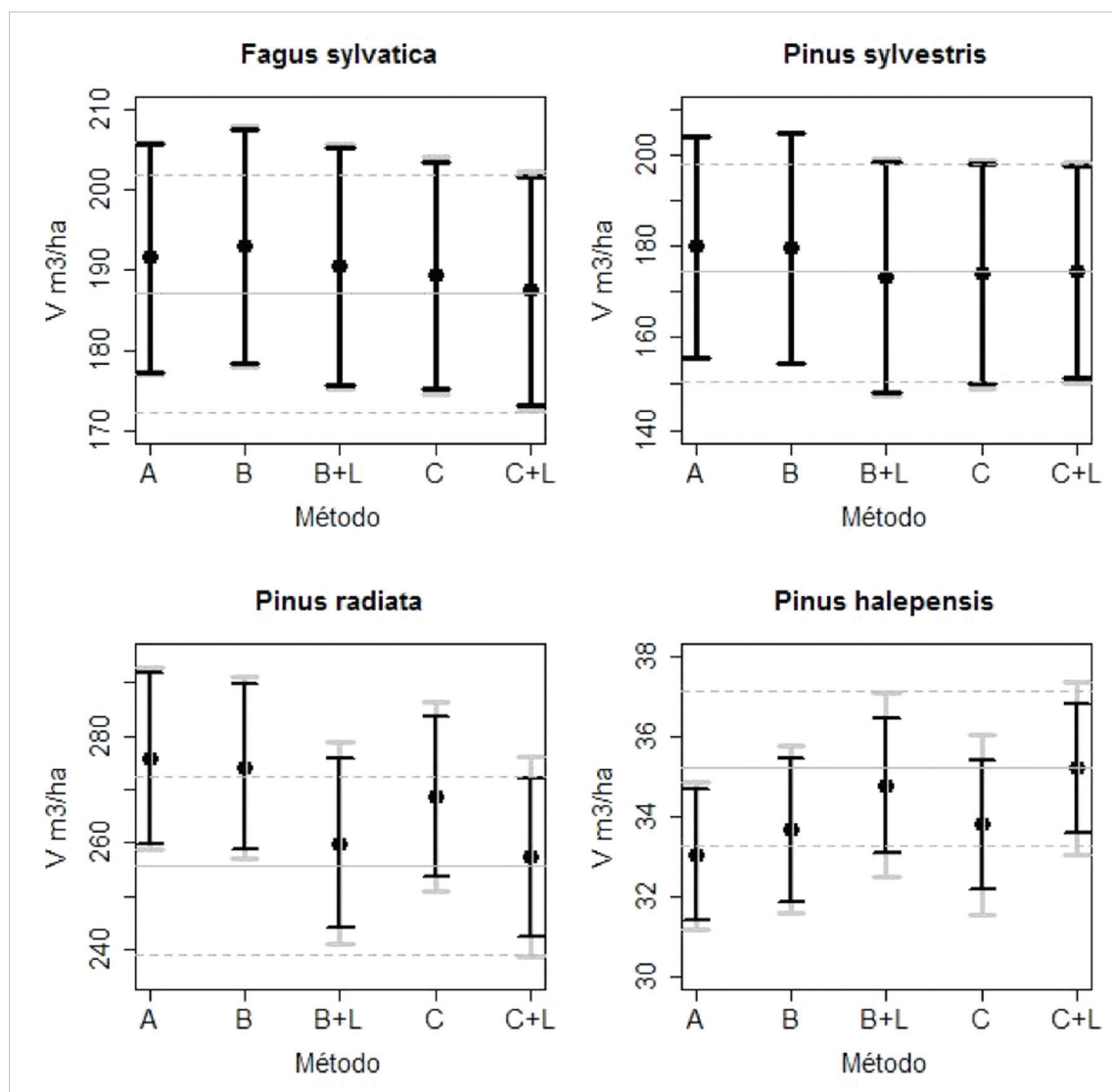


Figura 4. Intervalo de confianza de las estimaciones de los volúmenes medios actualizados (Condés y McRoberts, 2017). En gris claro el intervalo de confianza calculado mediante inferencia híbrida, en negro sin tener en cuenta la incertidumbre del modelo. Las líneas horizontales corresponden a los valores observados: línea continua: volumen medio y línea discontinua: intervalo de confianza.

forestal j , y $\hat{V}_j$ el volumen estimado en cada una de las parcelas de dicha masa.

Sin embargo, cuando los valores de los volúmenes en las parcelas provienen de predicciones, en lugar de ser observaciones, no es posible calcular la varianza con las fórmulas clásicas, sino que es necesario incorporar la incertidumbre consecuencia de la modelización para asegurar una estimación insesgada de la varianza. Los métodos de estimación que incorporan simultáneamente varias fuentes de incertidumbre, por ejemplo las resultantes del diseño de muestreo junto a las que provienen del uso de modelos, se denominan frecuentemente “inferencia híbrida” (Corona *et al.*, 2014; McRoberts *et al.*, 2016; Ståhl *et al.*, 2016).

Tabla 1. Errores medios obtenidos para las diferentes masas forestales analizadas en el trabajo de Condés y McRoberts (2017).

Método	Fagus sylvatica (178 parcelas)			Pinus sylvestris (65 parcelas)		
	ME	MAE	RMSE	ME	MAE	RMSE
A	4.6	16.7	23.2	5.5	18.2	29.5
B	6.0	16.8	23.0	5.4	20.6	33.2
B + L	3.5	16.1	23.2	-1.1	20.3	32.6
C	2.3	16.6	23.5	-0.3	20.3	31.3
C + L	0.4	16.4	23.5	0.0	20.2	30.1
	Pinus radiata (474 parcelas)			Pinus halepensis (945 parcelas)		
	ME	MAE	RMSE	ME	MAE	RMSE
A	20.2	71.0	129.9	-2.2	8.6	11.9
B	18.5	70.7	128.7	-1.5	8.0	11.5
B + L	4.2	70.3	124.5	-0.4	8.6	11.8
C	13.0	71.5	128.2	-1.4	8.8	12.4
C + L	1.6	72.7	123.8	0.0	8.6	11.9

La inferencia híbrida se base en cuatro características fundamentales (Condés y McRoberts, 2017):

- 1) Una muestra formada por unidades de población, p.ej. parcelas, para las cuales solo se dispone de información auxiliar, es decir no se dispone de la variable de estudio.
- 2) Un modelo que emplea la información auxiliar para predecir la variable de estudio.
- 3) Un estimador del valor poblacional que utiliza los valores predichos en las unidades muestrales.
- 4) Métodos de inferencia que tienen en cuenta tanto los modelos como el diseño de muestreo para estimar la varianza.

De esta forma, cuando el objetivo es calcular estimadores poblacionales a partir de una muestra de valores predichos, un estimador insesgado de la varianza debe incluir obligatoriamente

- i) La incertidumbre debida al diseño de muestreo (ya que no se tiene una población completa de valores predichos).
- ii) La incertidumbre debida a los modelos (ya que se trabaja con predicciones en lugar de observaciones).
- iii) La covarianza entre ambas, que podría ser prácticamente nula dependiendo de qué datos se usen en la modelización.

La formulación explícita de estos tres componentes resultaría bastante compleja, por lo que es recomendable la estimación de la misma mediante un proceso de

Monte Carlo, similar al descrito por McRoberts *et al.* (2016). El proceso consiste en realizar un número de repeticiones $r = 1, 2, \dots, R$, en cada una de las cuales:

- 1º- Se selecciona aleatoriamente y con reemplazamiento una nueva muestra de parcelas de entre la muestra de parcelas disponibles. Esta nueva muestra tendrá el mismo tamaño que la muestra inicial. Así, si en una zona de muestreo hay por ejemplo 500 parcelas, se elegirá una nueva muestra, también de 500 parcelas, pero formada por algunas de las parcelas iniciales que pueden estar repetidas varias veces.
- 2º- Con esta nueva muestra se reajustan los modelos que se emplean para predecir el balance del volumen.
- 3º- Se aplican los modelos y se obtienen los volúmenes estimados en las parcelas y, a partir de dichos volúmenes, el valor de la media poblacional correspondiente a la repetición r del proceso *bootstrap*.

Una vez completado el proceso ya se pueden calcular la media y la varianza en cada uno de los tipos de bosque como:

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{r=1}^R \hat{\mu}_r}{R}$$

$$\widehat{Var}(\hat{\mu}) = \frac{\sum_{r=1}^R (\hat{\mu}_r - \hat{\mu})^2}{R}$$

Donde R es el número de repeticiones, que debe ser suficiente para que las estimaciones de la media y la varianza se estabilicen.

Es importante tener en cuenta que las parcelas que se emplean para hacer los modelos no tienen por qué coincidir exactamente con las parcelas a las que estos se aplican. En el caso del IFN español, las parcelas que permiten hacer los modelos son las parcelas remedidas en los dos últimos inventarios disponibles, p. ej. IFN-2 y 3, mientras que los modelos resultantes se pueden aplicar al total de parcelas disponibles en el IFN-3, no solo a las remedidas. Por lo tanto, con el procedimiento *bootstrap* se obtendría la incertidumbre debida a los modelos si solo se remuestrea el conjunto de parcelas que se usa para el ajuste, mientras que si se remuestrea solamente el conjunto de parcelas a las que se aplican dichos modelos se obtendría la varianza debida al diseño de muestreo. Remuestreando simultáneamente ambos conjuntos se estima de manera insesgada la varianza de las medias.

En su trabajo (Condés y McRoberts, 2017) demuestran la importancia del uso de la inferencia híbrida como herramienta para la estimación de las varianzas, y consecuentemente de los errores asociados a las medias. Concluyen que, independientemente del método usado para la actualización de los volúmenes (A, B, B+L, C ó C+L), es importante usar esta metodología ya que de no hacerlo se subestiman sistemáticamente las incertidumbres asociadas a las estimaciones (Fig. 4). Así en los casos estudiados los errores relativos al 95% de probabilidad pasarían del 5.8% si se omite la incertidumbre de la modelización al 7.3% para las masas de *Pinus radia-*

ta y del 4.6% al 6.1% para el *Pinus halepensis*. Para las otras dos especies estudiadas, la diferencia entre los errores no es tan acusada, ya que la parte de la incertidumbre correspondiente al diseño de muestreo era bastante alta, por ser pequeño el número de parcelas con el que se trabajó.

3. Discusión

El principal objetivo de este trabajo era describir las metodologías que permiten estimar el volumen forestal en una determinada fecha, incluyendo la incertidumbre de dicha estimación, y haciendo especial hincapié en el caso de España y en el uso de la inferencia híbrida. Se han elegido dos metodologías particulares para representar a dos diferentes protocolos de medición de los IFN. Es importante dejar claro que estas metodologías no son exclusivas, sino que diferentes países optan por soluciones diferentes.

Así, cuando no existe información a nivel nacional sobre el volumen forestal para la fecha deseada (como en el caso de España), es común el uso de modelos de crecimiento de distinta índole (Barreiro *et al.*, 2017). Sin embargo, cuando el objetivo no es la proyección al futuro, sino la actualización de los volúmenes al año en curso, no son necesarios modelos complejos, sino solamente modelos apropiados para predicciones a corto plazo, es decir para periodos en los que se suponen estables las condiciones de crecimiento (Peng, 2000). Eso sí, hay que tener en cuenta que para dar resultados fiables se deben considerar no solo crecimientos, sino también cortas u otras pérdidas, como las debidas a incendios forestales, cuya predicción resulta más complicada. Por ejemplo, en Europa se espera que las tasas de corta se incrementen hasta un 30% con respecto a las estimaciones de 2010 (Barreiro *et al.*, 2016), por lo que resulta muy interesante sustituir el uso de escenarios basados en estadísticas pasadas por la incorporación de información auxiliar, p.ej. imágenes Landsat, que recoja de alguna manera las condiciones de las masas forestales en la fecha deseada.

Por otro lado, cuando para el año de actualización sí existe alguna información disponible sobre el volumen forestal (como en el caso de Estados Unidos) es posible utilizar estimadores basados en el diseño de muestreo (Ståhl *et al.*, 2016). Sin embargo, frecuentemente la densidad de muestreo de los IFN no satisfaría los criterios de precisión requeridos, por lo que también se suele recurrir al uso de información auxiliar procedente de sensores remotos. En este caso los modelos de crecimiento son sustituidos por otro tipo de modelos que relacionan el volumen de las parcelas muestreadas en campo con variables de las imágenes auxiliares. Estos modelos pueden ser usados para hacer estratos, haciendo entonces predicciones con los estimadores típicos del muestreo estratificado, o bien pueden usarse directamente estimadores de regresión basados o asistidos por modelos (McRoberts, 2010; McRoberts *et al.*, 2013).

3.1. El uso de sensores remotos

En general los datos procedentes de sensores remotos son una herramienta muy útil, por ejemplo para predecir los cambios en el bosque durante los periodos entre

inventarios (González-Alonso *et al.*, 2006). Uno de los sensores más empleado en el ámbito forestal es Landsat, usado para estimar la superficie forestal, la estructura de la masa, el volumen o las cortas (Lu *et al.*, 2004, Hall *et al.*, 2006). Sin embargo no son muchos los estudios que incluyen los valores espectrales como variables dentro de modelos de crecimiento. Es posible que la fuerte colinealidad existente entre los índices que se obtienen a partir de las medidas espectrales sea una de las causas, en este sentido es muy recomendable restringir el número de variables independientes que se introducen en los modelos (Condés y McRoberts, 2017).

Por otro lado, las imágenes Landsat no son las únicas empleadas (Barrett *et al.*, 2016). Por ejemplo, cada vez son más numerosos los estudios basados en el uso de imágenes Lidar (Airborne Light Detection and Ranging), sobre todo en los países nórdicos (p.ej. Saarela *et al.*, 2015).

3.2. La inferencia híbrida

Cada vez está más reconocido el uso de la inferencia híbrida como el enfoque estadísticamente correcto para estimar las varianzas poblacionales de manera insesgada cuando se usan valores predichos en lugar de observaciones. Esta inferencia híbrida ha resultado útil cuando los modelos se emplean para remplazar las observaciones que faltan en área de estudio (“dominio espacial”) (p. ej. Ståhl *et al.*, 2011; Gobakken *et al.*, 2012), y también cuando se emplean para remplazar las observaciones que faltan en el año de estudio (“dominio temporal”) (Condés y McRoberts, 2017; Hou *et al.*, 2017).

En cualquier caso, cuando la estimación se basa en volúmenes predichos es imprescindible incorporar la incertidumbre asociada a los modelos de predicción para asegurar que los estimadores de varianza sean insesgados. En caso de no hacerlo se subestiman las varianzas de los estimadores poblacionales, lo que puede traer como consecuencia decisiones inadecuadas, por ejemplo en temas relacionados con la gestión o la política forestal (Condés y McRoberts, 2017).

3.3. Futuras líneas de investigación

Para terminar es interesante señalar algunas las líneas de investigación que merece la pena desarrollar. Por ejemplo, con frecuencia se utilizan imágenes adquiridas por sensor Landsat debido al su alta resolución temporal y su bajo coste. Sin embargo no es raro que no existan imágenes de la zona de estudio y/o para la fecha deseada, debido a cuestiones como el malfuncionamiento del sensor Landsat 7 ETM+. Así, el primero de los temas sería el uso de otros sensores, tales como MODIS (Hayes y Cohen, 2007; Hayes *et al.*, 2008) o el actual Sentinel-2.

También la modelización podría ser objeto de mejora. Técnicas como el uso de modelos simultáneos para predecir crecimientos en volumen y pérdidas por cortas o mortalidad seguramente mejorarían la capacidad predictiva de los modelos (Vanclay and Skovsgaard, 1997).

Finalmente, el trabajo desarrollado por Condés y McRoberts (2017) se centra exclusivamente en masas monoespecíficas por lo que sería necesario extender el es-

tudio a otros tipos de masa, analizando la metodología en masas mixtas, separando, por ejemplo, frondosas de coníferas, o incluso entre distintas especies. Además sería conveniente estudiar el resultado de completar la inferencia híbrida incorporando otras fuentes de incertidumbre, como las procedentes de los modelos alométricos para el cálculo de volúmenes, errores de medición etc. (McRoberts y Westfall, 2016).

4. Agradecimientos

Este trabajo se ha financiado parcialmente por el Ministerio de Educación, Cultura y Deportes del Gobierno de España, a través de la beca de movilidad PRX16/00180 del programa "Salvador de Madariaga".

5. Referencias

- Alberdi, I., Sandoval, V., Condés, S., Cañellas, I., Vallejo, R., 2016. El Inventario Forestal Nacional español, una herramienta para el conocimiento, la gestión y la conservación de los ecosistemas forestales arbolados. *Revista Ecosistemas* 25, 88-97.
- Barreiro, S., Schelhaas, M.-J., Kändler, G., Antón-Fernández, C., Colin, A., Bontemps, J.-D., Alberdi, I., Condés, S., Dumitru, M., Ferezhiev, A., 2016. Overview of methods and tools for evaluating future woody biomass availability in European countries. *Annals of Forest Science* 73, 823-837.
- Barreiro, S., Schelhaas, M.-J., McRoberts, R.E., Kaendler, G., 2017. *Forest Inventory-based Projection Systems for Wood and Biomass Availability*. Springer.
- Barrett, F., McRoberts, R.E., Tomppo, E., Cienciala, E., Waser, L.T., 2016. A questionnaire-based review of the operational use of remotely sensed data by national forest inventories. *Remote Sens. Environ.* 174, 279-289.
- Cochran, W.G., 1977. *Sampling techniques*. John Wiley & Sons. New York.
- Condés, S., McRoberts, R.E., 2017. Updating national forest inventory estimates of growing stock volume using hybrid inference. *For. Ecol. Manage.* 400, 48-57.
- Corona, P., Fattorini, L., Franceschi, S., Scrinzi, G., Torresan, C., 2014. Estimation of standing wood volume in forest compartments by exploiting airborne laser scanning information: model-based, design-based, and hybrid perspectives. *Canadian Journal of Forest Research* 44, 1303-1311.
- Ellis, J., Moarif, S., 2015. Identifying and addressing gaps in the UNFCCC reporting framework (No. 2015/7). In: OECD Publishing.
- González Alonso, F., Merino De Miguel, S., Roldán Zamarrón, A., García Gígorro, S., Cuevas, J., 2006. Forest biomass estimation through NDVI composites. The role of remotely sensed data to assess Spanish forests as carbon sinks. *Int. J. Remote Sens.* 27, 5409-5415.
- Gormanson, D.D., Pugh, S.A., Barnett, C.J., Miles, P.D., Morin, R.S., Sowers, P.A., Westfall, J.A., 2017. *Statistics and quality assurance for the Northern Research Station Forest Inventory and Analysis Program, 2016*. Gen. Tech. Rep. NRS-166. Newtown Square, PA: US Department of Agriculture, Forest Service, Northern Research Station.

- Hayes, D.J., Cohen, W.B., 2007. Spatial, spectral and temporal patterns of tropical forest cover change as observed with multiple scales of optical satellite data. *Remote Sens. Environ.* 106, 1-16.
- Hayes, D.J., Cohen, W.B., Sader, S.A., Irwin, D.E., 2008. Estimating proportional change in forest cover as a continuous variable from multi-year MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 112, 735-749.
- Hou, Z., Xu, Q., McRoberts, R.E., Greenberg, J.A., Liu, J., Heiskanen, J., Pitkänen, S., Packalen, P., 2017. Effects of temporally external auxiliary data on model-based inference. *Remote Sens. Environ.* 198, 150-159.
- Martonne, E., 1926. Une Nouvelle Fonction Climatologique: L'Indice d'Aridite (A New Climatological Function: The Aridity Index). *La Météorologie* 2, 449-458.
- McRoberts, R.E., 2010. Probability-and model-based approaches to inference for proportion forest using satellite imagery as ancillary data. *Remote Sens. Environ.* 114, 1017-1025.
- McRoberts, R.E., Chen, Q., Domke, G.M., Ståhl, G., Saarela, S., Westfall, J.A., 2016. Hybrid estimators for mean aboveground carbon per unit area. *For. Ecol. Manage.* 378, 44-56.
- McRoberts, R.E., Chen, Q., Walters, B.F., 2017. Multivariate inference for forest inventories using auxiliary airborne laser scanning data. *For. Ecol. Manage.* 401, 295-303.
- McRoberts, R.E., Næsset, E., Gobakken, T., 2013. Inference for lidar-assisted estimation of forest growing stock volume. *Remote Sens. Environ.* 128, 268-275.
- Miles, P.D., VanderSchaaf, C. 2014. Forests of Minnesota, 2013. Resource Update FS-9. Newtown Square, PA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, *Northern Research Station*. 4 p. Available at: https://www.fs.fed.us/nrs/pubs/ru/ru_fs9.pdf
- Miles, P.D., VanderSchaaf, C.L., Barnett, C., Butler, B.J., Crocker, S.J., Gormanson, D., Kurtz, C.M., Lister, T.W., McWilliams, W.H., Morin, R.S., Nelson, M.D., Perry, C.H., Riemann, R.I., Smith, J.E., Walters, B.F., Westfall, J.A., Woodall, C.W. 2016. Minnesota Forests 2013. Resource Bulletin NRS-104. Newtown Square, PA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, *Northern Research Station*. 134 p. Available at: https://www.fs.fed.us/nrs/pubs/rb/rb_nrs104.pdf
- Nabuurs, G.-J., Pussinen, A., Van Brusselen, J., Schelhaas, M., 2007. Future harvesting pressure on European forests. *European Journal of Forest Research* 126, 391-400.
- Saarela, S., Grafström, A., Ståhl, G., Kangas, A., Holopainen, M., Tuominen, S., Nordkvist, K., Hyyppä, J., 2015. Model-assisted estimation of growing stock volume using different combinations of LiDAR and Landsat data as auxiliary information. *Remote Sens. Environ.* 158, 431-440.
- Salas-González, R., Houllier, F., Lemoine, B., Pignard, G., 2001. Forecasting wood resources on the basis of national forest inventory data. Application to *Pinus pinaster* Ait. in south-western France. *Annals of forest science* 58, 785-802.
- Ståhl, G., Saarela, S., Schnell, S., Holm, S., Breidenbach, J., Healey, S.P., Patterson, P.L., Magnussen, S., Næsset, E., McRoberts, R.E., 2016. Use of models in large-area forest surveys: comparing model-assisted, model-based and hybrid estimation. *Forest Ecosystems* 3, 5.
- Tomppo, E., Gschwantner, T., Lawrence, M., McRoberts, R.E., 2010. *National Forest Inventories: Pathways for Common Reporting*. Springer. Berlin. 610 p.
- Tomter, S.M., Kulie_is, A., Gschwantner, T., 2016. Annual volume increment of the European forests—description and evaluation of the national methods used. *Annals of Forest Science* 73, 849-856.

- Vancley, J.K., Skovsgaard, J.P., 1997. Evaluating forest growth models. *Ecol. Model.* 98, 1-12.
- Vidal, C., Alberdi, I., Redmond, J., Vestman, M., Lanz, A., Schadauer, K., 2016. The role of European National Forest Inventories for international forestry reporting. *Annals of Forest Science* 73, 793-806.
- White, D., Kimerling, J.A., Overton, S.W., 1992. Cartographic and geometric components of a global sampling design for environmental monitoring. *Cartography and geographic information systems* 19, 5-22.

