8º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

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

8CFE - 1054

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

Modelos de dinámica forestal sensibles al clima para los bosques españoles

TRASOBARES, A.[1], MOLA-YUDEGO, B.[2], AQUILUÉ, N.[1], GONZÁLEZ-OLABARRIA, J. R.[3], GARCIA-GONZALO, J.[3], GARCíA-VALDÉS, R.[4], DE CÁCERES, M.[5]

[1] Forest Science and Technology Centre of Catalonia (CTFC), Crta. de St. Llorenç de Morunys, km 2, E- 25280 Solsona, España.
[2] School of Forest Sciences, University of Eastern Finland, PO Box 111, 80101 Joensuu, Finlandia.
[3] Joint Research Unit CTFC – AGROTECNIO, Crta. de St. Llorenç de Morunys, km 2, E- 25280 Solsona, España.
[4] Área de Biodiversidad y Conservación. Universidad Rey Juan Carlos. C. Tulipán, 28933 Móstoles, España.
[5] CREAF, 08193 Cerdanyola del Vallès, España.

Resumen

La predicción de la evolución de las masas forestales en función de la gestión y el clima es un aspecto clave para el análisis de las políticas forestales actuales y la planificación de la gestión forestal a distintos niveles territoriales bajo un contexto de cambio global. La muestra sistemática de las parcelas permanentes del Inventario Forestal Nacional permite predecir posibles escenarios forestales (existencias y situaciones futuras) mediante la aplicación de modelos de crecimiento y producción sensibles a cambios en las condiciones ambientales. En este trabajo presentamos la calibración y validación de 182 modelos de árbol individual para 27 especies y grupos de especies para simular los procesos de crecimiento, mortalidad e incorporación (local o por colonización). Para ello se utilizaron los datos de 72.346 parcelas, contabilizando un total de 1.353.080 árboles muestreados. El comportamiento de los modelos de crecimiento en diámetro, crecimiento en altura, altura total, supervivencia, incorporación local e incorporación por colonización se evaluaron utilizando el sesgo promedio y el error cuadrático medio, presentando diferentes ajustes en función del proceso y la especie. El resultado de este trabajo proporciona herramientas para el desarrollo de políticas y la gestión forestal a nivel de rodal, provincial y nacional.

Palabras clave

Modelo dinámica forestal, escenarios de cambio climático, gestión forestal, inventario forestal nacional, dispersión de especies, servicios ecosistémicos.

1. Introducción

La predicción del desarrollo de las masas forestales en función de la gestión y el clima es un aspecto clave para el análisis de las políticas forestales y la planificación de la gestión forestal a distintos niveles territoriales (YOUSEFPOUR & HANEWINKEL, 2016). La simulación de posibles escenarios forestales permite evaluar los efectos de distintas alternativas de gestión y determinar la producción de bienes (p. ej. madera, corcho, biomasa para bioenergía) y servicios (p. ej. fijación de carbono, prevención de incendios, provisión de agua, mejora de la biodiversidad) de cada alternativa y bajo diferentes escenarios de cambio climático.

Los modelos de dinámica forestal pueden a groso modo dividirse en modelos basados en procesos y en modelos predictivos (o empíricos) (WEISKITELL et al., 2011). Los primeros, tratan de replicar distintos procesos fisiológicos y biofísicos y son especialmente apropiados para comprender el comportamiento de los sistemas forestales. Los segundos, sin embargo, son más fáciles de calibrar, se pueden aplicar a gran escala, y tienen menos requerimientos computacionales (TRASOBARES et al., 2016). Entre los modelos predictivos, los modelos a nivel de árbol consideran cada árbol individual como la unidad básica de predicción para simular los procesos de crecimiento, mortalidad y regeneración (WYKOFF, 1990; MONSERUD & STERBA, 1996; TRASOBARES et al., 2004a, b; ADAME et al., 2008). Así permiten una descripción detallada y flexible de la estructura y la

composición de la masa, así como la simulación de múltiples tratamientos silvícolas (WEISKITTEL et al., 2011, TRASOBARES et al., 2016). Éstos modelos pueden a su vez clasificarse en función de cómo incorporan la distancia entre los árboles y la competencia. Mientras unos requieren las coordenadas exactas de cada uno de los árboles y, por consiguiente, exigen mucho potencial de cálculo, los modelos independientes de la distancia son más simples, presentan menos requerimientos computacionales y ofrecen un poder de predicción hasta cierto punto equiparable (WIMBERLY & BARE, 1996). Los modelos a nivel de árbol independientes de la distancia consideran los árboles que forman la masa como la unidad básica para simular la incorporación (número de árboles que pasan a la primera clase diamétrica), el crecimiento y la mortalidad en el rodal, y los valores para la masa se calculan sumando las predicciones de cada árbol individual. La ventaja de dichos modelos es que la masa se puede describir de manera detallada y los distintos tipos de cortas se pueden simular fácilmente, con lo que resultan más flexibles que los modelos de rodal, y exigen menos cálculos que los dependientes de la distancia (WYKOFF, 1990; MONSERUD & STERBA, 1996; TRASOBARES et al., 2004a; TRASOBARES & PUKKALA, 2004; TRASOBARES et al., 2016).

Los modelos a nivel de árbol son especialmente relevantes cuando se ajustan y aplican a datos basados en los inventarios forestales nacionales (MONSERUD & STERBA, 1996; HYNYNEN et al., 2002; DIXON 2013, BARREIRO & TOMÉ, 2017). La muestra sistemática de parcelas permanentes del Inventario Forestal Nacional (IFN) es una fuente de datos ideal para calibrar dichos modelos y poder predecir posibles escenarios forestales (existencias y situación futuras según un tipo de gestión) mediante la aplicación de modelos de crecimiento y producción. En España existen distintos modelos para la simulación de la dinámica forestal, pero o bien no incluyen todo el territorio o están centrados en ciertas especies particulares, faltando modelos y herramientas integrales para la simulación a escala nacional (CONDÉS et al., 2017). Desarrollar un sistema de simulación forestal para el conjunto del territorio de España constituye un gran avance dado que permitiría: (a) evaluar el efecto de las políticas de planificación forestal a distintos niveles territoriales, (b) estimar el efecto de la gestión forestal sobre la disponibilidad a largo plazo de volumen de madera, el rol de los bosques en el balance de carbono, o en otros los servicios ecosistémicos, y (c) actualizar de modo continuo las estimaciones del IFN con independencia del trabajo de campo.

2. Objetivos

El objetivo del presente estudio es la presentación de un conjunto de modelos de simulación que permita la predicción del desarrollo de las masas forestales en función de la gestión y el clima en España, mediante la modelización de la dinámica forestal en las parcelas del IFN, sintetizando los resultados del reciente estudio de TRASOBARES et al., 2022, que supone una actualización de estudios previos por los autores aplicado al conjunto de España, incluyendo la sensibilidad a las variaciones climáticas, y utilizando todos los datos IFN3-IFN4 disponibles hasta la fecha, lo cual ha permitido también alguna mejora en el desarrollo de los modelos. Asimismo, los modelos desarrollados incluyen la posibilidad de estimar la incorporación de especies inicialmente ausentes en la parcela objetivo pero presentes en parcelas vecinas, de modo parecido a los modelos de dinámica de paisaje (MLADENOFF 2004; GARCÍA-VALDÉS et al., 2013), lo que es relevante para tener en cuenta los procesos de diversificación de los bosques.

Los modelos presentados permitirán la estimación de la variación de la masa viva para un periodo/escenario de simulación determinado, y combinados con otros modelos ya existentes, permitir también la predicción de otros bienes y servicios como la fijación de carbono o la provisión de agua (GONZÁLEZ et al., 2006; GONZÁLEZ et al., 2007; DE CÁCERES et al., 2015; ROCES-DÍAZ et al., 2018).

3. Metodología

Para la calibración y validación de los distintos modelos se emplearon parcelas repetidas (tipo 'A1') entre los inventarios IFN2-IFN3 y IFN3-IFN4 y con fracción de cabida de cubierta ≥ 10% lo que supuso un total de 52.187 parcelas IFN2-3 y 21.987 parcelas IFN3-4. Es necesario mencionar que la selección IFN2-IFN3 excluyó las provincias de Baleares, Cantabria, Asturias y Navarra, dado que en dichas provincias se empleó la metodología de muestreo del IFN1 para el IFN2. De entre las parcelas IFN2-3 seleccionadas, para 1.828 parcelas no estaban disponibles las coordenadas con precisión mejor que la de 1 km, necesario para una estimación más precisa de la topografía a partir de un modelo digital de elevaciones, con lo que el número final de parcelas fue de 50.359 y 21.987, respectivamente (Figura 1).

Las parcelas seleccionadas difieren en la fecha de muestreo de inventarios consecutivos, con lo que la diferencia en años entre inventarios no es constante, sino que sigue una distribución más o menos unimodal, con mayor dispersión en el caso de las parcelas IFN3-IFN4. Los datos de topografía (elevación, pendiente y orientación) se obtuvieron a partir de un modelo digital de elevaciones (a 100m de resolución) proveniente del Instituto Geológico Nacional a partir de las coordenadas de las parcelas.

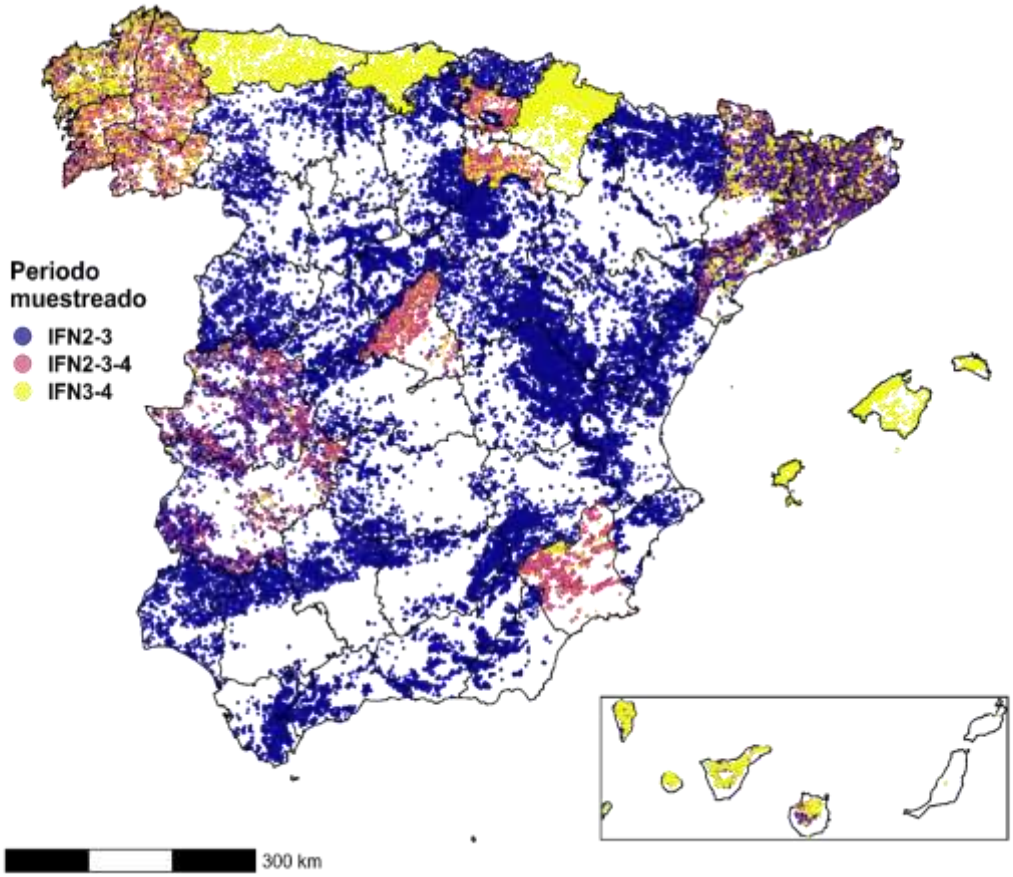

Figura 1. Ubicación de las parcelas del inventario forestal nacional (IFN) incluidas en los modelos. Los datos incluyeron 50.359 y 21.987 parcelas seleccionadas para los períodos IFN2-IFN3 y IFN3-IFN4 resultando en 838.620 y 514.460 mediciones de árboles para cada uno de los periodos respectivamente.

3.1. Preparación y selección de las variables

Se consideraron tres tipos de variables predictoras: tamaño, competencia y estación.

Tamaño y vitalidad: Como variables de tamaño del árbol se incluyeron el diámetro normal (*d*, cm) empleando diferentes transformaciones (d^2, $\sqrt{d}$, *ln(d+1)* y *1/d*) y la altura del árbol (*h*, m). Como variable de vitalidad se consideró el crecimiento de los últimos 10 años, disponible en las parcelas A1 re-muestreadas entre IFN2-IFN3 y IFN3-IFN4, y fue utilizada en los modelos de supervivencia mediante la transformación $\frac{ln(DI_{prev}+1)}{ln(d+1)}$, siendo *DIprev* el incremento en diámetro para el periodo de 10 años anterior.

Competencia: Como variables de competencia se incluyeron el área basimétrica de la parcela (*G*, $m^2 \cdot ha^{-1}$), su logaritmo (*ln(G)*), la densidad de pies mayores (*N*, $ind \cdot ha^{-1}$), el área basimétrica de los árboles mayores que el árbol individual (*BAL*, $m^2 \cdot ha^{-1}$) (WYKOFF, 1990), la misma variable dividida por el logaritmo del diámetro normal ($\frac{BAL}{ln(d+1)}$), el área basimétrica de los árboles mayores al árbol individual que se ha extraído durante el periodo de crecimiento (*BALext*, $m^2 \cdot ha^{-1}$) y la desviación estándar del diámetro normal (*SD(d)*, cm).

Estación: Como variables de estación se consideraron la capacidad de retención hídrica del suelo (*SWHC*), el índice de humedad (*P/PET*), el cuadrado de la temperatura media anual centrada a 15ºC, *Temp15sq* = $(T - 15)^2$ y la radiación acumulada anual (*Rad*, $MJ \cdot m^{-2}$). Como variables topográficas se consideraron la pendiente en grados (*slope*, º), la orientación N-S y la elevación (m) sobre el nivel del mar.

3.2. Ajuste de los modelos

Para cada especie o grupo de especies se desarrollaron modelos empíricos para las siguientes variables respuesta:

- Crecimiento en diámetro normal (cm) del árbol individual en un periodo de 10 años.
- Crecimiento en altura (m) del árbol individual para un periodo de 10 años.
- Probabilidad de supervivencia (%) del árbol individual entre inventarios.
- Incorporación local, es decir diámetro medio (cm) de los árboles incorporados a la clase diamétrica 7,5–12,4 cm.
- Incorporación por colonización ($árboles \cdot ha^{-1}$) a la clase diamétrica 7,5-12,4 cm.
- Altura total (m) de cada árbol individual (utilizado cuando los modelos de incremento en altura no están disponibles y en los árboles incorporados).

3.2.1. Crecimiento en diámetro

Para estimar el crecimiento en diámetro a escala de árbol, se consideró el siguiente modelo general de efectos multiplicativos:

$$ln(DI) = a_0 + b_1 \cdot d + \frac{b_2}{d} + b_3 \cdot ln(d+1) + b_4 \cdot d^2 + b_5 \cdot d^{1/2} + b_6 \cdot ln(G) + b_7 \cdot BAL + b_8 \cdot \frac{BAL}{ln(d+1)} + b_9 \cdot BAL_{ext} + b_{10} \cdot Temp15sq + b_{11} \cdot PPET + b_{12} \cdot SWHC + b_{13} \cdot Rad + b_{14} \cdot slope$$

Alternativamente, se consideraron modelos análogos, donde la variable respuesta era el incremento en área basimétrica del árbol (cm^2), aunque finalmente se eligieron los modelos basados en incremento en diámetro. El número de registros con crecimiento negativo fue de 77.870 (13.2 % de los pies vivos) para el periodo IFN2-IFN3, y 19.233 (5.9 % de los pies vivos) para el periodo IFN3-IFN4. Dado que el ajuste de modelos de logarítmicos no permite valores negativos de la variable respuesta, se excluyeron para cada especie los registros con crecimiento negativo. También se eliminaron los registros con incrementos de diámetro positivos considerados demasiado grandes para

la especie objetivo, con el objetivo de obtener un modelo no sesgado. Asimismo, se eliminaron para el ajuste de los modelos aquellos registros correspondientes a árboles cortados o muertos.

Dado el diseño del muestreo del IFN, fue necesario trabajar con modelos mixtos donde los factores aleatorios a incluir fueron la parcela (identificador de provincia y estadillo) y el periodo (IFN2-3 o IFN3-4). En consecuencia se emplearon modelos log-lineales mixtos para el ajuste de los coeficientes mediante la función lmer() del paquete lme4 de R (BATES et al., 2015). Habiendo considerado los dos factores aleatorios, se seleccionaron en primer lugar los predictores de crecimiento en diámetro según criterios de significación estadística, mediante test ANOVA realizados con la función step() del paquete lmerTest, y según su consistencia biológica (TRASOBARES et al. 2004; TRASOBARES 2016). El efecto global del diámetro sobre el crecimiento debía ser unimodal, mientras que el efecto de la competencia (*G* ó *BAL*) debía ser negativo, así como el de la extracción de árboles mayores positivo para un periodo de 10 años (*BALext*), aun sabiendo que para periodos de remedición inferiores (p. ej. 5 años) el efecto podría ser negativo en algunos casos.

A partir de los modelos mixtos iniciales con dichos predictores, se contempló la adición (o sustracción) de variables de estación (*Temp15sq*, *P/PET*, *SWHC*, *Rad* y *slope*) mediante test ANOVA. Por consistencia biológica, se eliminó la variable *Temp15sq* si su coeficiente era positivo (la relación con la temperatura debía ser una parábola convexa centrada en los 15 grados), se eliminó *P/PET* si su coeficiente era negativo, y se eliminó el pendiente si su coeficiente era positivo. Asimismo, la capacidad de retención hídrica (*SWHC*) debía tener un efecto positivo en el crecimiento. No se limitó el signo de la radiación (*Rad*) al considerarse que dicha variable puede ejercer efectos tanto positivos como negativos en el crecimiento (una alta radiación favorece la fotosíntesis, y por lo tanto el crecimiento, pero también puede estar asociada a zonas en solana con mayores déficits hídricos y afectar negativamente el crecimiento). Los modelos con o sin variables de estación, se compararon también con modelos donde se empleaban solamente variables topográficas (elevación, pendiente y orientación N-S) como indicadores de calidad de estación, con el objeto de identificar si las mejoras en consistencia biológica por la descripción explícita de los factores ambientales en el modelo también implicaban una mejora en la capacidad predictiva.

Después de añadir al modelo las variables de estación se contempló la adición de variables *dummy* correspondientes a provincias y regiones de procedencia (ALÍA et al., 2009), con el objetivo de obtener modelos con menores sesgos a nivel territorial, es decir, identificar la variabilidad territorial potencialmente vinculada a variables no incluidas en los modelos, como componentes genéticos, de sustrato, etc. Dichas variables se definieron para cada especie siempre que el número de registros excediera los 100 árboles. Las regiones de procedencia se consideraron solamente para aquellas especies en las que se habían definido mediante el método aglomerativo (ALÍA et al., 2009). Teniendo en cuenta la distribución de la variable respuesta, para este paso se ajustaron modelos lineales generalizados con distribución Gamma y una función logarítmica como enlace. La selección de variables *dummy* se realizó por eliminación (selección *backward*) a partir del modelo con todas las variables espaciales, habiendo previamente fijando los coeficientes del modelo correspondientes a las variables de árbol, competencia y estación (mediante la definición de un offset correspondiente a la predicción del modelo log-lineal mixto), para no perder la capacidad de proyectar el modelo de crecimiento final en escenarios de cambio climático.

3.2.2. Crecimiento en altura y altura total

Los modelos de crecimiento en altura se ajustaron con datos del periodo IFN3-IFN4 solamente, dado que la medición de la altura de los árboles en el IFN2 se realizó mediante métodos distintos y la comparación de datos IFN2-IFN3 frente a datos IFN3-IFN4 mostró tendencias sistemáticas en el primer periodo. Como el IFN4 no está terminado para todas las provincias, algunas especies carecen de suficientes registros para calibrar modelos de crecimiento en altura. En este

estudio se desarrollaron modelos para especies o grupos de especies con al menos 100 registros en dos provincias. Para estimar el crecimiento en altura (en m) a escala de árbol para un periodo de 10 años, se consideró el siguiente modelo general de efectos multiplicativos:

$$ln(HI) = a_0 + b_1 \cdot \frac{1}{h} + b_2 \cdot ln(h+1) + b_3 \cdot \frac{h}{d} + b_4 \cdot G + b_5 \cdot \frac{BAL}{ln(d+1)} + b_6 \cdot BAL_{ext} + b_7 \cdot Temp15sq + b_8 \cdot PPET + b_9 \cdot SWHC + b_{10} \cdot Rad + b_{11} \cdot slope$$

El procedimiento de obtención de los coeficientes fue análogo al empleado para los modelos de incremento en diámetro. En primer lugar, se emplearon modelos log-lineales mixtos para determinar los parámetros de los predictores de árbol, competencia y estación, tomando la parcela como factor aleatorio. En cuanto a la consistencia biológica de los predictores de árbol, *b1* y *b2* debían tomar valores positivos para asegurar una curva unimodal, mientras que el efecto de los predictores de estación debía ser tal y como se indica para el modelo de crecimiento en diámetro. Una vez ajustado el modelo con predictores de árbol, competencia y estación, se sustituyó el efecto aleatorio de la parcela por variables *dummy* de provincia y región de procedencia mediante modelos lineales generalizados de distribución Gamma, conservando los coeficientes de los modelos inicial mediante el uso de una variable offset.

Para el ajuste de los modelos estáticos de altura se seleccionaron los registros de árboles con diámetros y alturas en IFN3 e IFN4. Como en el caso de los modelos de crecimiento, se excluyeron registros con valores de altura considerados más allá de los valores extremos para la especie objetivo. Siguiendo los resultados de TRASOBARES et al. 2004b se empleó el siguiente modelo no lineal basado en el desarrollado por Hossfeld (PESCHEL, 1938):

$$H = \frac{a_0 + b_1 \cdot PPET + b_2 \cdot SWHC + b_3 \cdot Rad + b_4 \cdot elevation}{1 + \left(\frac{c_1}{d}\right) + \left(\frac{c_2}{d^2}\right)}$$

en el que en el numerador se incluyen variables climáticas que modifican la altura máxima de los árboles, mientras que el denominador permite incluir la relación diámetro-altura. El ajuste de los coeficientes del modelo se realizó mediante mínimos cuadrados (función nls() del paquete stats de R). Se consideraron todos los submodelos posibles a partir del modelo completo, realizándose una selección del modelo a partir de la minimización del criterio de Akaike (*Akaike Information Criteria* o AIC). También se realizó una comprobación de la monotonicidad de la curva de crecimiento en altura como respuesta a cambios en el diámetro, ejercicio que para algunas especies llevó a excluir algunas de las posibilidades examinadas mediante AIC. Como en el caso de los modelos de crecimiento, se contempló la adición de variables *dummy* correspondientes a provincias y regiones de procedencia, con el objetivo de evitar sesgos regionales. Sin embargo, y debido a la dificultad de automatizar la selección de dichas variables en modelos no lineales, solamente se evaluó mediante AIC un modelo con la adición (en el numerador de la ecuación) de las variables *dummy* seleccionadas para el modelo de crecimiento, dado que era de esperar que la variación territorial en velocidad de crecimiento corresponda también en una variación en la altura máxima de los árboles. A diferencia de los modelos de crecimiento, en este caso la consideración de las variables *dummy* sí afectó los coeficientes de las variables ambientales.

3.2.3. *Modelo de supervivencia*

Para el ajuste de los modelos de supervivencia se excluyeron los registros correspondientes a parcelas con un área basimétrica en el segundo inventario menor que 1 $m^2 \cdot ha^{-1}$ o menor que el 90% del área basimétrica en el primer inventario (30% de las parcelas). Una reducción de área basimétrica mayor del 10% suele indicar mortalidad debida a perturbaciones tales como incendios, plagas,

tormentas o sequías extremas, o una gestión intensa de la masa. Dado que el objetivo era estimar la supervivencia en periodos de 10 años, también se excluyeron aquellas parcelas para las que la separación entre inventarios era menor de 7 años o mayor de 13 años.

Los modelos de supervivencia se ajustaron mediante regresión logística binaria ("1" si el árbol ha sobrevivido entre los dos muestreos, "0" si ha muerto). Es decir, se adoptó un modelo linear generalizado con distribución Binomial y la función logit como enlace:

$$logit(P_{surv}) = a_0 + b_1 \cdot d + b_2 \cdot d^2 + b_3 \cdot \sqrt{d} + b_4 \cdot h + b_5 \cdot BAL + b_6 \cdot BAL_{ext} + b_7 \cdot ln(G) + b_8 \cdot Temp15sq + b_9 \cdot PPET + b_{10} \cdot SWHC + b_{11} \cdot Rad + b_{12} \cdot slope$$

Como en el caso de los modelos de crecimiento, a partir del modelo basado en los predictores de árbol y competencia seleccionados por TRASOBARES et al., (2016), se contempló la adición de predictores climáticos mediante un test de verosimilitud basados en la distribución Chi-cuadrado. En este caso, no se hicieron comparaciones con modelos alternativos (es decir, sin variables de estación o con variables puramente topográficas). Se aplicaron los mismos criterios de consistencia biológica empleados en los modelos de crecimiento para validar los coeficientes de las variables de estación (*Temp15sq*, *P/PET*, *SWHC* y *slope*).

El estancamiento en el crecimiento suele ser un buen indicador de pérdida de vitalidad (MONSERUD, 1976; TRASOBARES et al., 2016). Dado que los datos disponibles abarcan tres inventarios fue posible considerar como predictor el crecimiento en el periodo IFN2-3 para aquellas parcelas re-muestreadas en el IFN3-4. Sin embargo, como el IFN4 no está terminado para todas las provincias, el número de árboles medidos en los tres inventarios puede no ser suficiente para ajustar modelos con esta variable para algunas especies. Así pues, para cada especie se determinaron el número de registros de árboles medidos en los tres inventarios y el número de muertes observadas entre ellos. Cuando el número de registros era al menos de 400 y el número de muertes igual o mayor de 10 se ajustaron modelos como los anteriores, pero incluyendo como predictor el logaritmo del crecimiento observado en el periodo anterior (IFN2-3) dividido por el logaritmo del diámetro, $\frac{ln(DI_{prev}+1)}{ln(d+1)}$, representando una tasa de crecimiento relativa:

$$logit(P_{surv}) = a_0 + b_1 \cdot d + b_2 \cdot d^2 + b_3 \cdot \sqrt{d} + b_4 \cdot h + b_5 \cdot \frac{ln(DI_{prev}+1)}{ln(d+1)} + b_6 \cdot BAL + b_7 \cdot BAL_{ext} + b_8 \cdot ln(G) + b_9 \cdot Temp15sq + b_{10} \cdot PPET + b_{11} \cdot SWHC + b_{12} \cdot Rad + b_{13} \cdot slope$$

Finalmente, mediante el análisis de los diámetros máximos observados en el inventario por especie y la consulta de fuentes bibliográficas, se establecieron umbrales de diámetro máximo que inducen a asumir la muerte del árbol. Estos umbrales no se tuvieron en cuenta para la evaluación del modelo completo.

3.2.4. Modelo de incorporación local

Para el ajuste de los modelos de cantidad y diámetro de incorporación local se seleccionaron los registros de árboles incorporados a la subparcela de radio 5 m (muchos de ellos correspondientes a la clase diamétrica [7,5-12.5]) entre los dos inventarios. Dado que el objetivo era estimar la incorporación en periodos de 10 años, también se excluyeron aquellas parcelas para las que la separación entre inventarios era menor de 7 años o mayor de 13 años. Para cada especie con pies mayores presentes en la parcela en el primer inventario, se sumaron las densidades y se determinó el diámetro medio a partir de los registros correspondientes a la incorporación.

La predicción del número de árboles incorporados se modeló mediante dos pasos (LEDERMANN, 2002; BRAVO et al., 2008). En primer lugar, se ajustó un modelo linear generalizado con distribución Binomial y la función logit como enlace para la presencia de incorporación de la especie (B_{new}), variable que tomaba valor B_{new} = 1 si N_{new} > 0 y valor B_{new} = 0 en caso contrario:

$$logit(B_{new}) = a_0 + b_1 \cdot ln(N) + b_2 \cdot \left(\frac{N_{sp}}{N}\right) + b_3 \cdot ln(G) + b_4 \cdot SD(d) + b_5 \cdot Temp15sq + b_6 \cdot PPET + b_7 \cdot SWHC + b_8 \cdot Rad + b_9 \cdot slope$$

Mediante la función optimal.thresholds() del paquete de R PresenceAbsence (FREEMAN & MOISEN 2008), se determinó el umbral de probabilidad correspondiente a la prevalencia de incorporación observada en los datos de calibración.

Para aquellos registros donde había incorporación de la especie (es decir, si N_{new} > 0) se ajustó un modelo linear generalizado con distribución Gamma y una función logarítmica como enlace (efectos multiplicativos) para la cantidad de incorporación:

$$ln(N_{new}) = a_0 + b_1 \cdot ln(N) + b_2 \cdot \left(\frac{N_{sp}}{N}\right) + b_3 \cdot ln(G) + b_4 \cdot SD(d) + b_5 \cdot Temp15sq + b_6 \cdot PPET + b_7 \cdot SWHC + b_8 \cdot Rad + b_9 \cdot slope$$

El diámetro de los árboles incorporados se ajustó de nuevo mediante un modelo linear generalizado con distribución Gamma y una función logarítmica como enlace (efectos multiplicativos):

$$ln(DBH_{new}) = a_0 + b_1 \cdot G + b_4 \cdot Temp15sq + b_5 \cdot PPET + b_6 \cdot SWHC + b_7 \cdot Rad + b_8 \cdot slope$$

En ambos casos, y siguiendo la estrategia de calibración de los modelos de crecimiento y supervivencia, se utilizaron como modelos iniciales los que incluían, con consistencia biológica, solamente variables de competencia (densidad de la especie objetivo, densidad total, área basal, ...) como predictores. A partir de dichos modelos iniciales, se contempló la adición de predictores de estación mediante test de verosimilitud basados en la distribución Chi-cuadrado. Se aplicaron los mismos criterios de consistencia biológica mencionados anteriormente sobre los coeficientes de las variables de estación.

3.2.4. Modelo de incorporación por colonización

Se desarrollaron un segundo conjunto de modelos para predecir la densidad y el diámetro de la incorporación correspondiente a especies presentes en la parcela o en parcelas vecinas, siguiendo una aproximación parecida a GARCÍA-VALDÉS et al., (2013). El conjunto de variables explicativas y ecuaciones fueron los mismo que los usados para modelar la incorporación local, excepto que $N_{sp,i}/N_i$ – la abundancia relativa de la especie en la parcela *i* – fue reemplazada por una variable que incorpora la abundancia relativa de la especie en un entorno Ω:

$$\left[\frac{N_{sp}}{N}\right]_{\sigma,\Omega} = max\left(\frac{N_{sp,i}}{N_i}, \frac{\sum k(d_{ij},\sigma) \cdot \frac{N_{sp,j}}{N_j}}{\sum k(d_{ij},\sigma)}\right)$$

donde d_{ij} es la distancia entre la parcela *i* y una parcela *j*, $N_{sp,j}/N_j$ es la abundancia relativa de la especie *sp* en la parcela *j* y $k(d_{ij},\sigma) = exp\left(-(d_{ij}/\sigma)^2\right)$ es una función núcleo (kernel) de la distancia entre *i* y *j* dado un parámetro de escala σ. Se definió el conjunto Ω como aquel que incluye la

parcela objetivo y las 57 parcelas más cercanas, lo cual dado el espaciado de 1 km de la malla del IFN corresponde a aquellas parcelas dentro de un círculo de radio 3 km alrededor de la parcela objetivo. Los datos de calibración para el modelado de la presencia de incorporación (B_{new}) incluían un gran número de ceros, correspondientes a especies observadas en las parcelas cercanas para el inventario inicial pero que no aparecían en la parcela objetivo en el inventario final. Se ajustaron modelos logísticos para la presencia de nuevos individuos, como en el caso anterior, pero evaluando distintos valores para σ (0.5, 1, 2 y 4 km) y conservando aquel valor que resultó en un AIC menor. La misma estrategia se empleó para el ajuste de los modelos de densidad de incorporación.

3.3 Evaluación de los modelos

Durante el proceso de análisis de regresión se puso especial énfasis en que los modelos fueran poco sesgados y precisos desde el punto de vista estadístico, pero además consistentes desde un punto de vista biológico. Para ello se realizó una evaluación estadística y lógica de cada modelo. Para la evaluación de la capacidad de predicción de los modelos se ha estimado el sesgo mediante la siguiente fórmula:

$$\Theta(\hat{y}) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)}{n}$$

donde y es el vector de valores observados y $\hat{y}$ el vector de valores predichos. Así pues, valores negativos de Θ indican una infraestimación del modelo, y valores positivos indican una sobreestimación. El error cuadrático medio (ECM) se estimó mediante:

$$ECM(\hat{y}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{n-1}}$$

Asimismo, se calculó el sesgo relativo y el ECM relativo a partir de la división de los valores absolutos por la media de las predicciones, expresando el resultado en porcentaje. Finalmente, los modelos lineares generalizados con respuesta binomial se evaluaron mediante el estadístico del área bajo la curva característica operativa del receptor (Área Bajo la Curva o AUC).

4. Resultados

Los resultados incluyen un total de 182 modelos empíricos de árbol individual para las 27 especies y grupos de especies contempladas, calibrados a partir de los datos del IFN, que permiten el análisis de posibles escenarios forestales en el conjunto de España. La relación completa de los modelos, coeficientes, evaluación y proyecciones, así como los detalles de la especies y variables incluidas, puede encontrarse en los apéndices en https://ars.els-cdn.com/content/image/1-s2.0-S0378112721010008-mmc1.docx (TRASOBARES et al. 2022). En conjunto observamos que, una vez agregados para predecir la dinámica forestal a nivel nacional, se presenta un sesgo pequeño en su capacidad de estimar cambios promedios en área basimétrica, volumen y biomasa (Tabla 1, Figura 2). Si nos fijamos en la capacidad de predecir el área basimétrica del siguiente inventario, el modelo completo (combinando todos los modelos para cada una de las especies en toda el área) presenta un sesgo relativo de -0.3% para el periodo IFN2-3 y +0.7% para el periodo IFN3-4 y un ECM relativo alrededor del 23% (Figura 3). En este sentido, los resultados de la evaluación de todos los modelos conjuntamente la consideramos en general satisfactoria. Su aplicación a escala de provincia o comunidad autónoma resulta también poco sesgada gracias a la inclusión de las variables espaciales (provincias y regiones de procedencia) en el modelo de crecimiento en diámetro y para el modelo estático de alturas (Figura 2). Sin embargo, la aplicación del modelo completo debe realizarse con más cuidado en provincias con abundancia de plantaciones de especies muy productivas, como es el caso del noroeste peninsular.

El submodelo de crecimiento en diámetro tiene, en general, un comportamiento bueno para los bosques dominados por la mayoría de las especies, con un ECM relativo alrededor del 50% para los cambios en área basimétrica (Tabla 2). En la mayor parte de las provincias los sesgos de crecimiento són relativamente pequeños. Al considerar los procesos de crecimiento y mortalidad conjuntamente (incluyendo incorporaciones en las subparcelas mayores de 5 m), el modelo completo presenta sesgos entre -3% (IFN2-3) y +1% (IFN3-4) para los cambios en área basimétrica, aunque los sesgos son mayores en algunas provincias, y el ECM relativo aumenta al 100% (Tabla 2). Los modelos de incorporación presentan un sesgo en general pequeño al estimar la variación en área basimétrica, siendo del +2.7% en el periodo IFN2-3 y algo mayor (-9.7%) para el periodo IFN3-4 (Tabla 2). Asimismo, es importante destacar la exclusión de la evaluación de los registros correspondientes a la incorporación de especies nuevas (es decir, a la diversificación taxonómica). Al traducir los cambios en la estructura y composición de las parcelas a cambios en biomasa, los sesgos generales son despreciables, aunque existen diferencias significativas entre provincias y periodos. En términos de cambios en volumen con corteza, los sesgos son ligeramente positivos. Los modelos estáticos de altura son en general poco sesgados (con sesgos entre el -4.7% y el +1.1%) y presentan un ECM relativo entre el 14% y el 38%, según la especie considerada. Para los modelos de supervivencia se utilizaron 592.953 registros de árboles, de los que se produjeron un 2.6% de muertes. Los modelos de supervivencia basados en la distribución binomial presentan una capacidad de predicción moderada (AUC = 0.749).

Tabla 1. Evaluación del sistema de modelización en términos de predicción de la variación y valor final de la área basimétrica (AB), la biomasa total y el volumen. El % del sesgo y el % del ECM resultan de dividir el sesgo y el ECM por el valor medio predicho, respectivamente.

Variable	Periodo IFN	Promedio Obs.	Promedio Pred.	Sesgo	Sesgo (%)	ECM	ECM (%)	R^2 (%)
AB final (m^2/ha)	2-3	14.81	14.57	-0.24	-1.6	3.48	23.9	90.6
	3-4	19.80	19.64	-0.16	-0.8	4.65	23.7	87.4
Variación AB (m^2/ha)	2-3	3.87	3.63	-0.24	-6.5	3.48	95.9	46.2
	3-4	3.48	3.32	-0.16	-4.9	4.65	140.1	57.0
Biomasa final (Mg CO_2/ha)	2-3	108.0	108.2	0.24	0.2	29.2	26.9	89.7
	3-4	163.8	164.1	0.36	0.2	44.8	27.3	88.2
Variación biomasa (Mg CO_2/ha)	2-3	29.7	29.9	0.24	0.8	29.2	97.4	42.5
	3-4	34.7	35.0	0.36	1.0	44.8	127.8	50.3
Volumen final	2-3	81.0	83.6	2.56	3.1	29.1	34.8	88.4

(m^3/ha)	3-4	130.7	134.7	4.06	3.0	45.9	34.1	83.4
Variación volumen (m^3/ha)	2-3	24.6	27.1	2.56	9.4	29.1	107.3	52.0
	3-4	28.3	32.3	4.06	12.6	45.9	141.8	47.1

Tabla 2. Evaluación de los modelos en términos de predicción de cambios en el área basal (AB) debido a diferentes procesos: (a) aumento del área basal debido al incremento en diámetro de los árboles vivos; (b) cambio del área basal debido a los procesos de crecimiento y mortalidad (incluye la incorporación observada de árboles con dbh > 12,5 cm dentro de la subparcela de 5 m de radio); (c) aumento del área basal debido al crecimiento por incorporación local (dentro de la subparcela de 5 m de radio); (d) aumento del área basal debido al crecimiento de nuevas especies - incorporación por colonización (dentro de la subparcela de 5 m de radio). El % del sesgo y el % del ECM resultan de dividir el sesgo y el ECM por el valor medio predicho, respectivamente.

Variable	Periodo IFN	Promedio Obs.	Promedio Pred.	Sesgo	Sesgo (%)	ECM	ECM (%)	R^2 (%)
(a) Aumento AB / crecimiento en diámetro (m^2/ha)	2-3	3.40	3.29	-0.11	-3.3	1.61	48.9	78.7
	3-4	4.13	4.20	0.08	1.8	2.09	49.8	70.6
(b) Cambio AB / crecimiento y mortalidad (m^2/ha)	2-3	3.03	2.86	-0.17	-6.1	3.05	106.7	48.8
	3-4	2.36	2.24	-0.12	-5.3	3.97	177.3	64.0
(c) Aumento AB / incorporación local (m^2/ha)	2-3	0.62	0.64	0.03	3.9	1.21	189.4	20.6
	3-4	0.91	0.84	-0.07	-8.1	1.64	195.0	19.9
(d) Aumento AB / incorporación por colonización (m^2/ha)	2-3	0.134	0.137	0.003	2.2	0.62	452.5	4.5
	3-4	0.216	0.240	0.024	10.2	0.90	372.4	3.9

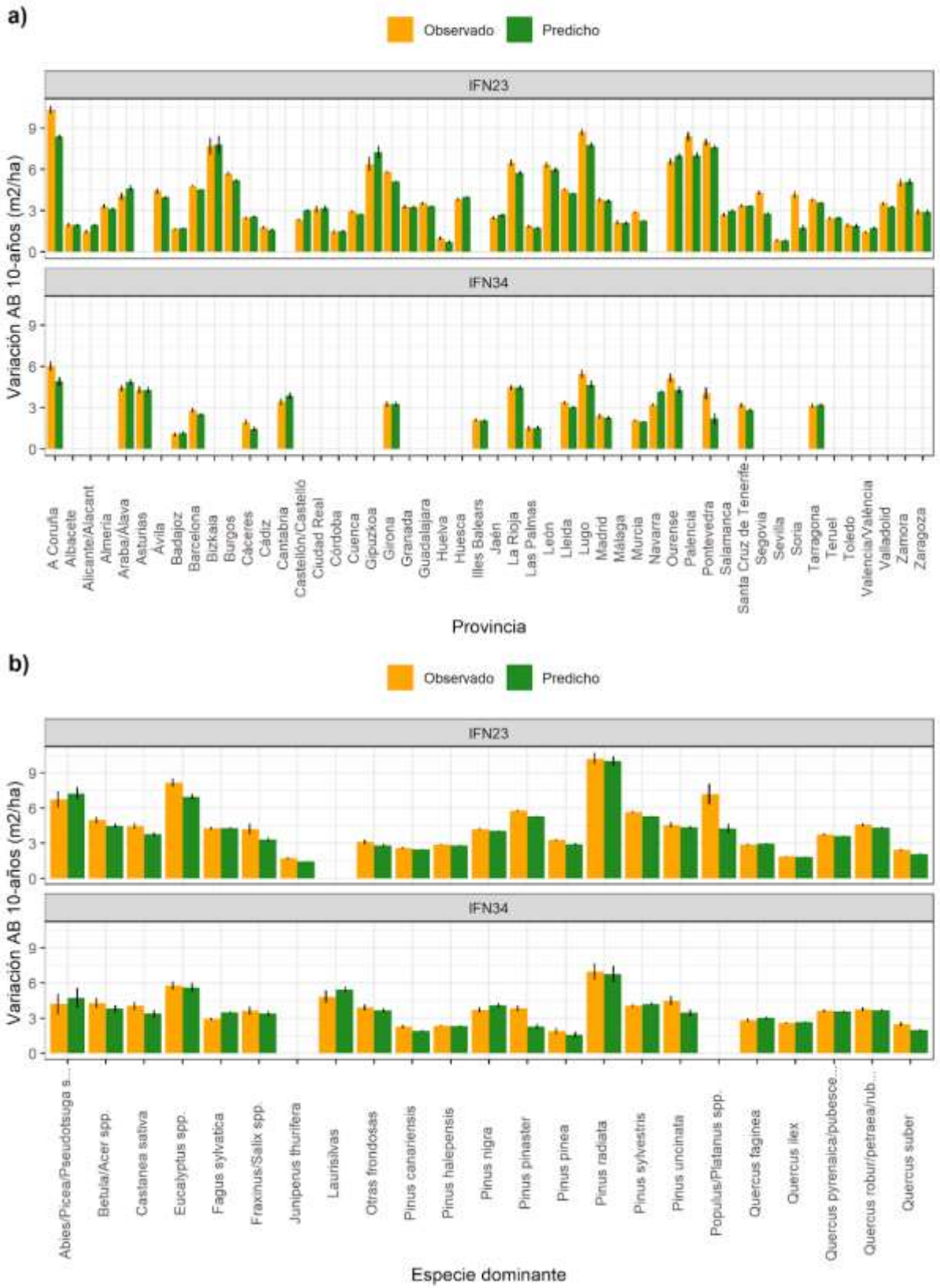

Figura 2. (a) Cambios en el área basal (AB) predichos y observados por provincias españolas y (b) por especie dominante para los dos periodos de estudio (IFN2-3 y IFN3-4).

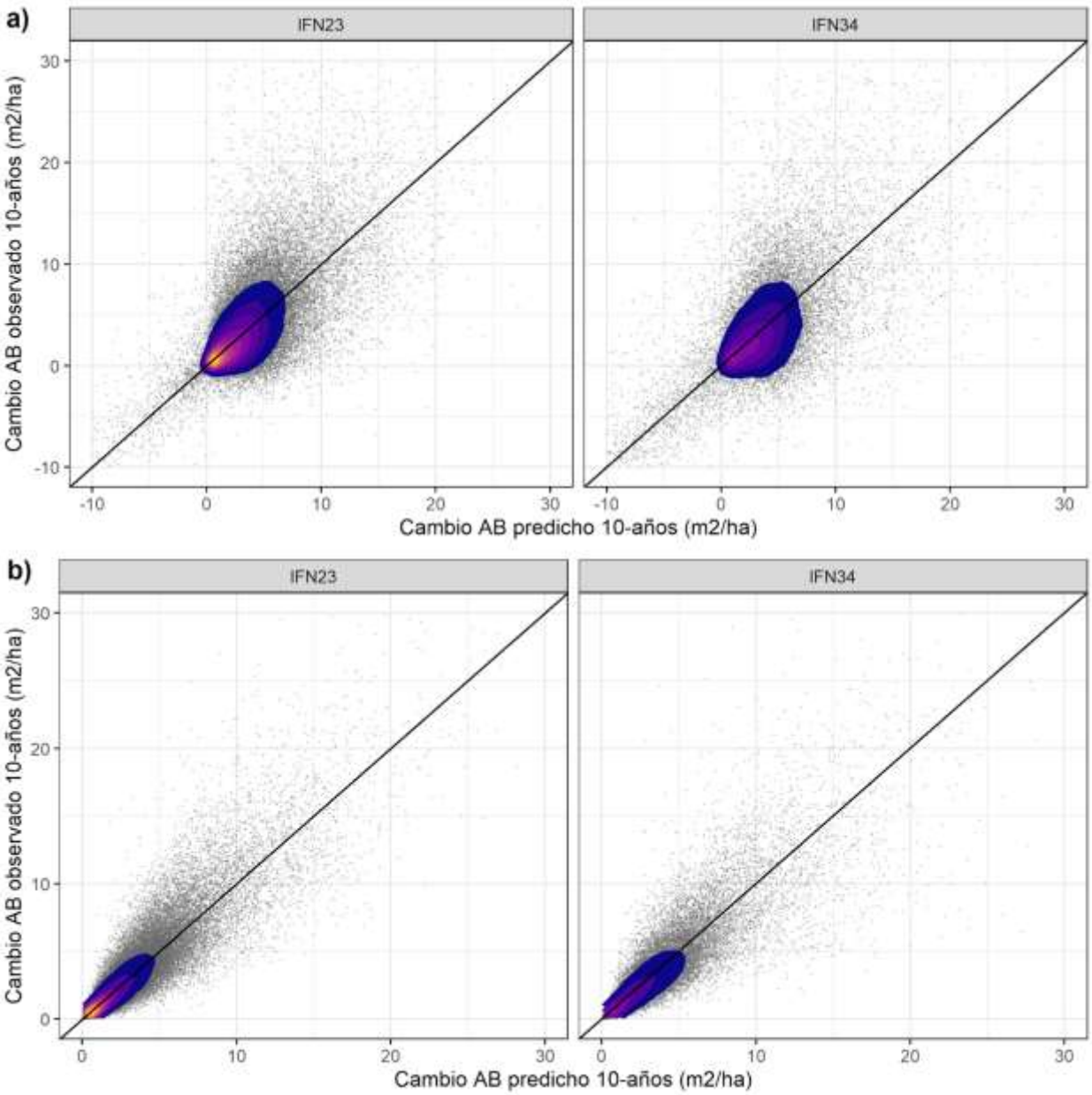

Figura 3. Cambios en el área basal (AB) predichos respecto observados durante los dos períodos de estudio (IFN2-3 y IFN3-4): (a) Cambios en el área basal derivados de la proyección de todos los modelos de dinámica y (b) cambios en el área basal derivados de los incrementos en diámetro de los árboles vivos. (Los contornos representan la densidad de puntos).

5. Discusión

La ambición de esta síntesis es presentar un conjunto de herramientas y modelos para simular la dinámica forestal que se adecuan a la enorme diversidad geográfica, edáfica, climática, topográfica y de tradición forestal de las masas españolas. Este esfuerzo ha resultado en la calibración y validación de modelos de crecimiento en diámetro, crecimiento en altura (o altura total), supervivencia, incorporación local e incorporación por colonización para 27 especies y grupos de especies presentes en el IFN, e integra todos los registros muestreados disponibles hasta la fecha.

El uso de los datos del IFN son una base excepcional para el desarrollo de dichos modelos, tratándose de uno de los conjuntos de observaciones forestales más completo y exhaustivo de los comúnmente disponibles, con una de las densidades y coberturas geográficas más altas de Europa (TOMPPO et al., 2010). De hecho, el IFN español se considera uno de los proyectos más relevantes del campo forestal de los últimos años por su duración y extensa red de datos de campo (ALBERDI et al., 2017), siendo una base excepcional, robusta y verificable para la modelización forestal. Aunque el uso de los datos de inventarios forestales presenta ciertas limitaciones ya que no se diseñaron específicamente para este tipo de ejercicios de modelización (véase por ejemplo WEISKITTEL et al., 2011), el gran volumen de observaciones compensa posibles sesgos y ofrece una gran representatividad. La evaluación de los modelos aquí presentados de hecho confirman esta premisa.

El método empleado para emular la dinámica forestal basado en árbol individual independiente de la distancia recoge esfuerzos previos por los autores (TRASOBARES et al. 2004a, 2016; TRASOBARES & PUKKALA, 2004). Sin embargo, los modelos presentados en TRASOBARES et al., (2022) y sintetizados en el presente estudio presentan mejoras sustanciales más allá de aumentar el número de especies y la cobertura geográfica. Entre las mejoras aportadas, cabe destacar que los modelos son ahora explícitamente multi-específicos, incluyendo tanto masas puras como mixtas. Los modelos de regeneración no solo se limitan a procesos locales si no que también consideran los efectos de la dinámica de colonización por parte de las masas forestales cercanas, y las predicciones a largo plazo consideran las variaciones climáticas, permitiendo pues simular hasta cierto punto los efectos del cambio climático sobre la dinámica forestal.

La metodología para calibrar y validar, así como la estructura de los modelos obtenidos, siguen unas pautas de modelización que se consideran suficientemente robustas y adecuadas para caracterizar el crecimiento en rodales mixtos y con distintos planes de gestión aplicados (WEISKITTEL et al., 2011). Aun así, existen otros tipos de modelos, como los basados en procesos, que tal vez sean más adecuados para estudiar la respuesta de los individuos a las variaciones climáticas (e.g. GARCÍA-GONZALO et al., 2007). Sin embargo, el uso de aproximaciones más sencillas como la aquí presentada facilita el uso de dichos modelos de dinámica forestal por parte de investigadores o gestores ya que solo se requieren los coeficientes de los modelos para ser aplicados (ver https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119909). Además, estos modelos integran mejor los efectos de la gestión silvícola, y el hecho de contar con una estructura jerarquizada permite incorporar posibles sesgos e integrar directamente la variación espacial incluyendo efectos ambientales o climáticos. El resultado final son unos modelos de dinámica forestal para los bosques españoles con niveles razonables de consistencia biológica y con una precisión alta en las predicciones. Entre las limitaciones, observamos pequeños sesgos en los modelos de mortalidad, debido que algunos árboles muertos se extraen en áreas gestionadas y no se tuvieron en cuenta, y en los modelos de regeneración, dadas las limitaciones en el número de árboles nuevos en las clases diamétricas más pequeñas entre los intervalos de medición.

La integración de todos los modelos desarrollados permite predecir la variación en diversos productos forestales y servicios ecosistémicos del bosque, como la producción de madera, el secuestro de carbono y la disponibilidad de agua, entre otros, si se combinan con modelos existentes (p. ej., DE CÁCERES et al., 2015; ROCES-DÍAZ et al., 2021). Esta aplicación supone un salto cualitativo muy importante en el campo de la política forestal, ya que permite explorar consecuencias de políticas y regulaciones alternativas a las actuales en la provisión de bienes y servicios ecosistémicos (NAABURS et al., 2018). A su vez, los modelos de regeneración por colonización, por ejemplo, pueden tener aplicaciones en estudios de biodiversidad o idoneidad de hábitat en un contexto de gestión forestal sostenible (MCRAE et al., 2008)

En este aspecto, una aplicación de los resultados agregados a escala provincial o regional es posible, ya que los modelos incorporan predictores regionales que permiten predicciones calibradas a

varios niveles espaciales, en su capacidad de estimar cambios promedios en área basimétrica, volumen y biomasa a varias escalas. Aplicados a escala nacional, los sesgos de los modelos de crecimiento diametral resultan en un ECM cercano al 50% en cambios de área basal. Los sesgos en las predicciones agregadas son, en general, relativamente pequeños en casi todas las provincias, gracias a la inclusión de las variables espaciales (provincias y regiones de procedencia) en el modelo de crecimiento en diámetro y para el modelo estático de alturas. Estos sesgos son el resultado de la acumulación de error, sobre todo provenientes de los modelos de mortalidad y regeneración cuando se agregan en áreas amplias (WEISKITTEL et al., 2011). Sin embargo, la aplicación del modelo completo debe realizarse con más cuidado en provincias con abundancia de plantaciones de especies muy productivas, como es el caso del noroeste peninsular. Esfuerzos adicionales, por ejemplo, incorporando alturas dominantes a nivel de rodal en regiones con abundancia de plantaciones, pueden mejorar los modelos propuestos, e incrementar su precisión local. Es importante mencionar que el sistema de simulación presentado se concibe como una herramienta en continua evolución, que se podrá ir perfeccionando en base a calibraciones y validaciones con nuevos datos independientes, en base a la próxima compleción del IFN4 en las provincias faltantes.

Finalmente, considerando los gradientes climáticos del territorio español, así como la variabilidad en composición de especies y en la gestión forestal, la precisión y resultados de los modelos propuestos son equiparables a los resultados de otros estudios en otros países (véase, por ejemplo, MONSERUD & STERBA, 1996; HYNYNEN et al., 2002; BARREIRO y TOMÉ, 2017). A pesar de las limitaciones y sesgos identificados, creemos que el resultado global de este estudio de simulación es satisfactorio tanto a nivel de rodal como agregado a nivel provincial o nacional, y permite múltiples aplicaciones en el campo de la gestión y la política forestal.

6. Conclusiones

Este estudio presenta un conjunto de 182 modelos empíricos para la simulación de la dinámica forestal a nivel de árbol individual, calibrados a partir de los datos del IFN, que permiten el análisis de posibles escenarios forestales en el conjunto de España. En concordancia con modelos similares desarrollados anteriormente, los modelos muestran en general consistencia biológica y una precisión estadística adecuada. Las ventajas de los modelos desarrollados en relación a estudios previos son: (1) el haber sido calibrados mediante todos los datos disponibles para los inventarios IFN2-IFN3-IFN4 de todo el territorio español y (2) la inclusión de variables climáticas, cosa que permite realizar simulaciones de la dinámica forestal bajo escenarios de cambio climático en combinación con escenarios de gestión.

Finalmente, los modelos propuestos tienen aplicación tanto en la gestión y la planificación forestal de rodales como para la simulación a nivel de paisaje, representando un conjunto de herramientas que sirven de base para una futura planificación forestal multi-objetivo a nivel nacional o regional.

7. Agradecimientos

El presente estudio recibió financiación de fondos estructurales del CTFC, del Departament d'Agricultura, del Instituto Nacional de Investigaciones Agrarias (INIA), y del Ministerio de Economía y Competitividad (a través de los proyectos con número CGL2017–89149-C2–2-R y Ramón y Cajal RyC-2012–11109). Estamos profundamente agradecidos a Isabel Cañellas, Iciar Alberdi, Patricia Adame, José M. García del Barrio y Jari Miina, por su asesoramiento en la investigación, así como Elena Robla y Vicente Sandoval, por su ayuda con los datos. Finalmente, agradecemos el apoyo prestado por el proyecto DecisionES del programa Marie Sklodowska-Curie (financiado por el programa de investigación e innovación de la Unión Europea, con no. 101007950).

8. Bibliografía

ADAME, P.; HYNYNEN, J.; CAÑELLAS, I., DEL RÍO, M.; 2008. Individual-tree diameter growth model for rebollo oak (Quercus pyrenaica Willd.) coppices. *For. Ecol. Manage.* 255(3-4), 1011–1022.

ALBERDI, I.; CAÑELLAS, I.; VALLEJO BOMBÍN, R.; 2017. The Spanish National Forest Inventory: history, development, challenges and perspectives. *Brazilian J. For. Res.* 37 (91), 361.

ALÍA, R.; GARCIA DEL BARRIO, J.M.; IGLESIAS, S.; et al.; 2009. Regiones de procedencia de especies forestales de España. Organismo Autónomo de Parques Nacionales, Madrid.

ANTÓN-FERNÁNDEZ, C.; MOLA-YUDEGO, B.; DALSGAARD, L.; ASTRUP, R.; 2016. Climate-sensitive site index models for Norway. *Can. J. For. Res.* 46 (6), 794–803.
BARREIRO, S., TOMÉ, M.; 2017. Projection Systems in Europe and North America: Concepts and Approaches. In: BARREIRO, S.; SCHELHAAS, M.-J.; MCROBERTS, R.E., KÄNDLER, G. (eds) Forest-Inventory-based projection systems for wood and biomass availability. Springer Nature, pp 25–47.

BATES, D.; MAECHLER, M.; BOLKER, B.; WALKER, S.; 2015. Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *J. Stat. Softw.* 67 (1), 1–48.

BRAVO, F., PANDO, V., ORDÓÑEZ, C., LIZARRALDE, I.; 2008. Modelling ingrowth in Mediterranean pine forests: a case study from Scots pine (Pinus sylvestris L.) and Mediterranean Maritime pine (Pinus pinaster Ait.) stands in Spain. *Investig Agrar Sist y Recur For* 17:250.

CONDÉS, S.; ALBERDI, I.; GARCÍA-ROBREDO, F.; VALLEJO, R.; 2017. Spain. In: BARREIRO, S.; SCHELHAAS, M.-J.; MCROBERTS, R.E., KÄNDLER, G. (eds) Forest-Inventory-based projection systems for wood and biomass availability. Springer Nature, pp 279–288.

DE CÁCERES, M.; MARTÍNEZ-VILALTA, J.; COLL, L.; LLORENS, P.; CASALS, P.; POYATOS, R.; et al.; 2015. Coupling a water balance model with forest inventory data to predict drought stress: the role of forest structural changes vs. climate changes. *Agricultural and Forest Meteorology* 213, 77-90

DIXON, G., 2013. Essential FVS: A User's Guide to the Forest Vegetation Simulator. Fort Collins, Colorado.

FREEMAN, E. A.; MOISEN, G.; 2008.. PresenceAbsence: An R package for presence absence analysis. Journal of statistical software, 23, 1-31.

GARCIA-GONZALO, J.; PELTOLA, H.; GERENDIAIN, A.Z.; KELLOMÄKI, S.; 2007. Impacts of forest landscape structure and management on timber production and carbon stocks in the boreal forest ecosystem under changing climate. *For. Ecol. Manage.* 241 (1–3), 243–257.

GARCÍA-VALDÉS, R.; ZAVALA, M.A.; ARAÚJO, M.B.; PURVES, D.W.; 2013. Chasing a moving target: projecting climate change-induced shifts in non-equilibrial tree species distributions. *J. Ecol.* 101 (2), 441–453.

GONZÁLEZ, J.R.; PALAHÍ, M.; TRASOBARES, A.; PUKKALA, T.; 2006. A fire probability model for forest stands in Catalonia (north-east Spain). *Ann. For. Sci.* 63 (2), 169–176.

GONZÁLEZ, J.R.; TRASOBARES, A.; PALAHÍ, M.; PUKKALA, T.; 2007. Predicting stand damage and tree survival in burned forests in Catalonia (North-East Spain). *Ann. For. Sci.* 64 (7), 733–742.

HYNYNEN, J.; OJANSUU, R., HÖKKÄ, H., et al.; 2002. Models for predicting stand development in MELA system. Finnish Forest Research Institute. Research papers no. 835. Vantaa, Finland.

LEDERMANN, T.; 2002. Using logistic regression to model tree selection preferences for harvesting in forests in conversion. In Continuous Cover Forestry (pp. 203-216). Springer, Dordrecht.

MLADENOFF, D.J.; 2004. LANDIS and forest landscape models. *Ecol. Model.* 180(1): 7-19.

MCRAE, B.H.; SCHUMAKER, N.H.; MCKANE, R.B.; BUSING, R.T.; SOLOMON, A.M.; BURDICK, C. A.; 2008. A multi-model framework for simulating wildlife population response to land-use and climate change. *Ecol. Model.* 219 (1-2), 77–91.

MONSERUD, R.A.; 1976. Simulation of forest tree mortality. *Forest Science*, 22(4), 438-444.

MONSERUD, R.A., STERBA, H; 1996. A basal area increment model for individual trees growing in even- and uneven-aged forest stands in Austria. *For. Ecol. Manage.* 80:57–80.
NABUURS, G.-J.; VERKERK, P.J.; SCHELHAAS, M.-J., GONZÁLEZ-OLABARRIA, J.R., TRASOBARES, A.; CIENCIALA, E.; 2018. Climate-Smart Forestry: mitigation impacts in three European regions. Vol. 6. European Forest Institute, 32pp.

PESCHEL, W.; 1938. Die mathematischen Methoden zur Herleitung der Wachstumsgesetze von Baum und Bestand und die Ergebnisse ihrer Anwendung. Tharandter Forstl Jahrb 89, 169–247.

ROCES-DÍAZ, J. V.; VAYREDA, J.; BANQUÉ-CASANOVAS, M.; CUSÓ, M.; ANTON, M.; BONET, J. A., ... & MARTÍNEZ-VILALTA, J.; 2018. Assessing the distribution of forest ecosystem services in a highly populated Mediterranean region. *Ecological indicators,* 93, 986-997.

ROCES-DÍAZ, J.V.; VAYREDA, J.; DE CÁCERES, M.; GARCÍA-VALDÉS, R.; BANQUÉ-CASANOVAS, M.; MORÁN-ORDÓÑEZ, A.; BROTONS, L.; DE-MIGUEL, S.; MARTÍNEZ-VILALTA, J.; 2021. Temporal changes in Mediterranean forest ecosystem services are driven by stand development, rather than by climate-related disturbances. *For. Ecol. Manage.* 480, 118623.

TRASOBARES, A.; PUKKALA, T.; 2004. Using past growth to improve individual-tree diameter growth models for uneven-aged mixtures of Pinus sylvestris L. and Pinus nigra Arn. in Catalonia, north-east Spain. *Ann. For. Sci.* 61 (5), 409–417.

TRASOBARES, A.; PUKKALA, T.; MIINA, J.; 2004a. Growth and yield model for uneven-aged mixtures of Pinus sylvestris L. and Pinus nigra Arn. in Catalonia, north-east Spain. *Ann. For. Sci.* 61 (1), 9–24.

TRASOBARES, A.; TOMÉ, M.; MIINA, J.; 2004b. Growth and yield model for Pinus halepensis Mill. in Catalonia, north-east Spain. *For. Ecol. Manage.* 203 (1-3), 49–62.

TRASOBARES, A.; ZINGG, A.; WALTHERT, L.; BIGLER, C.; 2016. A climate-sensitive empirical growth and yield model for forest management planning of even-aged beech stands. *Eur. J. For. Res.* 135 (2), 263–282

TRASOBARES, A.; MOLA-YUDEGO, B.; AQUILUÉ, N.; GONZÁLEZ-OLABARRIA, J. R.; GARCIA-GONZALO, J.; GARCÍA-VALDÉS, R.; DE CÁCERES, M; 2022. Nationwide climate-sensitive models for stand dynamics and forest scenario simulation. *For. Ecol. Manage.*, 505, 119909.

TOMPPO, E.; GSCHWANTNER, T.; LAWRENCE, M.; MCROBERTS, R.E.; GABLER, K., SCHADAUER, K.; VIDAL, C.; LANZ, A.; STAHL, G.; CIENCIALA, E.; 2010. National forest inventories Pathways for Common Reporting. *Eur. Sci. Found.* 541–553.

WEISKITTEL AR; HANN DW; KERSHAW Jr. JR; VANCLAY JK; 2011. Forest Growth and Yield Modeling. John Wiley & Sons Ltd., Chichester, UK

WIMBERLY, M.C.; BARE, B.B.; 1996. Distance-dependent and distance-independent models of douglas-fir and western hemlock basal area growth following silvicultural treatment. *For. Ecol. Manage.* 89 (1-3), 1–11.

WYKOFF, W.R.; 1990. A basal area increment model for individual conifers in the northern Rocky Mountains. *For. Sci.* 36, 1077–1104.

YOUSEFPOUR, R.; HANEWINKEL, M.; 2016. Climate Change and Decision-Making Under Uncertainty. *Curr. For. Rep*. 2 (2), 143–149.