

Rafael Alonso Ponce
Föra Forest Technologies SLL
Instituto Universitario de Investigación Gestión Forestal Sostenible iuFOR
Oscar Cisneros González.
Aitor Arraiza Santillán
Föra Forest Technologies SLL
Joaquín Garnica López
Bosques y Ríos SL

José Carlos Santana Pérez
Sorbus Bosques Multifuncionales SL
Esther Merlo Sánchez
Miguel Piñeiro García
Madera Plus Calidad Forestal SL
Gonzalo Caballé
Fundación Cese for

3. EFECTO DEL CLIMA Y EL SUELO EN LA PRODUCTIVIDAD DE DIFERENTES CLONES DE CHOPO

Introducción

Las plantaciones de chopo están disminuyendo, y los factores que han propiciado esta situación son múltiples. Entre ellos se encuentran las trabas administrativas, la competencia con otros cultivos agrícolas menos rentables pero que disfrutaban de subvenciones en el marco de la PAC, la creciente vulnerabilidad de los clones más utilizados a plagas y enfermedades y a las cambiantes condiciones climáticas que están afectando tanto al crecimiento como a la calidad de la madera. Así, por ejemplo, el clon I-214, base de la populicultura española se ha visto afectado en los últimos años por ataques de pulgón lanígero (*Phloeomizus passerinii*). Lo mismo ocurre con el clon Beaupré, en este caso afectado por la roya (*Melampsora* spp.).

En general, los cinco clones prevalentes a día de hoy (MC, Raspalje y Unal, además de los dos ya mencionados) muestran en los últimos años signos evidentes de peor desempeño en términos generales. De acuerdo con los datos de plantas comercializadas de cada clon en los últimos cinco años por los viveros registrados en Castilla y León, estos cinco clones de chopos suponen el 94,3% de todas las plantaciones (Rueda, et al, 2019).

Si bien estos clones han demostrado una alta productividad en condiciones óptimas, su amplia utilización ha generado una homogenización genética que aumenta significativamente la

vulnerabilidad de las plantaciones frente a factores adversos como enfermedades, plagas y las nuevas condiciones climáticas derivadas del cambio global, tales como el incremento de temperaturas, la alteración en los regímenes hídricos y la mayor frecuencia de fenómenos meteorológicos extremos (IPCC, 2023).

La falta de diversidad genética implica que los ensayos de evaluación clonal desempeñen un papel crucial para probar nuevos clones más resistentes a enfermedades y a condiciones climáticas extremas como se hace en otros países. Estos ensayos, diseñados bajo principios estadísticos robustos, permiten analizar la respuesta productiva de distintos clones frente a una variedad de condiciones ambientales.

La variabilidad clonal del chopo en cuanto a crecimiento y propiedades tecnológicas de la madera es ampliamente reconocida y estudiada en otros países, con programas de selección clonal adaptados a las condiciones específicas del sitio y las condiciones medioambientales (Rueda et al. 2016). En España se realizó un trabajo muy importante de selección clonal de chopo pero que no se mantuvo en el tiempo. No obstante, es factible aprovechar el trabajo realizado en otros lugares y experimentar en su territorio los clones seleccionados y que ya están disponibles comercialmente o en avanzado estado de selección y éste es el caso de España.

Objetivos

El objetivo general de este trabajo es analizar la capacidad productiva de 17 clones de chopo en función de las condiciones ecológicas (edáficas y climáticas) de la estación, en las cuencas del Duero y del Ebro. Los objetivos específicos derivados del anterior son:

- Evaluar el efecto de las 48 variables ecológicas (suelo y clima) en el crecimiento de los 17 clones de chopo en 18 ensayos clonales ya establecidos.
- Generar un modelo predictivo para estimar el crecimiento de cada clon en localizaciones donde no se ha testado.

Metodología

1. Ensayos clonales

Se ha contado con un total de 18 ensayos clonales repartidos por las cuencas del Duero (León y Zamora) y del Ebro (La Rioja) (Imagen 1), en los que se han analizado un total de 17 clones. Estos experimentos forman parte de un conjunto de ensayos clonales establecidos por Bosques y Ríos SL (socio del proyecto) desde hace años. La lista de ensayos y clones se muestran en las Tabla 1 y 2, respectivamente. El marco de plantación es siempre 6x6 salvo en el caso de del ensayo clonal de Turcia_2014, que es 5x5. En todos los casos se ha plantado a raíz profunda. En la Tabla 1 se detallan tanto los nombres de los ensayos como su edad en 2024 (tomada tras el periodo vegetativo de 2024), la cuenca hidrográfica en la que se ubican y el número de réplicas (bloques) existentes en el ensayo.

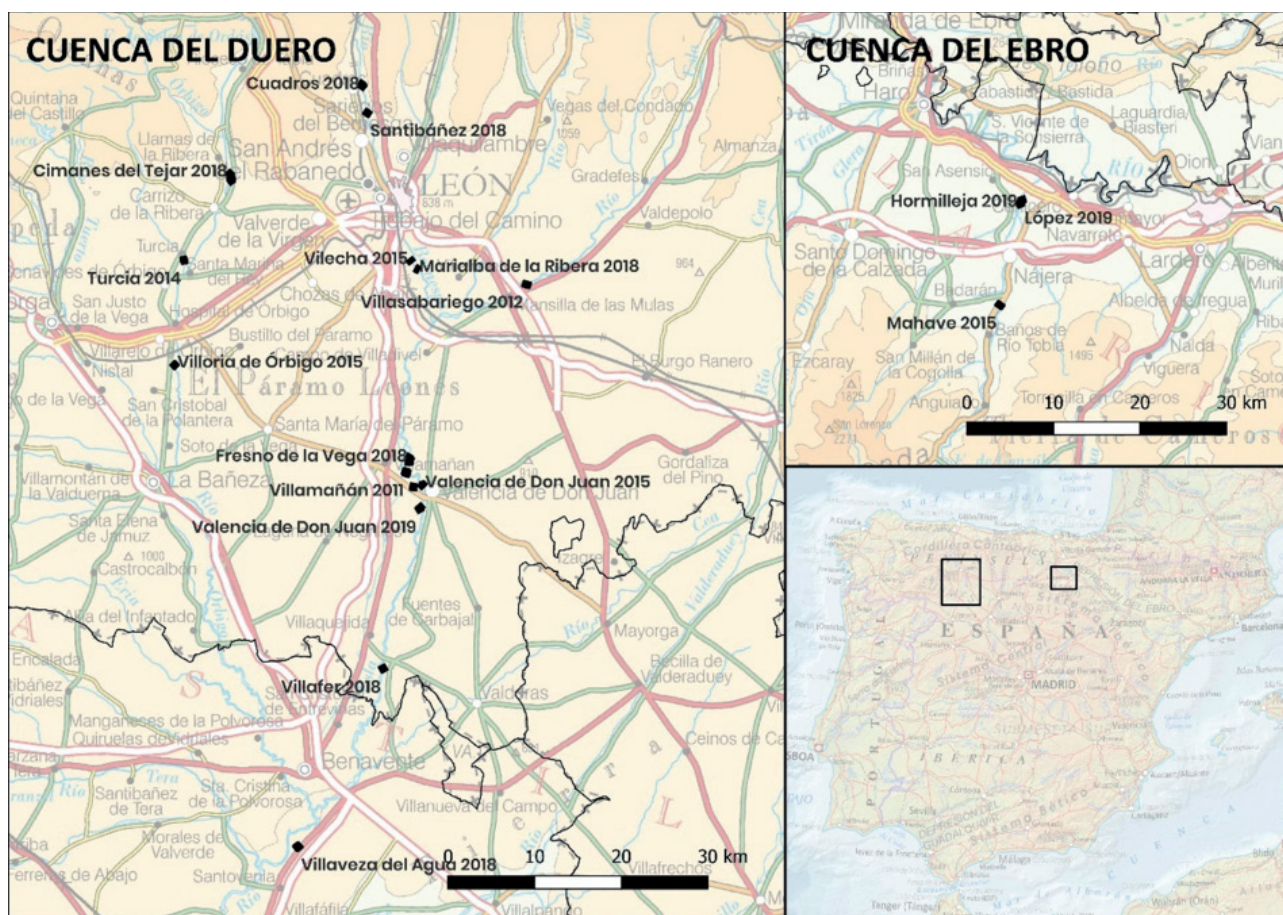


Imagen 1. Localización de los 18 ensayos clonales considerados.

Tabla 1. Lista de ensayos clonales evaluados en este trabajo.

Ensayo	Cuenca	Edad	Bloques
CIMANES DEL TEJAR 2018	DUERO	6	3
CUADROS 2018	DUERO	6	3
FRESNO DE LA VEGA 2018	DUERO	6	3
MARIALBA DE LA RIBERA 2018	DUERO	6	3
SANTIBÁÑEZ 2018	DUERO	6	3
TURCIA 2014	DUERO	10	1
VALENCIA DE DON JUAN 2010	DUERO	14	1
VALENCIA DE DON JUAN 2015	DUERO	9	1
VALENCIA DE DON JUAN 2019	DUERO	5	3
VILECHA 2015	DUERO	9	1
VILLAFER 2018	DUERO	6	3
VILLAMAÑÁN 2011	DUERO	13	3
VILLASABARIEGO 2012	DUERO	12	3
VILLAVEZA DEL AGUA 2018	DUERO	6	3
VILLORIA DE ÓRBIGO 2015	DUERO	9	1
HORMILLEJA 2019	EBRO	5	3
LÓPEZ 2019	EBRO	5	3
MAHAVE 2015	EBRO	9	3

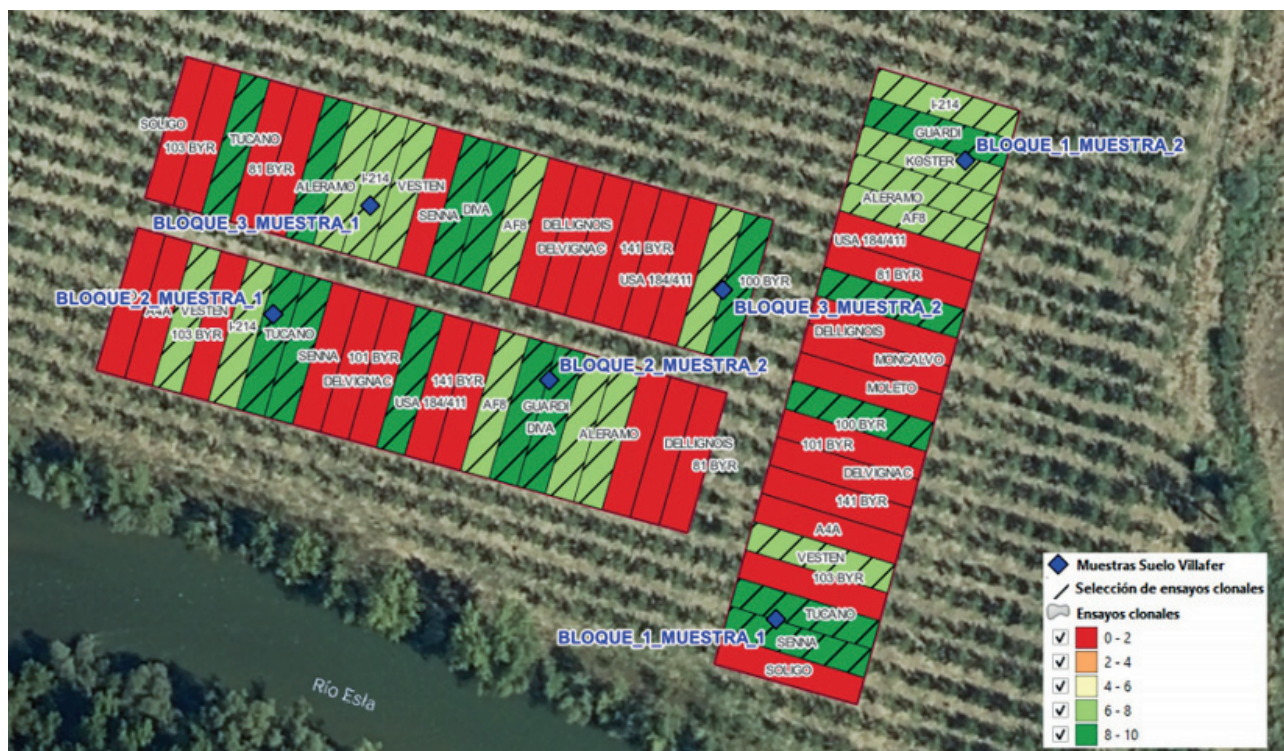


Imagen 2. Ejemplo de los clones seleccionados en una parcela de ensayos clonales con 3 bloques en la cuenca del Duero.

Los clones evaluados en este trabajo se exponen en la Tabla 2. Hay que destacar que no todos los clones están presentes en todos los ensayos.

Tabla 2. Lista de clones evaluados en este trabajo.

Clon	Origen	Clon	Origen
39 BYR		HOOGVORST	INBO
100 BYR		I214	CREA
AF4	ALASIA	KOSTER	3C2A
AF8	ALASIA	RASPALJE	INBO
AF13	ALASIA	SENNA	CREA
ALERAMO	CREA	TUCANO	CREA
BEAUPRE	INBO	UNAL	INBO
DIVA	CREA	VESTEN	INBO
GUARDI	CREA		

Los clones 39BYR y 100BYR son clones experimentales por lo que no se puede indicar su origen ni nombre verdadero.

2. Evaluación de la productividad

Para evaluar la productividad de cada uno de los clones se emplearon las mediciones de campo (diámetros normales de todos los árboles incluidos en los bloques de ensayo) tomadas por el personal de Bosques y Ríos como socio del del proyecto. Estas mediciones se realizaron anualmente a partir del séptimo año, aunque para este trabajo también se midieron los diámetros normales de los clones con 6 años. En el caso de los tres ensayos con sólo 5 años, los diámetros fueron medidos ad hoc por el personal de Madera Plus SL (socio del proyecto).

Con estos datos es factible calcular el crecimiento anual medio en área basimétrica a una edad de referencia dada (IGM, m²/ha/año), y utilizar esa variable como evaluadora de la productividad. No se utilizó el crecimiento diametral ya que no todos los ensayos presentaban el mismo marco de plantación, con lo que la diferente densidad introduciría ruido en el análisis. La edad de referencia escogida fue 7 años. Esta elección ha supuesto un

compromiso entre utilizar una edad lo más avanzada posible, y la disponibilidad de datos. Así, de los 18 ensayos, 8 superaban dicha edad (y por lo tanto su área basimétrica puede ser directamente calculada), mientras que otros 7 tenían 6 años y otros tres, 5. A estos ensayos se les simuló el crecimiento hasta los 7 años mediante la aplicación de las ecuaciones de índice de sitio de Castedo-Dorado (2023).

Variables edáficas

El suelo desempeña un rol determinante en la productividad de los clones. Así, factores como la textura, el drenaje, la profundidad y la disponibilidad de nutrientes, entre otros, afectan significativamente en el crecimiento de los árboles. Por ejemplo, los suelos profundos y fértiles, con buen acceso al agua, favorecen el desarrollo óptimo de las plantaciones, mientras que suelos compactos, pobres en nutrientes o con problemas de encharcamiento limitan su potencial. Además, la interacción entre el tipo de suelo y el clon pueden marcar diferencias significativas en el rendimiento. Por todo ello, es esencial realizar estudios edáficos previos a la plantación y optar por clones específicamente adaptados a las condiciones locales, optimizando así la productividad y garantizando la sostenibilidad de las plantaciones a largo plazo.

A continuación, se describe la metodología para la toma de muestras edáficas:

- Determinación de puntos de muestreo distribuidos por cada bloque de ensayo clonal. Normalmente se ubicaron 3 puntos de muestreo por bloque.
- Ejecución de catas de hasta 50cm de profundidad en los puntos aleatorios de muestreo. Una vez abierta y profundizada la cata, se extrajo tierra practicando un corte vertical entre los 25 y los 50 cm de

profundidad, procurando no tomar material de la zona superficial para evitar la influencia antrópica en las muestras tomadas. Una vez recogida la muestra se embolsó y se etiquetaron cada una de las submuestras.

- Mezcla de las submuestras de tierra de cada cata pertenecientes a un mismo bloque de ensayo clonal, conformando así la muestra de suelo definitiva. Si hubiera variaciones de calidad de terreno en esas unidades, se conformarán tantas muestras diferentes para esa unidad como rodales discriminados hubiera, anotándose a qué clones dentro del bloque correspondía la nueva muestra.
- Preparación de la muestra definitiva de acuerdo con las exigencias del laboratorio certificado. Se extrajeron aquellos elementos contaminantes que pudieran alterar los análisis, como piedras grandes, plásticos, restos vegetales, etc.
- Etiquetado y embolsado de la muestra final.

Las variables edáficas calculadas a partir de los datos de laboratorio, así como



Imagen 3. Ejemplo de una cata de 50 cm realizada (izquierda), etiquetado de la muestra (centro) y testigo de textura moldeado manualmente para estimar la textura aproximada del suelo de acuerdo con la clasificación USDA (dcha).

sus métodos de laboratorio, unidades y acrónimos se muestran en la Tabla 3. En el caso de la variable GRUESOS, se trata de una variable ordinal, estimada en campo con criterio experto, con tres niveles (bajo, intermedio y alto):

Clase 1: Muestras de suelo con un porcentaje bajo de elementos gruesos y una marcada dominancia de la fracción fina (partículas < 2mm)

Clase 2: Muestras de suelo con un porcentaje intermedio de elementos gruesos. No se puede asignar en ellas un predominio de la fracción fina menor de 2mm o mayor de 2mm.

Clase 3: Muestras de suelo con una evidente predominancia porcentual de elementos gruesos (partículas > 2mm)

Tabla 3. Variables evaluadoras de las propiedades edáficas empleadas en el análisis.

Variable	Acrónimo	Ud	Método
pH	PH	pH	Potenciometría
pH (extracto KCl)	PHKCL	pH	Potenciometría
Materia orgánica oxidable	MO	%	Potenciometría
Carbonato cálcico equivalente	CACO3	%	Potenciometría
Nitrógeno total	N	%	Conductividad térmica
Fósforo	P	mg/kg	Espectrofotometría UV-VIS
Potasio	K	mg/kg	Espectrometría ICP-OES
Calcio	CA	mg/kg	Espectrometría ICP-OES
Magnesio	MG	mg/kg	Espectrometría ICP-OES
Sodio	NA	mg/kg	Espectrometría ICP-OES
Arcilla < 0,002 mm	ARC	%	Sedimentación discontinua
Limo (0.002 - 0.05 mm)	LIM	%	Sedimentación discontinua
Arena (0,05 - 2 mm)	ARE	%	Sedimentación discontinua
Capacidad de intercambio catiónico efectiva	CIC	mEq/100 g	Espectrofotometría UV-VIS
Presencia de gruesos (>2 mm)	GRUESOS	ordinal	Pericial (alta, media, baja)

Variables climáticas

Al igual que el suelo, el clima también juega un rol determinante en la productividad de los diferentes clones, ya que factores como la temperatura, la precipitación y la duración del periodo vegetativo influyen directamente en su crecimiento. En regiones con climas templados y estaciones bien definidas, los chopos tienden a mostrar un desarrollo más uniforme, mientras que, en zonas con estrés hídrico o temperaturas extremas, el rendimiento puede verse considerablemente reducido. Por todo ello, la selección del clon adecuado, adecuado a las características climáticas de cada región, es fundamental para maximizar la productividad y garantizar una calidad de la madera óptima.

Para cada ensayo clonal se calcularon un total de 33 variables climáticas a partir de los datos termo-pluviométricos mensuales proporcionados por los modelos del Atlas Climático Ibérico (Aemet, 2011). Entre las variables climáticas empleadas se encuentra la precipitación total, la precipitación por estaciones, la temperatura media, mínima y máxima tanto anual como por estaciones, el número de meses fríos, el índice hídrico y el índice de aridez de Emberger entre otras.

3. Análisis estadístico

El objetivo de este análisis es poder predecir el crecimiento de cada clon en lugares donde aún no se ha testado, ajustando un modelo que tenga en cuenta la influencia del ambiente. Para poder analizar cómo el entorno influye en el crecimiento de los distintos clones, se emplea la regresión Finlay-Wilkinson. Este método parte de una idea sencilla: el efecto del ambiente en el crecimiento se mide tomando como referencia la media del efecto sobre todos los genotipos. Una vez definido este efecto, se pueden

buscar modelos que incorporen variables ecológicas para afinar la predicción.

La creciente disponibilidad de información temática ambiental está impulsando el desarrollo de modelos más precisos en los sectores forestal y agrícola. Investigaciones recientes han revisado las distintas metodologías para mejorar estas predicciones. En este sentido, algunos estudios proponen calcular los efectos genéticos de cada clon en distintos ensayos y después integrarlos con los efectos del ambiente mediante modelos de aprendizaje automático. Basándose en estos avances, este análisis incluye las siguientes etapas:

a) Emplear un modelo mixto para estimar el efecto del ambiente en la productividad de cada clon

Los clones evaluados no están disponibles en todos los ensayos analizados. Para manejar esta falta de uniformidad en los datos es necesario utilizar modelos mixtos, que permiten obtener estimaciones precisas incluso en situaciones donde existen desequilibrios en el diseño estadístico o en la cantidad de datos por clon.

Este tipo de modelos usan métodos estadísticos avanzados, como la estimación de las varianzas mediante máxima verosimilitud restringida (REML) y la predicción de efectos mediante BLUP (*Best Linear Unbiased Prediction*). Gracias a estas técnicas, es posible comparar la productividad de los clones en diferentes ensayos, incluso si las condiciones de cada ensayo varían o establecer comparaciones a lo largo del tiempo.

b) Emplear *gradient boosting* como modelo de regresión para predecir el efecto ambiental en función de las variables ecológicas

Para modelizar cómo influyen las variables ecológicas en el crecimiento de los clones, se emplea *gradient boosting*, una técnica de aprendizaje

automático especialmente adecuado cuando hay muchas variables ecológicas involucradas. En este caso, el crecimiento de los clones depende de múltiples factores ambientales que están correlacionados entre sí y que no tienen una relación lineal simple con la productividad. Por ello, el método *gradient boosting* es ideal para trabajar con este tipo de datos tan complejos. En la evaluación de este modelo se han seguido los siguientes pasos:

1. Selección y transformación de variables (*feature engineering*)

Para facilitar el proceso y mejorar los resultados, se ha aplicado un proceso habitual en aprendizaje automático, la creación de nuevas variables a partir de las variables originales. Es deseable que en el modelo se incluyan las variables que influyen en el crecimiento de los clones, eliminando aquellas que aportan poca información o que solo introducen ruido en el modelo.

Para ello, se utiliza un método estadístico conocido como MIC (*maximal information coefficient*) que permite detectar tanto relaciones lineales como no lineales entre variables. Una descripción de este método se puede encontrar en Reshef et al. (2016). Con este algoritmo, se identifican en una primera fase las variables ecológicas más relevantes y se repite el proceso incluyendo nuevas variables a partir de la combinación de las originales. El objetivo de este proceso es el de mejorar la capacidad del modelo para hacer predicciones más precisas.

2. Ajuste de parámetros del modelo de regresión por *gradient boosting*

El modelo de *gradient boosting* se construye mediante una serie de árboles de decisión que van mejorando progresivamente los errores del modelo anterior. El algoritmo elegido

es *Extreme Gradient boosting* (XGBoost), que es un sistema de clasificación y regresión rápido y eficaz para este tipo de análisis.

Para optimizar su rendimiento, es crucial ajustar ciertos hiperparámetros, que controlan el funcionamiento del algoritmo. Algunos de los más importantes son:

- *Eta*: Controla la tasa de aprendizaje del algoritmo
- *Max_depth*: Define la profundidad máxima de los árboles de decisión
- *Min_child_weight*: Regula el peso/tamaño mínimo de los subgrupos/ramas dentro de los árboles de decisión
- *Subsample*: Indica la proporción de la muestra empleada en el entrenamiento
- *Colsample_bytree*: Define el porcentaje de variables que se consideran en la construcción de cada árbol de decisión.

3. Calibración el efecto del posible sobreajuste en el entrenamiento de los modelos

Uno de los principales riesgos al entrenar modelos de aprendizaje automático es el sobreajuste, que ocurre cuando el modelo se ajusta demasiado bien a los datos empleados en el entrenamiento, pero pierde capacidad de generalización.

Para calibrar este efecto, se emplea la validación cruzada, que divide los datos en dos grupos: un 75% para entrenar el modelo y un 25% para validarlo. Este proceso de ajuste y validación se repite 100 veces para calcular el sesgo y el error medio cuadrático (RMSE) con el fin de asegurar que las predicciones sean realmente fiables.

Evaluar el ajuste del modelo final

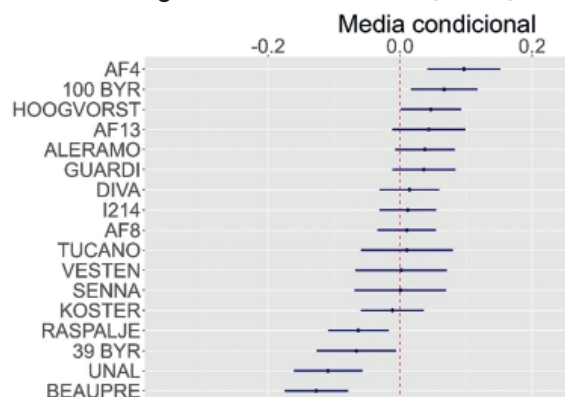
Se incluyen los términos intercepción y efecto genético del modelo mixto junto con la predicción del efecto ambiental del modelo de regresión *gradient boosting*.

Resultados

1. Variabilidad de la productividad y de los parámetros ecológicos.

En la Tabla 5 se muestran el número de observaciones (n) y los valores medios, mínimo, máximo y desviación típica en el incremento medio anual en área basimétrica a los 7 años (IGM, m²/ha/año), para cada clon en estudio. Así mismo, en la Imagen 6 se muestra el gráfico de los efectos medios para cada clon para esa misma variable (ver sección 2 modelo mixto).

Imagen 4. Efectos medios (± 2 -sd) de la



variable evaluadora de la productividad (IGM) para cada clon en estudio. La línea roja vertical representa el efecto medio de todos los clones.

Analizando el gráfico se observa que ningún clon sobresale sobre el resto. Es destacable que tres de los cuatro clones “clásicos” (Beaupré, Unal y Raspalje) testados, junto con el clon 39BYR, presentan peor productividad que el resto de los clones analizados. Únicamente el clon I214 muestra un comportamiento

Tabla 5. Estadísticas descriptivas básicas de la variable evaluadora de la productividad (IGM, m²/ha) para cada clon analizado.

Clon	n	Media	Mínimo	Máximo	Desviación estándar
39 BYR	24	0.89	0.25	2.22	0.49
100 BYR	14	1.21	0.57	2.19	0.36
AF4	18	1.23	0.52	1.69	0.34
AF8	18	1.07	0.40	2.01	0.42
AF13	36	1.24	0.63	2.10	0.42
ALERAMO	34	1.17	0.57	2.20	0.40
BEAUPRE	29	0.81	0.25	1.79	0.37
DIVA	34	1.12	0.48	2.26	0.41
GUARDI	29	1.24	0.43	2.58	0.55
HOOGVORST	34	1.14	0.51	2.32	0.41
I214	40	1.10	0.46	2.12	0.36
KOSTER	29	1.05	0.48	1.64	0.31
RASPALJE	32	0.94	0.44	1.74	0.40
SENN	9	1.34	0.67	2.27	0.56
TUCANO	9	1.38	0.63	2.25	0.59
UNAL	22	0.86	0.39	1.41	0.34
VESTEN	9	1.00	0.71	1.63	0.28

parecido al del resto de los clones que podríamos considerar como “nuevos”.

Los clones 39BYR y 100BYR son clones experimentales por lo que no se puede indicar su origen ni nombre verdadero

En el caso de los clones AF4, 100BYR y Hoogvorst manifiestan unos crecimientos medios significativamente

mayores a la media. Por último, el clon Guardi presenta los valores máximos de crecimiento (2.58 m²/ha/año en el ensayo de Valencia de Don Juan 2019).

En cuanto a los resultados del análisis de las propiedades edáficas, en la Tabla 6 se detallan los valores medios y la desviación típica encontrados, para cada clon objeto de estudio.

Tabla 6. Valores medios y (desviación típica) de las variables evaluadoras de las propiedades edáficas para cada clon analizado.

CLON	PH	PHKCL	MO	CACO3	N	P	K	CA	MG	NA	ARC	LIM	ARE	CIC
39 BYR	8.01 (0.55)	7.49 (0.75)	1.3 (0.98)	2.5 (1.52)	0.13 (0.11)	2.28 (1.39)	33.8 (15.8)	2422.7 (1280)	115.6 (60)	12.9 (7.6)	8.5 (3.9)	24.9 (11.5)	66.6 (15.1)	5.81 (2.15)
100 BYR	8.15 (0.46)	7.39 (0.49)	1.81 (1.42)	2.55 (2.49)	0.17 (0.16)	3.99 (6.87)	41.8 (23.1)	2556.7 (1311)	122.3 (48.2)	14.7 (10)	7.3 (3.7)	24.1 (12.9)	68.6 (15.8)	6.71 (3.16)
AF4	8.09 (0.5)	7.41 (0.58)	1.6 (1.47)	2.63 (2.52)	0.13 (0.14)	3.19 (1.85)	36.4 (26.2)	2459.9 (1284.6)	121.7 (50.8)	11 (7.9)	8.2 (3.7)	24.6 (12.9)	67.1 (16.1)	6.29 (2.75)
AF8	8.22 (0.39)	7.59 (0.5)	1.75 (1.29)	2.88 (2.33)	0.16 (0.15)	2.73 (1.6)	36.8 (21.9)	2917.8 (1196.5)	118.4 (57.6)	17.8 (25.7)	7.4 (3.1)	25.6 (12)	67 (14.2)	6.32 (2.6)
AF13	8.09 (0.49)	7.41 (0.57)	1.94 (1.55)	1.66 (1.58)	0.2 (0.18)	2.4 (1.18)	31.2 (16.6)	2531 (1377.8)	137.1 (68.3)	23.2 (34.9)	7.4 (3.8)	24.1 (13.2)	68.5 (16)	6.43 (2.63)
ALERA-MO	8.18 (0.41)	7.48 (0.49)	1.77 (1.23)	2.73 (2.36)	0.17 (0.14)	3.62 (5.8)	42 (20.7)	2840.3 (1255.9)	122.9 (59.5)	17.7 (26.4)	7.6 (3.4)	25.5 (12.5)	66.9 (15)	6.71 (2.98)
BEAU-PRE	8.09 (0.45)	7.48 (0.61)	1.65 (1.39)	2.13 (1.2)	0.14 (0.13)	3.46 (6.21)	37.1 (23.4)	2362.8 (1044.2)	118.1 (56.2)	11.4 (6.8)	7.7 (3.3)	24.2 (12.6)	68.1 (15)	6.46 (3.46)
DIVA	8.18 (0.41)	7.48 (0.49)	1.77 (1.23)	2.73 (2.36)	0.17 (0.14)	3.62 (5.8)	42 (20.7)	2840.3 (1255.9)	122.9 (59.5)	17.7 (26.4)	7.6 (3.4)	25.5 (12.5)	66.9 (15)	6.71 (2.98)
GUARDI	8.17 (0.45)	7.51 (0.57)	1.7 (1.44)	2.56 (2.4)	0.16 (0.16)	2.76 (1.73)	35.3 (22.3)	2746.2 (1286.5)	128.7 (60)	20.2 (27.9)	7.6 (3.4)	25 (11.9)	67.3 (14.6)	6.34 (2.66)
HOOG-VORST	8.09 (0.41)	7.5 (0.56)	1.92 (1.34)	2.97 (2.34)	0.18 (0.14)	3.48 (5.85)	44 (24.4)	2722.1 (1272.4)	124.6 (53.5)	12.6 (8.6)	7.6 (3.4)	26.6 (13.5)	65.8 (15.7)	7.18 (3.48)
I214	8.19 (0.41)	7.55 (0.53)	1.59 (1.19)	2.67 (2.08)	0.13 (0.11)	3.47 (5.37)	39.5 (23.4)	2707.1 (1167.3)	117.5 (56.1)	15.6 (24.3)	7.8 (3.1)	25 (11.5)	67.2 (13.9)	6.26 (2.74)
KOSTER	8.1 (0.46)	7.42 (0.59)	1.81 (1.45)	2.21 (1.63)	0.17 (0.16)	2.18 (1.16)	36.3 (21.5)	2478.2 (1165.8)	124.6 (57.4)	14.8 (9.2)	7.5 (3.5)	25.4 (13.1)	67.1 (15.3)	6.64 (3.35)
RAS-PALJE	8.17 (0.41)	7.54 (0.5)	1.74 (1.25)	2.83 (2.4)	0.16 (0.15)	2.88 (1.63)	38.1 (21.9)	2969.5 (1240)	126.8 (60.4)	17 (27.1)	7.9 (3.4)	26.1 (12.2)	65.9 (14.6)	6.64 (2.69)
SENNA	8.04 (0.7)	7.16 (0.7)	1.18 (0.61)	1.29 (0.74)	0.08 (0.08)	2.93 (1.03)	29.7 (10)	2211.3 (1458.9)	110.7 (83.1)	31.6 (48.3)	6.3 (2.1)	19 (11.1)	74.7 (13.2)	4.47 (1.77)
TUCANO	8.04 (0.7)	7.16 (0.7)	1.18 (0.61)	1.29 (0.74)	0.08 (0.08)	2.93 (1.03)	29.7 (10)	2211.3 (1458.9)	110.7 (83.1)	31.6 (48.3)	6.3 (2.1)	19 (11.1)	74.7 (13.2)	4.47 (1.77)
UNAL	8.1 (0.47)	7.55 (0.64)	1.79 (1.13)	2.57 (1.73)	0.16 (0.15)	2.47 (1.27)	33.6 (23.5)	2705.4 (1180.5)	113.8 (54.2)	12 (8.8)	6.8 (2.6)	23.7 (12)	69.5 (13.4)	6.39 (3.51)
VESTEN	7.97 (0.67)	7.28 (0.85)	1.45 (1.24)	2.34 (1.52)	0.07 (0.1)	2.61 (1.22)	28.3 (15.1)	1942.8 (1198)	88.2 (32.2)	16.2 (9.9)	5.8 (1.8)	19.5 (11.3)	74.6 (12.9)	4.67 (2.21)

En lo que respecta a las variables climáticas, dado el elevado número de variables, solamente se presentan en la Tabla 7 los valores medios y la desviación típica de las cuatro variables climáticas que han tenido más influencia en el ajuste de los modelos (ver apartado *Regresión efecto ambiental~ Variables ambientales*). La suma de las precipitaciones de verano (PV) es la suma de la precipitación registrada en junio, julio y agosto. El índice de aridez de EMBERGER tiene en cuenta la precipitación media anual, la temperatura media del mes más cálido y la temperatura media del mes más frío. Cuanto menor es el valor del índice, mayor es la aridez del clima. Valores inferiores a 10 indican climas áridos. TMI, es la media de las temperaturas medias de los meses de invierno y NMF es el número de meses fríos, es decir, meses con temperatura media mensual igual o menor a 6 °C.

2. Modelo mixto

En la Tabla 8 se resume la significación de los efectos aleatorios. Tanto el efecto del clon como el de la interacción bloque/ensayo son significativos comprobándose que el efecto ambiental es superior al genético.

Tabla 7. Valores medios y (desviación típica) de las variables climáticas evaluadas para cada clon.

CLON	PV	EMBERGER	TMI	NMF
39 BYR	87.3 (23.1)	5.12 (0.93)	4.6 (0.76)	2.70 (0.68)
100 BYR	83.4 (11.5)	5.47 (1.21)	4.57 (0.71)	2.71 (0.72)
AF4	83.9 (12.2)	5.48 (1.16)	4.56 (0.8)	2.71 (0.81)
AF8	86.8 (17.4)	5.23 (1.09)	4.78 (0.81)	2.51 (0.79)
AF13	81.4 (9.6)	5.73 (1.28)	4.24 (0.27)	3.04 (0.29)
ALERAMO	88.1 (17.2)	5.31 (1.06)	4.8 (0.83)	2.50 (0.82)
BEAUPRE	83.5 (16.7)	5.23 (1.04)	4.42 (0.56)	2.85 (0.52)
DIVA	88.1 (17.2)	5.32 (1.06)	4.8 (0.84)	2.5 (0.82)
GUARDI	81.2 (11.4)	5.25 (1.21)	4.53 (0.65)	2.74 (0.66)
HOOGVORST	88.7 (16.8)	5.37 (1.03)	4.73 (0.86)	2.56 (0.84)
I214	84.9 (16.9)	5.04 (0.95)	4.73 (0.79)	2.55 (0.76)
KOSTER	84.1 (17.2)	5.37 (1.17)	4.47 (0.58)	2.82 (0.54)
RASPALJE	88.9 (17.2)	5.4 (1.03)	4.77 (0.87)	2.52 (0.85)
SENNA	77.9 (8.6)	4.97 (1.1)	4.38 (0.46)	2.87 (0.47)
TUCANO	77.9 (8.6)	4.97 (1.1)	4.38 (0.46)	2.87 (0.47)
UNAL	86.1 (18.1)	5.28 (0.91)	4.45 (0.61)	2.83 (0.55)
VESTEN	77.1 (9.1)	4.89 (1.16)	4.36 (0.46)	2.89 (0.47)

Tabla 8. Significación de los efectos aleatorios mediante la comparación de la razón de verosimilitud (variable dependiente log(IGM+1)).

Efecto	npar	logLik	AIC	LRT	Df	Pr. Chisq.
	4	237.515	-467.03			
Clon	3	204.049	-402.10	66.931	1	2.812e-16
Bloque/Ensayo	3	90.005	-174.01	295.018	1	< 2.2e-16

Para evaluar el ajuste del modelo mixto se han analizado los residuos de la predicción. En la Imagen 5, los gráficos muestran que, tras aplicar una transformación logarítmica, la distribución de los datos mejora, lo que indica que el modelo puede estimar con precisión la productividad.

Además, se han calculado algunos indicadores estadísticos para evaluar la calidad del ajuste:

- Coeficiente de determinación (R2): el modelo mixto explica más del 72% de la variabilidad de los datos, lo que nos indica un buen nivel de ajuste.
- Error medio cuadrático (RMSE) de la predicción: el valor es menor al 15%, lo que nos indica que el modelo ajustado tiene una precisión satisfactoria en sus estimaciones.

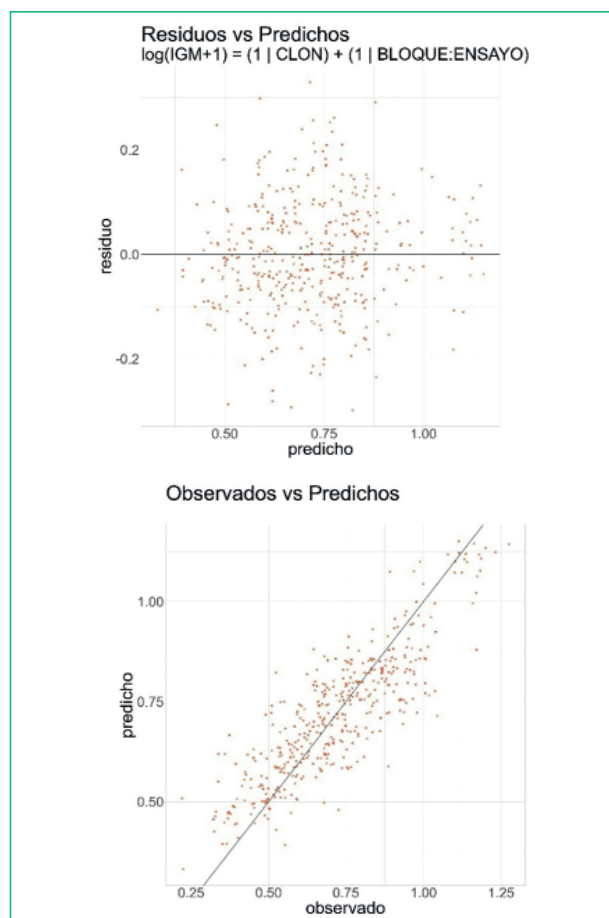


Imagen 5. Gráficos de residuos del modelo mixto ajustado.

Tabla 9. Estadísticos de ajuste del modelo mixto.

R2	RMSE	RMSE (%)
72.22	0.104	14.50%

3. Regresión del efecto ambiental en función de las variables ambientales.

Para poder entender cómo influyen las variables ambientales en la productividad de los clones, se llevó a cabo un proceso de selección de variables en dos fases:

- Primera selección: se eligieron 32 de las 48 variables ambientales con un coeficiente MIC ≥ 0.85 , lo que indica una relación fuerte con el efecto ambiental.
- Segunda selección: Se seleccionaron 75 de 496 variables de intersección con un coeficiente MIC ≥ 0.98 . Este valor indica que la combinación de algunas variables ambientales tiene un impacto aún más significativo que cada variable por separado.

Una vez seleccionadas las variables, se ajustaron los hiperparámetros del modelo *XGBoost* (*Extreme Gradient Boosting*). Los hiperparámetros que definen cómo se entrenan los distintos árboles de decisión se pueden ver en la Tabla 10.

El proceso de ajuste de hiperparámetros propone la combinación de parámetros expuesta en la Tabla 10.

Tabla 10. Hiperparámetros del modelo XGBoost.

Hiperparámetro	Valor
eta (tasa de aprendizaje)	0.05
max_depth (profundidad máxima del árbol)	7
min_child_weight (peso mínimo de las ramas)	7
subsample (proporción de la muestra empleada en entrenamiento)	0.8
colsample_bytree (porcentaje de las variables empleadas en la construcción del siguiente árbol)	0.9249

Para comprobar la fiabilidad del modelo, se realizaron 100 simulaciones con validación cruzada. Los resultados que se presentan en la Tabla 11 nos muestran que:

- El modelo no tiene sesgo significativo, aunque tiende a subestimar el efecto ambiental.
- El error medio cuadrático (RMSE) se mantiene por debajo del 8% en la mayoría de los casos, por lo que se considera que el resultado es satisfactorio.
- Los abultados valores mínimo y máximo del porcentaje del error medio cuadrático indican que se puede estar produciendo un sobreajuste en algunas de las simulaciones, previsiblemente en aquellas en las que impliquen modelizar con la mayoría de los valores en una cuenca hidrográfica y realizar la predicción en la otra.

Tabla 11. Distribución del sesgo y el %RMSE.

estadístico	sesgo	RMSE (%)
Min.	-0.00155058	-318.137424
1st Qu.	-3.49e-05	-7.87191212
Median	1.29e-06	-2.76900831
Mean	1.17e-05	-5.09963028
3rd Qu.	6.23e-05	-1.04715129
Max.	0.00272656	201.933327

El modelo final ajustado incorpora a los términos de intercepción y del efecto genético de cada clon del modelo mixto ajustado, el efecto ambiental previsto por el modelo de *gradient boosting*. Los resultados se resumen en la Tabla 12 y en la Imagen 6.

Analizando los resultados, se observa que el porcentaje de varianza del modelo es similar al del modelo mixto, lo que confirma su validez. Además, el

porcentaje de error de predicción (RMSE) aumenta cerca de seis puntos al incluir las variables ambientales directamente en la predicción, pero esto puede considerarse una ventaja dado que permite estimar la productividad esperable para los 17 clones analizados compensando esa pequeña pérdida de precisión.

Tabla 12. Estadísticos de ajuste del modelo final.

R2	sesgo	RMSE	RMSE (%)
72.96	0.015	0.220	20.18

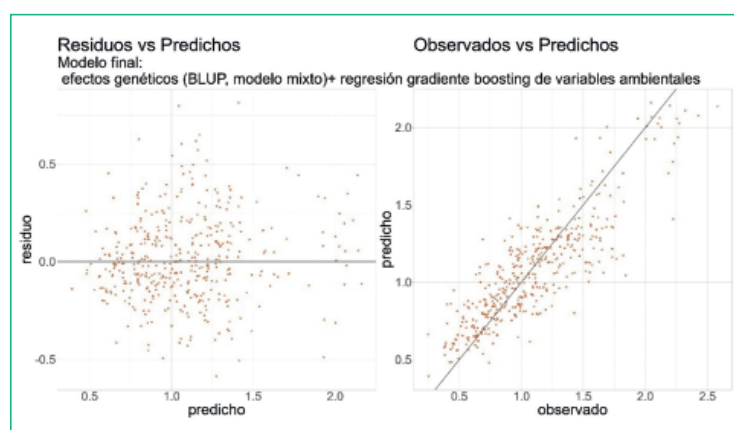


Imagen 6. Gráfico de residuos del modelo final ajustado.

Discusión

En este trabajo se ha examinado la capacidad productiva, evaluada mediante el crecimiento medio en área basimétrica a los 7 años, de 17 clones de chopo, distribuidos en 18 ensayos clonales en las cuencas del Duero y del Ebro, y se ha analizado la relación de dicha variable con variables edáficas y climáticas, con el objetivo de generar un modelo predictivo de la productividad que facilite la toma de decisiones sobre la idoneidad de utilizar uno u otro clon en nuevas plantaciones.

En este análisis no se detectó que ningún clon fuese claramente superior en cuanto a su productividad sobre el resto

de los clones analizados. Es destacable que 3 de los cuatro clones “clásicos” analizados presentaron crecimientos significativamente por debajo de la media del conjunto de clones. Esto contrasta con estudios previos realizados en Francia, donde el clon Raspalje presentó crecimientos similares al del resto de clones o en Castilla y León, donde los clones Raspalje y Unal presentaron crecimientos incluso superiores a la media de los clones testados.

El análisis del modelo mixto ajustado revela que los clones AF4, 100BYR y Hoogvorst presentan crecimientos medios significativamente superiores a la media. Además, se observa que la diferencia máxima de productividad media entre clones y ensayos alcanza los $0.57 \text{ m}^2/\text{ha}/\text{año}$, lo que implica que podemos encontrar diferencias de hasta $8.5 \text{ m}^2/\text{ha}$ a final del turno entre dos plantaciones distintas. Esto puede traducirse, aproximadamente, en un impacto en el volumen maderable superior a $100 \text{ m}^3/\text{ha}$ y discrepancias en la rentabilidad que pueden superar los 8000 € . En los casos más extremos, estas discrepancias podrían incluso arruinar completamente la inversión al no alcanzar la chopera los diámetros mínimos para ser comercializable. Este hecho subraya la necesidad de identificar y promover nuevos clones con mayor productividad, que puedan reemplazar paulatinamente a los actualmente prevalentes.

Además, comprender la relación entre las condiciones abióticas de una estación y la productividad potencial de los distintos clones es fundamental para la toma de decisiones en plantaciones comerciales. Sin embargo, la literatura disponible presenta ciertas limitaciones debido a la escasez de estudios que incluyan datos edáficos exhaustivos y análisis estadísticos rigurosos que incluyan un número elevado de clones. En general, los estudios más frecuentes son parciales o de carácter cualitativo,

que, aunque puedan ser útiles, resultan insuficientes para realizar predicciones precisas de la productividad. El modelo predictivo entrenado en este trabajo permite calcular la productividad de los clones a partir de variables ambientales, mostrando que estas tienen una mayor influencia que el efecto genético, es decir, las condiciones edafoclimáticas son el principal factor determinante en el crecimiento y por lo tanto en su productividad que por el clon seleccionado.

No obstante, la interacción clon-ambiente sigue siendo un factor clave, ya que no todos los clones responden de la misma manera en todos los entornos. Por ello, una predicción precisa de la productividad esperada antes de la plantación es crucial para asegurar la rentabilidad económica de la plantación.

El modelo entrenado, ofrece predicciones insesgadas de IGM, con un error medio de $0.015 \text{ m}^2/\text{ha}/\text{año}$ lo que indica una alta precisión en la estimación del crecimiento y el error medio cuadrático (RMSE) del 20% nos brinda la posibilidad de seleccionar el clon o los clones de mayor productividad prevista basándose en datos objetivos en lugar de intuiciones o tendencias del mercado.

Si bien el modelo desarrollado tiene un propósito únicamente predictivo y no explicativo, el análisis de las variables seleccionadas permite detectar algunos patrones de utilidad para futuros estudios interpretativos. Así, la combinación de variables con valores de MIC mayores indican una relación extremadamente fuerte entre esas variables y su productividad. Además, las variables relacionadas con la textura del suelo son las más influyentes entre las edáficas. En cuanto a las variables climáticas, la precipitación de verano (PV), la temperatura media invernal (TMI), el número de meses fríos (NMF) y el índice de aridez de Emberger son las más influyentes en la relación entre las variables combinadas. Sin embargo, no se observa un patrón que relacione

directamente estas variables con características climáticas específicas como la aridez, termicidad o precipitación.

Dado que la aplicación directa de estos modelos puede ser compleja, se ha desarrollado una aplicación web <https://visor.gobiopoptech.es/> que permite obtener predicciones de la productividad para los 17 clones introduciendo únicamente las coordenadas de la ubicación de la futura plantación y las variables edáficas medidas en campo. Para reducir la necesidad de realizar análisis edáficos detallados, se ha implementado una versión del modelo que usa un grupo mínimo de variables clave que producen resultados, que en el caso de las edáficas se incluyen el porcentaje de arena fina, el porcentaje de limo, el porcentaje de arcilla, el carbonato cálcico equivalente, el nitrógeno total, el calcio, el fósforo, el sodio y presencia de elementos gruesos como variable ordinal estimada en campo. Por último, las variables climáticas se obtienen de forma automática por la aplicación a partir de los modelos del Atlas Climático Ibérico (Aemet 2011).

El resultado que la aplicación devuelve al usuario es un ranking de los clones según su productividad esperada, permitiendo al usuario tener una predicción antes de realizar la plantación. Este modelo ha sido diseñado específicamente para las plantaciones ubicadas en las cuencas del Duero y del Ebro dentro del territorio español, asegurando así la validez de las predicciones dentro de esta región.

Conclusiones

Las conclusiones más relevantes que se pueden extraer de este trabajo son:

1. Diferencias en la productividad: se han detectado diferencias significativas en la productividad de los distintos clones, evaluada a través del crecimiento medio en

área basimétrica a los 7 años de la plantación, lo cual puede derivar a fin de turno en una gran disparidad de rentabilidad económica según el clon empleado.

2. Bajo rendimiento de algunos clones “clásicos”: tres de los cuatro clones “clásicos” testados (Beaupré, Raspalje y Unal) presentan productividades significativamente inferiores a la media lo que sugiere la necesidad de reconsiderar su uso en nuevas plantaciones.
3. Mejoras en rendimiento de clones nuevos: por el contrario, tres clones nuevos (AF4, 100BYR y Hoogvorst) manifiestan crecimientos significativamente superiores a la media, lo que los posiciona como opciones prometedoras para mejorar la producción forestal. Es necesario hacer notar, que el clon Hoogvorst muestra alta sensibilidad a la roya
4. Precisión del modelo predictivo: el modelo entrenado es capaz de estimar la productividad de manera insesgada y con un error medio cuadrático medio en torno al 20%, convirtiéndolo en una herramienta muy útil para la planificación de futuras plantaciones.
5. Impacto de las condiciones ambientales: se ha demostrado que las condiciones edafoclimáticas tienen más influencia en la productividad que el origen genético, lo que resalta la importancia de seleccionar clones adaptados a cada entorno específico.
6. Las variables edáficas más influyentes son las relacionadas con la textura del suelo.
7. Variables climáticas más influyentes: de entre las climáticas, PV, TMI, NMF y EMBERGER exhiben la mayor influencia en el modelo entrenado, si bien no se observa ningún patrón en cuanto a aridez, termicidad o precipitación.

Bibliografía

AEFCON; COSE; FAFCYL; JCYL; SOMACYL; 2020. Beneficios ambientales y socioeconómicos de la populicultura en la cuenca del Duero. Propuestas del sector para el III Ciclo de Planificación Hidrológica. 72 pp.

<https://www.chduero.es/documents/20126/1213596/N730.pdf>

AEMET, 2011. Atlas climático ibérico/Iberian climate atlas, Agencia Estatal de Meteorología, Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. Agencia Estatal de Meteorología-Instituto de Meteorología de Portugal. 79 pp.

CASTEDO-DORADO, F.; RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ, P.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; RAMOS-GONZÁLEZ, G.; ÁLVAREZ-ESTEBAN, R. Y ÁLVAREZ-TABOADA, F.; 2023. A user-driven, reduced whole-stand growth model for major hybrid poplar clones in Spain. Scand. J. For. Res. 38, 329-343.

GARCÍA HERNÁNDEZ, I. (2018). Consumo de chopo por la industria en España: evolución y necesidades futuras. Libro de Actas II Simposio del chopo: 231-233

<https://www.simposiodelchopo.es/sites/default/files/actas/actas.pdf>

IPCC; 2023: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)].

IPCC, Geneva, Switzerland, pp. 35-115, doi: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.

RESHEF, Y.A., RESHEF, D.N., FINUCANE, H.K., SABETI, P.C.,

MITZENMACHER, M., 2016. Measuring Dependence Powerfully and Equitably.

Journal of Machine Learning Research 17, 1-63

RUEDA J. ET AL., (2016). Clones de chopos del Catálogo Nacional de Materiales de Base. Consejería de Fomento y Medio Ambiente, Junta de Castilla y León. Valladolid.

Versión febrero de 2016. 72 pp.

RUEDA J.; GARCÍA CABALLERO J.L.; CUEVAS Y.; GARCÍA-JIMÉNEZ C.; VILLAR C.; 2019 Cultivo de chopos en Castilla y León. Consejería de Fomento y Medio Ambiente, Junta de Castilla y León. Valladolid. 116 pp.

VERNET, J.L.; VERNET, P.; 1966. Sur un indice bioclimatique applicable aux climats de la France. Nat. Monspel. Ser. Bot. 17, 253-261.