



Artificial intelligence versus mathematical and statistical methods for estimating timber volume of *Pinus sylvestris* L.

La inteligencia artificial comparada con los métodos matemáticos y estadísticos para la estimación del volumen maderable de *Pinus sylvestris* L.

Álvaro Sánchez-Medina*; Esperanza Ayuga-Téllez; Ángel L. Castellanos-Peñuela

¹Universidad Politécnica de Madrid, Escuela de Ingeniería de Montes, Forestal y del Medio Natural. C. de José Antonio Novais, 10, Moncloa - Aravaca, 28040. Madrid, España.

*Corresponding author: alvaro.sanchezdemedina@upm.es; tel.: +34 910 671 606.

Abstract

Introduction. The increasing use of artificial neural networks (ANN) for estimating tree species parameters provides the basis for comparing them with traditional timber volume estimation methods.

Objective. To compare the effectiveness and accuracy of three methodologies (neural networks, mathematical methods, and statistical methods) for estimating the volume of *Pinus sylvestris* L. trees.

Materials and methods. A sample of 83 specimens of *P. sylvestris* was used from the Navafria Pine Forest (province of Segovia, Spain). The timber volume estimated using radial basis ANN with four and twelve clusters (groupings of two and three input variables, respectively), two traditional volume estimation formulas, and two linear regression models was compared with the actual measurements (Huber's formula) through a t-test. Estimation errors were also evaluated. The variables used included diameter at breast height, total height, and age.

Results. The best estimation results were obtained with ANN; however, the root mean square error was lower than 3 % for all models. Furthermore, the R^2 values indicate that these explain between 91 and 98 % of the variability in volume. The t-test showed no statistically significant differences ($p > 0.05$) between the actual timber volume values and the estimation methods evaluated.

Conclusions. The ANN models show no significant difference from the other estimation methods. Therefore, the use of linear and traditional models cannot be categorically rejected. The choice of methods should be left to the discretion of each expert.

Keywords: diameter at breast height, volume estimation methods, linear models, Scots pine, neural networks.

Resumen

Introducción. El uso creciente de las redes neuronales artificiales (RNA) para la estimación de parámetros de especies arbóreas es el punto de partida para iniciar esta comparativa con métodos tradicionales de cubicación.

Objetivo. Comparar la efectividad y precisión de tres metodologías (redes neuronales, métodos matemáticos y estadísticos) para la estimación del volumen de árboles de *Pinus sylvestris* L.

Materiales y métodos. Se utilizó una muestra de 83 ejemplares de *P. sylvestris* en el Pinar de Navafria (provincia de Segovia, España). El volumen maderable estimado con RNA de base radial con cuatro y 12 clusters (agrupaciones de dos y tres variables de entrada, respectivamente), dos fórmulas tradicionales de cubicación y dos modelos de regresión lineal se compararon con la medición real (fórmula de Huber) mediante una prueba t. Asimismo, se contrastaron los errores de estimación. Las variables utilizadas fueron el diámetro normal, la altura total y la edad.

Resultados. Los mejores resultados de estimación se obtuvieron con RNA; sin embargo, el error medio cuadrático resultó inferior a 3 % en todos los modelos; asimismo, los valores de R^2 señalan que estos explican entre 91 y 98 % de la variabilidad del volumen. La prueba t indicó que no existen diferencias estadísticamente significativas ($p > 0.05$) entre los valores reales de volumen maderable y los métodos de estimación evaluados.

Conclusiones. Las RNA no difieren significativamente de los otros métodos de estimación. Por tanto, no puede rechazarse el uso de los modelos lineales ni tradicionales de manera categórica. La elección del método será decisión de cada experto.

Palabras clave: diámetro normal, métodos de cubicación, modelos lineales, pino silvestre, redes neuronales.

Please cite this article as follows (APA 7): Sánchez-Medina, A., Ayuga-Téllez, E., & Castellanos-Peñuela, A. L. (2025). Artificial intelligence versus mathematical and statistical methods for estimating timber volume of *Pinus sylvestris* L. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 31, e24047. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2024.10.047>



Introduction

Among the many resources provided by a forest stand, timber has been one of the most important throughout history. Volume calculation is a key aspect of forest management (Cordeiro et al., 2015); for each tree species, provenance, shape, size, and age, as well as biological and environmental factors determine the merchantable volume of forest stands (Paz-Pellat et al., 2021).

The choice of methodology for estimating the merchantable volume of a forest stand is a key aspect in terms of the resources required, both technical and human (Rojas-García et al., 2015). For example, there are estimation methods that require measurements on standing or felled trees. In the latter case, measuring certain variables, such as diameter at multiple heights, is clearly easier (De Barros et al., 2024). For standing trees, volume calculation using traditional volume equations and regression models involves statistically relating independent variables to one or more dependent variables (De Lima et al., 2021; Montgomery et al., 2021). Another estimation methodology is artificial neural networks (ANN). The main aspects to consider when classifying ANN. The main aspects to consider when classify ANN models are their topology and learning mechanism (Negro & Pons, 2022). Based on topology, ANN are classified according to how neurons are organized and arranged to formal layers. Fundamental parameters include the number of neurons per layer, the number of layers, the type of connections between neurons, and the degree of connectivity. From a topological perspective, networks are classified as either single-layer or multi-layer; the latter can be further distinguished into feedforward networks (connections only in one direction, without feedback loops) and feedforward/feedback networks (with forward and backward connections), in which Rumelhart et al. (1989) first defined the backpropagation learning algorithm.

ANN are applied in a wide range of areas, including financial management (Kaur et al., 2025), building construction (Liu et al., 2021), energy usage (Ashkan et al., 2023), water quality management (Afrifa et al., 2022), and industrial process modeling (Díaz-Martínez et al., 2023). Some examples of the usefulness of ANN in the agroforestry sector include the study of wildfires (Pérez-Sánchez et al. 2019), measurement of the physical properties of wood (Villasante et al., 2019), and estimation of water quality for food production (Carbajal-Hernández, 2017). Regarding tree species, there is extensive literature on eucalyptus and its clone (Cordeiro et al., 2015; Marques da Silva et al., 2014; De Barros et al., 2024; Tavares Junior et al., 2019). For conifer species, the work of Diamantopoulou and Özçelik (2012) is notable; they used ANN to relate

Introducción

De los múltiples recursos que ofrece una masa arbórea, la madera es uno de los que mayor importancia ha tenido a lo largo de la historia. El cálculo del volumen es un aspecto capital en la gestión forestal (Cordeiro et al., 2015); para cada especie arbórea, la procedencia, la forma, el tamaño y la edad, así como aspectos biológicos y ambientales determinan el volumen maderable de las masas forestales (Paz-Pellat et al., 2021).

La elección de la metodología de estimación del volumen maderable de una masa forestal es un aspecto clave respecto a los recursos necesarios, tanto técnicos como humanos (Rojas-García et al., 2015). Por ejemplo, existen métodos de estimación que requieren mediciones sobre árboles en pie o bien apeados. En este segundo caso es evidente la mayor facilidad que conlleva la medición de determinadas variables como el diámetro a varias alturas (De Barros et al., 2024). En el caso de los ejemplares en pie, el cálculo mediante fórmulas de cubicación y el uso de modelos de regresión se utilizan relacionando estadísticamente variables independientes con una o más variables dependientes (De Lima et al., 2021; Montgomery et al., 2021). Otra metodología de estimación son las redes neuronales artificiales (RNA). Los principales aspectos para tener en cuenta en la clasificación de los modelos de RNA son la topología y el mecanismo de aprendizaje (Negro & Pons, 2022). Según su topología, las RNA se clasifican en función de cómo se organizan y disponen las neuronas construyendo capas. Los parámetros fundamentales son el número de neuronas por capa, el número de capas, el tipo de conexiones entre neuronas y el grado de conectividad. La clasificación, desde un punto de vista topológico, distingue entre redes monocapa y multicapa; estas últimas diferenciadas en redes *feedforward* (conexiones exclusivamente en una dirección, sin bucles de retroalimentación) y *feedforward/feedback* (conexiones hacia delante y hacia atrás) en las que Rumelhart et al. (1989) definen por primera vez el algoritmo de aprendizaje de retropropagación (*backpropagation*).

Las RNA se aplican en áreas muy diversas como la gestión de las finanzas (Kaur et al., 2025), la construcción de edificios (Liu et al., 2021), el uso de energía (Ashkan et al., 2023), la gestión de la calidad del agua (Afrifa et al., 2022) o el modelado de procesos industriales (Díaz-Martínez et al., 2023). Algunas demostraciones de la utilidad de las RNA en el mundo agroforestal son el estudio de los incendios (Pérez-Sánchez et al. 2019), la medida de las propiedades físicas de la madera (Villasante et al., 2019) o la estimación de la calidad del agua para la producción alimentaria (Carbajal-Hernández, 2017). En relación con las especies arbóreas, existe numerosa bibliografía con relación al eucalipto y sus clones (Cordeiro et al., 2015; Marques da Silva et al.,

height and diameter at breast height in Lebanon cedar and compared the prediction results with classical models. Similarly, Diamantopoulou and Milios (2010) modeled the volume of *Pinus brutia* Ten. specimens from reforestation using ANN.

Some studies focused on timber volume estimation evaluate the suitability of using ANN compared to other models. Amorim et al. (2021) compared ANN with two regression models to estimate the timber volume of *Anadanta macrocarpa* (Vell.) Brenan, *Genipa americana* L. and *Mimosa casalpinifolia* Benth. The ANN with two neurons in the hidden layer showed the best fit for all three species. Similarly, Fernández-Carrillo et al. (2022) compared four artificial intelligence (AI) models with two conventional models (Fang and Kozak) to estimate diameter at breast height of *Tectona grandis* L. f. as the dependent variable for volume. In this case, although the Kozak model showed the best results, all four AI models outperformed the Fang model. Additionally, it is important to consider whether the application of ANN models tends to overestimate or underestimate actual measurements, as this has commercial implications. Guzmán-Santiago et al. (2020) reviewed several tropical timber volume estimation studies and concluded that ANN tend to overestimate volumes. Similarly, Carratù et al. (2019) reported that volume estimates of timber bundles using ANN were overestimated by 1 and 2 %. In contrast, Moreno-Arteaga et al. (2019) concluded that volume estimation using ANN with satellite imagery neither overestimated nor underestimated timber volume predictions

Regarding *Pinus sylvestris* L., Villasante et al. (2019) use ANN to estimate parameters related to wood density. Similarly, Seki (2023) compared traditional methods with ANN to estimate the stem volume in this species. The use of ANN for the volume estimation (volume measurements) of Scots pine has been addressed by only a limited number of studies, although it is one of the species widely distributed throughout the world (Berendt et al., 2023). Furthermore, its wood holds significant cultural and commercial importance in many European countries (Houston Durrant et al., 2016; Kozakiewicz et al., 2020).

The objective of the present study was to compare six methodologies for estimating the merchantable wood volume of *P. sylvestris*: two radial basis function ANN with different input variables and numbers of clusters, two multiple linear regression models using two and three variables, and two traditional volume estimation formulas: Algan and Shumacher and Hall. The aim was to determine whether statistically significant differences exist among these methodologies in estimating the merchantable volume of *P. sylvestris*, and thus to draw conclusions regarding which methods are the most suitable for this species.

2014; De Barros et al., 2024; Tavares Junior et al., 2019). Para especies de coníferas se pueden revisar los trabajos de Diamantopoulou y Özçelik (2012), que emplean RNA para relacionar alturas y diámetros normales del cedro del Líbano y comparan los resultados de las predicciones con modelos clásicos. Igualmente, Diamantopoulou y Milios (2010) modelizaron el volumen de ejemplares de *Pinus brutia* Ten. proveniente de reforestación con RNA.

Algunos de los trabajos orientados a la estimación del volumen de madera evalúan la conveniencia del uso de las RNA frente a otros modelos. Amorim et al. (2021) comparan RNA con dos modelos de regresión para estimar el volumen de madera de *Anadanta macrocarpa* (Vell.) Brenan, *Genipa americana* L. y *Mimosa casalpinifolia* Benth. Las RNA con dos neuronas en la capa intermedia exhibieron el mejor ajuste para las tres especies. En una línea similar, pero estimando el diámetro normal de *Tectona grandis* L. f. como variable dependiente del volumen, Fernández-Carrillo et al. (2022) comparan cuatro modelos de inteligencia artificial (IA) con dos modelos convencionales (Fang y Kozak). En este caso, aunque el modelo de Kozak mostró los mejores resultados, los cuatro modelos de IA mejoraron los resultados del modelo de Fang. Por otro lado, es interesante observar si la aplicación de los modelos de RNA sobrestiman o subestiman las mediciones reales, ya que es este un resultado importante desde el punto de vista comercial. Guzmán-Santiago et al. (2020) revisaron varios estudios de estimación del volumen de madera en los trópicos y concluyeron que las RNA tienden a sobrestimar los volúmenes. Igualmente, en Carratù et al. (2019), la estimación de volúmenes de fardos de madera con RNA resulta sobrestimada en un rango entre 1 y 2 %. En cambio, Moreno-Arteaga et al. (2019) concluyen que el modelo de estimación con RNA a través de imágenes de satélite no sobrestimaba ni subestimaba la predicción del volumen de madera.

Con relación a *Pinus sylvestris* L., Villasante et al. (2019) emplean RNA para estimar parámetros relacionados con la densidad de la madera. También Seki (2023) compara métodos tradicionales con RNA para estimar la conicidad del tronco de dicha especie. El uso de RNA para la cubicación de pino silvestre ha sido abordado por un número escaso de trabajos, a pesar de ser una de las especies distribuidas ampliamente por el mundo (Berendt et al., 2023); además, su madera es muy importante tanto a nivel cultural como comercial en numerosos países europeos (Houston Durrant et al., 2016; Kozakiewicz et al., 2020).

El objetivo del presente trabajo fue comparar seis metodologías de estimación del volumen maderable de *P. sylvestris*: dos RNA de base radial con diferentes variables de entrada y diferente número de *clusters*, dos regresiones lineales múltiples con dos y tres variables, y dos fórmulas tradicionales de cubicación: Algan y

Materials and Methods

Study area

The study was carried out in 2023 using *P. sylvestris* specimens from the province of Segovia (Spain), specifically in the Navafría pine forest, located within the Sierra de Guadarrama National Park. This species holds great importance in Spain; according to the Forest Statistics Yearbook (Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico [MITECO], 2022), in 2021 a total of 1 398.22 m³ (with bark) was harvested, making it the third most logged conifer species after *Pinus radiata* D. Don and *Pinus pinaster* Ait. The primary use of this wood for sawmilling, with a roadside price of 51.6 EUR·m³. The species is notable for its high-quality wood and considerable economic importance, largely due to its low ecological requirements (Gallo et al., 2020).

Data collection

Based on plot information from the 1988 forest management plan review (García-López, 1995), a sample of 83 type trees was considered (a representative tree for each diameter class corresponding to a given species and site quality). For these trees, data were obtained on age, diameter at breast height (DBH, cm), total height (TH, m) and volume with bark (V, m³) estimated using Huber's formula (Đuka et al., 2023).

In the field, once the trees were felled, measurements were taken starting at a height of 30 cm above the ground. Logs 1 m in length were cut up to a height of 10 m, and 2 m logs were cut from 10 m to the top of the stem. Volumes were measured from the 30 cm point corresponding to the beginning of the first log up to the minimum top-end diameter (7 cm). Diameters and log lengths were obtained using calipers. The ages of the specimens were estimated by counting growth rings. Maximum, minimum, mean, and standard deviation values of these variables for 83 specimens are shown in Table 1.

Models used

Given the small size of the training dataset, a radial basis function neural network was chosen for data analysis. This type of network shows rapid convergence and addresses the global problem by dividing it into smaller, local problems. It is a hybrid learning network with a multilayer feedforward architecture, consisting of an input layer, a hidden layer, and an output layer (López Sosa & Pérez Pacheco, 2017). The estimation of wood volume using the radial basis function neural network was carried out using two

Shumacher y Hall. Con ello se pretende observar si existen diferencias estadísticamente significativas entre dichas metodologías a la hora de cubicar el volumen maderable de *P. sylvestris* y así obtener conclusiones sobre cuáles son las más adecuadas para esta especie.

Materiales y métodos

Área de estudio

El estudio se realizó durante el año 2023 con ejemplares de *P. sylvestris* en la provincia de Segovia (España) en el pinar de Navafría, dentro del Parque Nacional de la Sierra de Guadarrama. Esta especie tiene gran importancia en España; según el Anuario de Estadística Forestal (Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico [MITECO], 2022), en 2021 se cortaron 1 398.22 m³ con corteza, siendo la tercera conífera en volumen de cortas después de *Pinus radiata* D. Don y *Pinus pinaster* Ait. El destino principal de la madera es para aserradero alcanzando un precio en cargadero de 51.6 EUR·m³. La especie destaca por su calidad y es de gran importancia económica debido a sus bajos requisitos ecológicos (Gallo et al., 2020).

Recolección de datos

Con base en la información de las parcelas en la revisión del proyecto de ordenación del año 1988 (García-López, 1995) se consideró una muestra de 83 árboles-tipo (árbol representativo de cada clase diamétrica para una determinada especie y calidad de estación), de los cuales se obtuvieron los datos correspondientes a la edad, diámetro a la altura del pecho (DAP, cm), altura total (A_T , m) y volumen con corteza (V, m³) calculado según la fórmula de Huber (Đuka et al., 2023).

En el terreno, una vez apeados los árboles, las mediciones se hicieron a partir de una altura de 30 cm. Se cortaron trozas de 1 m de longitud hasta los 10 m de altura y trozas de 2 m de longitud desde los 10 m de altura hasta el final del fuste. Los volúmenes se midieron desde los 30 cm correspondientes al inicio de la primera troza, hasta el diámetro mínimo en punta delgada (7 cm). Dichos diámetros y las longitudes de las trozas se obtuvieron con forcípula. Las edades de los ejemplares se estimaron mediante conteo de los anillos de crecimiento. Los valores máximos, mínimos, promedios y la desviación estándar de dichas variables para los 83 ejemplares se muestran en el Cuadro 1.

Modelos utilizados

Al tratarse de un conjunto pequeño de entrenamiento, se eligió la red neuronal de base radial para el análisis de los datos. Este tipo de red presenta una rápida convergencia

Table 1. Descriptive statistics of the 83 *Pinus sylvestris* trees selected for volume estimation.**Cuadro 1. Medidas descriptivas de los 83 árboles de *Pinus sylvestris* seleccionados para la estimación de volumen.**

Variable/Variable	Maximum/Máximo	Minimum/Mínimo	Mean/Promedio	SD/ DE
Age (years)/Edad (años)	116	37	78.05	19.14
DBH (cm)/DAP (cm)	67.3	19.5	34.35	9.63
Total height (m)/Altura total (m)	24.7	10.4	16.92	3.83
Volume (m ³)/Volumen (m ³)	3.154	0.17	0.82	0.60

DBH: diameter at breast height, SD: standard deviation of the mean.

DAP: diámetro a la altura del pecho, DE: desviación estándar de la media.

approaches, combining criteria of sensitivity, error, and computational cost:

- ANN1: Radial Basis Function (RBF) Neural Networks with 12 clusters (groupings of the input space data) and three independent variables (input neurons): age, DBH, and total height.
- ANN2: Radial Basis Function (RBF) Neural Network with four clusters and two independent variables or input neurons (DBH and H).

The decision to use one neural network with three input variables and twelve clusters, and another with two variables and four clusters, was made after training several configurations and verifying that these designs yielded the best results. Both approaches were compared with four conventional models: two multiple linear regression (MLR) models and the volume estimation formulas of Schumacher and Hall (1933, S&H) and Algan (1901). The characteristics of the models are summarized in Table 2.

Statistical analysis

The results obtained include the formulas of the multiple linear regressions, as well as the p -values for each of the coefficients of the linear models. In the S&H model, the estimation of β_0 use the estimator $\hat{\beta} = e^{\ln(-9.86715)}$, to obtain the expression for volume (Schumacher & Hall, 1933).

It was verified whether the model residuals satisfied the assumptions of independence (Durbin-Watson test), homoscedasticity (F -test), zero mean (t -test) and normal distribution (Kolmogorov-Smirnov test). Since these are multivariable models, they also had to meet the condition that the model coefficients were not correlated, as correlations greater than 0.5 indicate the presence of severe multicollinearity, that is, correlating among the predictor variables (Kamoske et al., 2021). A paired-sample t -test was performed between each method and the actual scaling (volume calculated according to Huber's formula; Đuka et al., 2023), thereby obtaining the p -values for the null hypothesis that the mean of the differences was equal to zero.

y afronta el problema global dividiéndolo en pequeños problemas locales. Se trata de una red de aprendizaje híbrida y de arquitectura multicapa de tipo *feedforward*, que dispone de una capa oculta, además de las capas de entrada y de salida (López Sosa & Pérez Pacheco, 2017). La estimación del volumen de madera mediante la red neuronal de base radial se ha realizado utilizando dos aproximaciones y la combinación de criterios de sensibilidad, errores y coste en tiempo de cálculo:

- RNA1: RNA de base radial con 12 *clusters* o agrupaciones de los datos del espacio de entrada y tres variables independientes o neuronas de entrada (edad, DAP y A_T).
- RNA2: RNA de base radial con cuatro *clusters* y dos variables independientes o neuronas de entrada (DAP y A_T).

La decisión de utilizar una red neuronal con tres variables de entrada y 12 *clusters* y otra con dos variables y cuatro *clusters* se adoptó después de entrenar diversas configuraciones y comprobar que estos diseños eran los que mejores resultados mostraban. Los resultados con ambas aproximaciones se compararon con los proporcionados por cuatro modelos convencionales: dos modelos de regresión múltiple (ML) y las fórmulas de cubicación de Schumacher y Hall (1933, S&H) y Algan (1901). Las características de los modelos se resumen en el Cuadro 2.

Análisis estadístico

Los resultados obtenidos son las fórmulas de las regresiones lineales múltiples, así como los valores p para cada uno de los coeficientes de los modelos lineales. En el modelo de S&H, en la estimación de β_0 se ha empleado el estimador $\hat{\beta} = e^{\ln(-9.86715)}$, para obtener la expresión del volumen (Schumacher & Hall, 1933).

Se comprobó si los errores de los modelos cumplían las hipótesis de independencia (Durbin-Watson), homocedasticidad (prueba F), media cero (prueba t) y distribución normal (Kolmogorov-Smirnov). Al ser modelos multivariables también debían cumplir que los coeficientes del modelo no estuvieran correlacionados, ya

Table 2. Characteristics of the selected multiple linear regression (MLR) models and the volume estimation formulas of Schumacher and Hall (1933, S&H) and Algan (1901) used for comparing the estimated volume of *Pinus sylvestris*.**Cuadro 2. Características de los modelos seleccionados de regresión múltiple (ML), fórmulas de cubicación de Schumacher y Hall (1933, S&H) y Algan (1901) para la comparación del volumen estimado de *Pinus sylvestris*.**

Model/ Modelo	Independent variables/ Variables independientes	Formula	Fórmula
MLR1/ML1	Age, DBH and H/Edad, DAP y AT	$V = \beta_0 + \beta_1 DBH + \beta_2 A_T + \beta_3 Age$	$V = \beta_0 + \beta_1 DAP + \beta_2 A_T + \beta_3 Edad$
MLR2/ML2	DBH and H/DAP y AT	$V = \beta_0 + \beta_1 DBH + \beta_2 A_T$	$V = \beta_0 + \beta_1 DAP + \beta_2 A_T$
S&H	DBH and H/DAP y AT	$V = \beta_0 DBH^{\beta_1} A_T^{\beta_2}$	$V = \beta_0 DAP^{\beta_1} A_T^{\beta_2}$
Algan	DBH and H/DAP y AT	$V = \frac{\pi}{4} DBH^2 A_T F_x$	$V = \frac{\pi}{4} DAP^2 A_T F_x$

V = tree volume, β_i : parameters estimated by the least squares method from the transformed equation $\ln V = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln DBH + \beta_2 \ln A_T$. F_x is the morphic coefficient; for Scots pine, $F_x = 0.487$ when the stems have a diameter at breast height lower than 30 cm and $F_x = 0.46$ for diameters higher than 30 cm (MITECO, 2007).

V = volumen del árbol, β_i : parámetros estimados por mínimos cuadrados a partir de la ecuación transformada $\ln V = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln DAP + \beta_2 \ln A_T$. F_x es el coeficiente mórfico; para el pino silvestre, $F_x = 0.487$ si los troncos tienen un diámetro normal inferior a 30 cm y $F_x = 0.46$ en diámetros superiores (MITECO, 2007).

The statistical indicators used were as follows: mean squared error (MSE), root mean squared error (RMSE) and its relative (RMSE%), coefficient of determination (R^2), precision of the mean deviation (P, %), mean percentage deviation (MD, %), and relative bias (%). To compare the six volume estimation methods, the estimation errors expressed as percentage were aggregated using the formula proposed by Soares et al. (2011):

$$TOT\% = RMSE\% + 100(1-R) + P\% + MD\% + Bias\%$$

The neural network models were developed using TensorFlow (Google Brain Team, 2015). Statgraphics Centurion (Statgraphics Technologies, Inc., 2024) were used to compute multiple regression models, whereas Excel was used to derive through the volume estimation formulas and to perform prediction comparisons. The statistical analysis included a paired-sample t -test conducted in Statgraphics Centurion with a significance level of $\alpha = 0.05$.

Results

Estimates

The estimated coefficient values, along with the p -values from the t -test, were calculated for the MLR and S&H models. The results are shown in Table 3. A similar weighting of the variables DBH and TH is observed in both linear models. In the case of MLR1, since the variable *Age* shows a p -value greater than 0.05, the model can be simplified by excluding it, whereas in MLR2 and S&H, none of the variables can be omitted. Both MLR models meet the model assumptions regarding residual errors and coefficient correlations. The S&H model, although it satisfies the multivariable regression assumptions for residuals, shows an estimated correlation of 0.51.

que las correlaciones mayores de 0.5 permiten detectar la presencia de multicolinealidad severa; es decir, correlación entre las variables predictoras (Kamoske et al., 2021). Asimismo, se realizó una prueba t de muestras pareadas entre cada método y la cubicación real (volumen calculado según la fórmula de Huber; Đuka et al., 2023), obteniéndose así los valores p para la hipótesis nula de que la media de las diferencias fuese igual a 0.

Los estadísticos utilizados fueron los siguientes: error medio cuadrático (EMC), raíz cuadrada del error medio cuadrático (REMC) y su valor relativo (REMC %), coeficiente de determinación (R^2), precisión de la desviación media (P, %), desviación media porcentual (DM, %) y sesgo relativo (%). Para comparar los seis métodos de cubicación se sumaron los errores de la estimación calculados en porcentaje mediante la expresión de Soares et al. (2011):

$$TOT\% = REMC\% + 100(1-R) + P\% + DM\% + Sesgo\%$$

El *software* empleado para la elaboración de los modelos de redes neuronales fue TensorFlow (Google Brain Team, 2015). Los modelos de regresión múltiple se calcularon con Statgraphics Centurion (Statgraphics Technologies, Inc., 2024), mientras que para la obtención de mediante las fórmulas de cubicación y la comparación de predicciones, se utilizó Excel. El criterio estadístico fue una prueba de diferencia de medias pareadas con Statgraphics Centurion con un nivel de significación $\alpha = 0.05$.

Resultados

Estimaciones

Se calcularon los valores de estimación de los coeficientes junto a los valores p de la prueba t en los ML y en S&H. Los resultados se muestran en el Cuadro 3.

Table 3. Coefficients (β_i) of the multiple linear regression (MLR) models and Schumacher and Hall (1933, S&H) volume equations for comparing the estimated volume of *Pinus sylvestris*.

Cuadro 3. Coeficientes (β_i) de los modelos de regresión múltiple (ML) y fórmulas de cubicación de Schumacher y Hall (1933, S&H) para la comparación del volumen estimado de *Pinus sylvestris*.

Coefficients (β_i)/ Coeficientes (β_i)	MLR1/ML1		MLR2/ML2		S&H	
	Estimate/ Estimación	p-value/ p-valor	Estimate/ Estimación	p-value/ p-valor	Estimate/ Estimación	p-value/ p-valor
Constant (β_0)/Constante (β_0)	-1.6105	0.00	-1.6473	0.00	-9.8671	0.00
DBH (β_1)/DAP (β_1)	0.0473	0.00	0.0462	0.00	1.7749	0.00
H(β_2)/AT(β_2)	0.0522	0.00	0.0519	0.00	1.1538	0.00
Age (β_3)/Edad (β_3)	-0.0010	0.42	-	-	-	-

DBH: diameter at breast height, H: Total height

DAP: Diámetro a la altura del pecho, A_T: altura total.

Goodness of fit

Table 4 shows the values of the selected statistics used to assess the goodness of fit (MSE, RMSE, and R^2), and the p -values from the paired-sampled t -test between each method and the actual volume measurements (according to Huber's formula). It can be observed that the MSE values remain under 3 % for all models. The lowest MSE and RMSE values are found in the ANN models, whereas the highest values for both statistics occur in the three-variable linear model (MLR1). The R^2 values indicate that the models explain between 91 % and 98 % of the variability in volume. The highest R^2 values are observed in the NN1 model ($R^2 = 0.97$) and in S&H ($R^2 = 0.97$), while the lowest value corresponds to the MLR models ($R^2 = 0.91$). In the test for equality between the estimated and actual values (paired sample mean difference test), the null hypothesis that the estimates equal the measured values cannot be rejected, even at a 90 % confidence level ($p > 0.1$). In this case, MLR models showed the best fit between the estimated and measured data, with p -values close to 1, indicating no statistically significant differences between the estimated and actual volume. In contrast, the Algan model presented the poorest fit ($p = 0.1165$).

Error calculation

The statistical analysis did not allow for a clear identification of the model that best estimated wood volume. Therefore, percentage errors and their total sums were calculated, as shown in Table 5. The lowest total estimation error was obtained with the ANN models, followed by the Schumacher and Hall (S&H) model. In contrast, MLR models accumulated the highest total errors among all models.

Comparison: estimated vs. actual volume

To observe the similarities and differences among the six methods studied, Figure 1 compares the estimated volume against the actual volume measured using

Se observa un peso similar de las variables DAP y A_T en los dos modelos lineales. En el caso de ML1, como la variable Edad presenta un valor $p > 0.05$, el modelo puede simplificarse prescindiendo de ella, mientras que en ML2 y en S&H no se puede prescindir de alguna de las variables. Los dos ML cumplen las hipótesis del modelo respecto a los errores y la correlación de los coeficientes. El modelo S&H, aunque cumple las hipótesis de los modelos de regresión multivariable para los errores, presenta una correlación estimada de 0.51.

Bondad del ajuste

El Cuadro 4 muestra los valores de los estadísticos seleccionados para medir la bondad del ajuste (EMC, REMC y R^2), así como los valores p de la prueba t para muestras pareadas entre cada método y la cubicación real (según la fórmula de Huber). Se observa que los valores de EMC son inferiores al 3 % en todos los modelos. Los valores más bajos de EMC y del REMC se dan en los modelos de RNA, mientras que el valor más alto en ambos estadísticos se obtiene en el modelo lineal con tres variables (ML1). El valor de R^2 señala que los modelos explican entre 91 y 98 % de la variabilidad del volumen. Los valores más altos se obtienen en el modelo RN1 ($R^2 = 0.97$) y en S&H ($R^2 = 0.97$), mientras que el más bajo corresponde a los ML ($R^2 = 0.91$). En la prueba de igualdad de valores estimados frente al valor real (prueba de diferencia de medias pareadas), no se puede rechazar que las estimaciones sean iguales a los valores medidos, incluso con una confianza en la hipótesis del 90 % ($p > 0.1$). En este caso, los ML presentan mejor ajuste de las estimaciones a los datos medidos (valores p próximos a 1), mientras que el modelo de Algan muestra el peor ajuste ($p = 0.1165$).

Cálculo de errores

A partir de los estadísticos no fue posible decidir el modelo con mejor estimación del volumen de madera, por lo que se calcularon los errores en porcentaje y la suma del total de estos, los cuales se muestran en el

Table 4. Goodness of fit and p -values from the paired t -test (between each method and the actual volume measurement) for the artificial neural network (ANN), multiple regression (MLR), Schumacher and Hall (1933, S&H) and Algan (1901) models used to compare the estimated volume of *Pinus sylvestris*.

Cuadro 4. Bondad de ajuste y valores p de la prueba t para muestras pareadas (entre cada método y la cubicación real) de los modelos de redes neuronales artificiales (RNA), regresión múltiple (ML), fórmulas de cubicación de Schumacher y Hall (1933, S&H) y Algan (1901) para la comparación del volumen estimado de *Pinus sylvestris*.

Model/Modelo	MSE/EMC	RMSE/REMC	R ²	p -value/ p -valor
ANN1/RNA1	0.003	0.057	0.974	0.966
ANN2/RNA2	0.004	0.063	0.968	0.983
MLR1/ML1	0.030	0.174	0.915	0.999
MLR2/ML2	0.017	0.133	0.914	0.999
Algan	0.015	0.122	0.959	0.116
S&H	0.006	0.082	0.972	0.606

Mean Squared error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE).

Error medio cuadrático (EMC), raíz cuadrada del error medio cuadrático (REMC).

Table 5. Estimation error of *Pinus sylvestris* volume obtained with the artificial neural network (ANN), multiple regression (MLR), Schumacher and Hall (1933, S&H) and Algan (1901) models.

Cuadro 5. Errores de estimación de volumen de *Pinus sylvestris* con los modelos de redes neuronales artificiales (RNA), regresión múltiple (ML), fórmulas de cubicación de Schumacher y Hall (1933, S&H) y Algan (1901).

Model/Modelo	MD (%) / DM (%)	Bias (%) / Sesgo (%)	P (%)	100(1-R) (%)	RMSE (%) / REMC (%)	Total (%)
ANN1/RNA1	8.20	0.04	1.90	1.62	13.03	24.78
ANN2/RNA2	8.78	0.02	1.91	1.32	11.76	23.79
MLR1/ML1	23.19	0.06	6.60	4.35	21.21	55.41
MLR2/ML2	23.26	0.00	6.66	4.31	21.12	55.35
Algan	9.91	2.57	2.24	2.04	14.92	31.68
S&H	8.29	1.90	1.89	1.54	12.76	26.38

Mean deviation (DM), square root of the coefficient of determination (R), root mean squared error (RMSE) and mean deviation precision (P).

Desviación media (DM), raíz cuadrada del coeficiente de determinación (R), raíz cuadrada del error medio cuadrático (REMC) y precisión de la desviación media (P).

Huber's formula in 1:1 plots. MLR models produced similar results and showed the lowest slope values. ANN1 and ANN2 models yielded comparable results to each other, with steeper slopes than those of MLR models. The Algan and S&H formulas occupied an intermediate position. Using two or three input variables resulted in similar values for both the radial basis function ANN models and MLR models.

The average differences between the estimated and actual volumes are lower than 0.02 % for ANN2 and 0.04 % for NN1, with both models slightly underestimating the volume. In contrast, MLR models show no significant average differences (<10⁻⁶%), whereas the Algan (-2.1 %) and S&H (-0.6 %) methods underestimate the mean volume of the 83 trees to a greater extent.

Discussion

For all models, RMSE values were below 0.18 and R² values exceeded 0.91. A comparison of the results for *Pinus brutia* Ten. (Diamantopoulou & Milios, 2010), based

Cuadro 5. El valor más bajo en la estimación total se obtuvo con los modelos de RNA, seguidos del modelo S&H. En cambio, los ML acumularon errores mayores del conjunto de modelos.

Comparación: Volumen estimado vs. volumen real

Para observar las similitudes y diferencias entre los seis métodos estudiados, en la Figura 1 se ha comparado el volumen estimado frente al volumen real medido con la fórmula de Huber en gráficos 1:1. Los ML tienen resultados similares y son las rectas de menor pendiente. Los modelos RNA1 y RNA2 proporcionan resultados similares entre sí, con mayor pendiente que en los ML. Las fórmulas de Algan y S&H se sitúan en una posición intermedia. La consideración de dos o tres variables de entrada da lugar a valores similares tanto en las RNA de base radial como en los ML.

Las diferencias promedio de los volúmenes estimados respecto del volumen real son inferiores a 0.02 % (RNA2) y 0.04 % (RN1), siendo subestimados en ambos

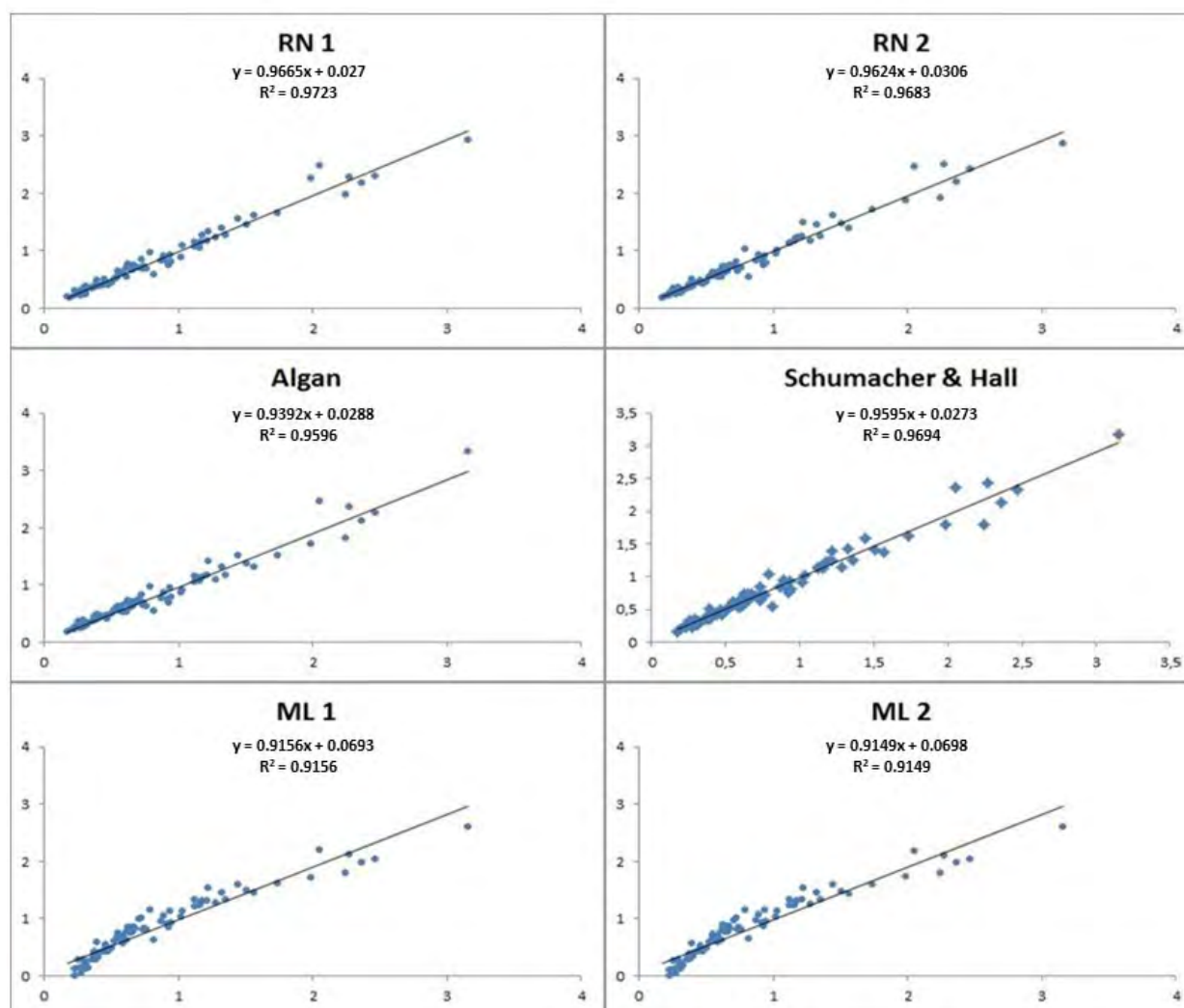


Figure 1. Actual volume (m³) versus estimated volume (m³) using six methods in 83 *Pinus sylvestris*. NN: Neural Networks, MLR: Linear Models.

Figura 1. Volumen real (m³) frente al volumen estimado (m³) mediante seis métodos en 83 ejemplares de *Pinus sylvestris*. RN: redes neuronales, ML: modelos lineales.

on a similar number of individuals (63 specimens) as in the present study, indicates that the estimates obtained using ANN were slightly better for that species (RMSE = 0.028 and R² = 0.99). All six methods produced linear adjustment with R² > 0.9. Nevertheless, the two ANN yielded the lowest total sum of estimation errors and showed mean square error (MSE) values two to five times lower than those of the other models. When comparing the two ANN, ANN1 showed slightly lower error values than ANN2 for all measured error indices; however, these differences were approximately 1 %. Among the remaining methods, the S&H and Algan volume equation produced error estimates closest to those of the ANN, whereas MLR models showed the highest estimated error values.

casos. Por otro lado, los ML no presentan diferencias promedio significativas (<10⁻⁶ %), mientras que los métodos de Algan (-2.1 %) y S&H (-0.6 %) subestiman, en mayor porcentaje, el volumen promedio de los 83 ejemplares.

Discusión

En todos los modelos se tuvieron valores de REMC < 0.18 y R² > 0.91. La comparación de los resultados para la especie *Pinus brutia* Ten. (Diamantopoulou & Milios, 2010), con un número similar de individuos (63 ejemplares) al del presente trabajo, permite generalizar que las estimaciones realizadas con RNA son ligeramente mejores para dicha especie (REMC =

The use of Algan's formula for volume estimation does not appear in other studies that do include comparisons with Huber's formula for eucalyptus (Souza et al., 2017). Huber's formula is similar to Algan's (using total height and mid-stem diameter as variables) but shows higher MSE values than those obtained with Algan's formula applied in this study.

The S&H equation has been applied to eucalyptus stands in recent studies comparing volume estimates using ANN (Cordeiro et al., 2015; de Azevedo et al., 2020; Tavares Junior et al., 2019) and for volume measurement of stacked wood (De Barros et al., 2024). In all cases, ANN had better fits, although MLR proved to be efficient. In a study by Fernández-Carrillo et al. (2022), MLR produced the best results compared to four artificial intelligence models, including radial basis function ANN. In these studies, the R^2 values obtained with the S&H formula were lower than those calculated for Scots pine volume estimation in Spain; nevertheless, this formulation achieved the best fitting results for the estimation of *Mimosa caesalpinifolia* Benth. Volume (Amorim et al., 2021) compared to NN. MLR and ANN were used in the work of Martínez-Blanco et al. (2012), showing similar results in terms of the error metric employed (MSE = 0.03).

The most used ANN models for volume measurement are the multilayer perception and the radial basis function network (Costa et al., 2022; Lotfi et al., 2024). Comparative studies of different ANN models for similar variables indicated that both types are suitable for these problems (Cordeiro et al., 2015; de Azevedo et al., 2020; Fernández-Carrillo et al., 2022; Seki, 2023; Tavares Junior et al., 2019). MSE and R^2 values reported in all the aforementioned studies are of similar magnitude, which is also the case for the NN1 and NN2 models used in this research.

Total errors in volume estimation obtained using the ANN models and the conventional volume measurement formulas used in this study fall within the range reported by Soares et al. (2011), who found values between 17.5 % and 42.3 %. However, total errors calculated for the MLR models exceed this range by nearly 13 %. Except for the bias measure, MLR models show errors approximately twice those of NN fits and also fail to meet the model assumptions for residual errors, making their predictions unreliable. The S&H model shows a total error very close to that of the ANN models and, in its linearized form, satisfies the residual assumptions (zero mean, normality, independence, and homoscedasticity), which makes it a good predictive model. These results are consistent with the conclusions of Marques da Silva et al. (2009). Nevertheless, the S&H model shows an issue of dependency between the DBH and total height variables, which could lead to multicollinearity in the predictions. In addition, together with the Algan model, it exhibits

0.028 y $R^2 = 0.99$). Los seis métodos presentan ajustes lineales con $R^2 > 0.9$. No obstante, las dos RNA tienen los valores más bajos en la suma total de los errores de la estimación; además, presentan valores del EMC de dos a cinco veces inferior al resto de los modelos. Si se comparan las RNA, RNA1 presenta valores ligeramente inferiores que RNA2 en todos los errores medidos, pero estas diferencias están en torno al 1 %. En cuanto al resto de los métodos, las fórmulas de cubicación de S&H y Algan están más próximas a los errores estimados para las RNA, mientras que los ML presentan los valores más altos de error estimado.

El uso de la fórmula de Algan para cubicación no aparece en otros trabajos que sí presentan comparaciones con la fórmula de Huber para eucaliptos (Souza et al., 2017). La fórmula de Huber es similar a la de Algan (con A_T y diámetro a mitad de fuste como variables) y presenta valores de EMC superiores a los de la fórmula de Algan empleada en este trabajo.

La expresión de S&H se ha empleado con masas de eucalipto en trabajos recientes de comparación con la estimación de volumen mediante RNA (Cordeiro et al., 2015; de Azevedo et al., 2020; Tavares Junior et al., 2019) y para la cubicación de madera apilada (De Barros et al., 2024); en todos los casos, las RNA tuvieron mejores ajustes, aunque el ML mostraba ser eficiente. En un estudio de Fernández-Carrillo et al. (2022), el ML presenta los mejores resultados frente a cuatro modelos de inteligencia artificial, incluidas las RNA de base radial. En dichos trabajos, los R^2 de la fórmula de S&H resultan inferiores a los calculados para los resultados de cubicación del pino silvestre en España; no obstante, esta formulación obtuvo los mejores resultados de ajuste en la estimación del volumen de *Mimosa caesalpinifolia* Benth. (Amorim et al., 2021) frente a las RN. Los ML y RNA se utilizan en el trabajo de Martínez-Blanco et al. (2012) con resultados similares respecto a la medida del error empleada (EMC = 0.03).

Los modelos de RNA más utilizados para cubicación son perceptrón multicapa y los de base radial (Costa et al., 2022; Lotfi et al., 2024). Los trabajos de comparación de diferentes modelos de RNA para variables similares permiten concluir que ambos tipos son válidos para estos problemas (Cordeiro et al., 2015; de Azevedo et al., 2020; Fernández-Carrillo et al., 2022; Seki, 2023; Tavares Junior et al., 2019). Los valores de EMC y de R^2 son de magnitudes similares en todos los trabajos anteriores, lo que sucede en el caso de los modelos RN1 y RN2 utilizados en esta investigación.

El total de errores para la estimación de volúmenes calculados con los modelos de RNA y con las fórmulas de cubicación habituales, empleadas en este trabajo, están en el rango de valores del trabajo de Soares et al. (2011) que los calcula entre 17.5 % y 42.3 %; sin embargo, el

the lowest probability of equality between predicted and measured volumes (p - values lower than 0.9).

It is difficult to compare the results with those of other studies, as no research using ANN-based methods for estimating the stem volume of Scots pine has been identified. The fitting results of the ANN models for *P. sylvestris* data in Spain are superior to those of the other models used for volume estimation. In both models (NN1, NN2), the total error is lower than 25 %, the proportion of variance explained by the models exceeds 95 %, MSE is below 1 % and the probability that the estimates match the actual values is greater than 0.9.

Stem volume can be estimated using multiple methods, and the choice of method is at the discretion of each expert (Guzmán-Santiago et al., 2020). In the case of Scots pine, the ANN1 and ANN2 models provide the best results and are very similar to each other, with the model using two neurons or input variables being preferable due to the principle of simplicity, or parsimony (Collazos et al., 2012).

In the review of other studies (Carratú et al., 2019; Guzmán-Santiago et al., 2020; Moreno-Arteaga et al., 2019), no significant differences were observed between the use of traditional or linear regression models and ANN models. This makes the application of ANN particularly useful, because they require fewer measurements and, therefore, can reduce costs (Marques da Silva et al., 2014).

Conclusions

A total of six methods for estimating the wood volume of *Pinus sylvestris* were compared. Estimation using artificial neural networks (ANN) proved effective for calculating volume as well as for estimating other tree measurement characteristics. The Schumacher and Hall (S&H) method yielded results similar to those of the ANN; however, the existing dependency between DBH and total height (H) could lead to multicollinearity issues, making the use of ANN potentially preferable. The choice between the two neural networks depends on the availability of tree age, as ANN2 requires only DBH and H for estimation. The results are not significantly different from those obtained with other traditional estimation methods; nevertheless, the use of linear and conventional models cannot be categorically dismissed. ANN can model complex, nonlinear relationships between variables and volume, making their implementation a potential improvement for forest management.

Acknowledgments

The authors thank Mr. Guido González-Vázquez for his assistance and contributions to the development of this article.

total de errores calculados en los ML superan el rango anterior en casi 13 % más. Exceptuando la medida de sesgo, los ML duplican los errores del ajuste con RN; además, no cumplen las hipótesis del modelo para el error residual, lo que hace poco fiables las predicciones obtenidas con ellos. El modelo S&H tiene una medida total de error muy próxima a la de los modelos de RNA y, en su expresión linealizada, cumple las hipótesis residuales (media cero, normalidad, independencia y homocedasticidad), por lo que resulta un buen modelo predictivo. Estos resultados concuerdan con las conclusiones del trabajo de Marques da Silva et al. (2009). No obstante, el modelo S&H presenta un problema de dependencia entre las variables DAP y A_T que podría generar multicolinealidad en las predicciones; además, junto con el modelo de Algan, son los que presentan una probabilidad menor de igualdad entre predicciones y volumen medido (valores p inferiores a 0.9).

Resulta difícil la comparación de resultados con otros trabajos, ya que la estimación del volumen del tronco del pino silvestre no aparece en algún trabajo en el que se utilicen métodos con RNA. Los resultados del ajuste de los modelos de RNA para los datos de *P. sylvestris* en España son mejores que el resto de los modelos empleados para la estimación. En ambos modelos (RN1, RN2), el total de errores es inferior al 25 %, la variabilidad explicada por el modelo superior al 95 %, el EMC inferior al 1 % y la probabilidad de que las estimaciones igualen al valor real son superiores a 0.9.

La estimación del volumen del tronco puede ser realizada por múltiples métodos y la elección de este será decisión de cada experto (Guzmán-Santiago et al., 2020). En el caso del pino silvestre, los modelos RNA1 y RNA2 ofrecen los mejores resultados y son muy similares entre sí, siendo preferible el modelo con dos neuronas o variables de entrada, debido al principio de simplicidad o parsimonia (Collazos et al., 2012).

En la revisión de otros trabajos (Carratú et al., 2019; Guzmán-Santiago et al., 2020; Moreno-Arteaga et al., 2019), no se observan diferencias significativas en el uso de modelos tradicionales o de regresión lineal con los de RNA, lo que hace especialmente interesante la aplicación de RNA, ya que requieren de menos mediciones y, por tanto, se logra la reducción de costos (Marques da Silva et al., 2014).

Conclusiones

Se compararon seis métodos de estimación del volumen de madera de *Pinus sylvestris*. La estimación con redes neuronales artificiales (RNA) resulta eficaz para cubicar y estimar otras variables dasométricas. El método de Schumacher y Hall (S&H) presenta resultados similares a las RNA; sin embargo, la dependencia existente entre el DAP y la altura total (A_T) podría generar problemas

Conflict of interest declaration

The authors declare that they have no economic conflicts of interest or known personal relationships that could have influenced the research presented in this article.

End of English version

References / Referencias

- Afrifa, S., Zhang, T., Appiahene, P., & Varadarajan, V. (2022). Mathematical and machine learning models for groundwater level changes: A systematic review and bibliographic analysis. *Future Internet*, 14(9), 259. <https://doi.org/10.3390/fi14090259>
- Algan H. (1901). Tarifs de cubage. *Bulletin trimestriel de la Société Forestière de France-Comté & Belfort*, 6(2), 123-130. https://infodoc.agroparistech.fr/index.php?lvl=notice_display&id=71893
- Amorim, L. M., da S. Leite, E., de Souza, D. R., da Silva, L., de Mello, C. R., & de Lima, J. M. (2021). Artificial networks and regression analysis for volume estimation in native species. *Brazilian Journal of Agricultural and Environmental Engineering*, 25(10), 664-669. <http://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v25n10p664-669>
- Ashkan E., Alireza A., Rahim Z., & Younes, N. (2023). Artificial intelligence and machine learning in energy systems: A bibliographic perspective. *Energy Strategy Reviews*, 45, 101017. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.101017>
- Berendt, F., Bajalan, I., Wening, C., Hinds, C., Blasco, L., & Cremer, T. (2023). Estimations of Scots Pine bark biomass delivered to the wood industry in Northern Germany. *Central European Forestry Journal*, 69(2). <https://doi.org/10.2478/forj-2022-0019>
- Carbajal-Hernández, J. J., Sánchez-Fernández, L. P., Hernández-Bautista, I., & Hernández-López, J. (2017). Modelo basado en redes neuronales artificiales para la evaluación de la calidad del agua en sistemas de cultivo extensivo de camarón. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 8(5), 71-89. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-05-05>
- Carratù, M., Liguori, C., Pietrosanto, A., O'Nils, M., & Lundgren, J. (2019). Data fusion for timber bundle volume measurement. In *2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)* (pp. 1-6). Auckland, New Zealand: IEEE. <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2019.8826961>
- Collazos, J. A. A., Domínguez, A. H., & Ocampo, E. M. T. (2012). Una comparación entre métodos estadísticos clásicos y técnicas metaheurísticas en el modelamiento estadístico. *Scientia et Technica*, 2(50), 67-76. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84923878011>
- Cordeiro, M. A., De Jesus Pereira, N. N., Binoti, D. H. B., Marques da Silva, M. L. & Leite, H. G. (2015). Estimativa do volume de *Acacia mangium* utilizando técnicas de redes neurais artificiais e máquinas vetor de suporte. *Pesquisa Florestal Brasileira*, 35(83), 255-261. <https://doi.org/10.4336/2015.pfb.35.83.596>

de multicolinealidad, por ello puede ser preferible el uso de RNA. La elección de una u otra red neuronal dependerá de la posibilidad de disponer de la edad de los árboles, ya que la RNA2 solo precisa del DAP y la A_T para la estimación. Los resultados no difieren significativamente de los otros métodos de estimación tradicionales; no obstante, la utilización de los modelos lineales y los modelos tradicionales no puede rechazarse categóricamente. Las RNA pueden capturar relaciones complejas y no lineales entre las variables y el volumen, por lo que su implementación puede mejorar la gestión forestal.

Agradecimientos

Los autores quieren agradecer la ayuda y el trabajo realizado por D. Guido González-Vázquez en la elaboración del presente artículo.

Declaración de conflictos de intereses

Los autores declaramos que no tenemos conflictos de intereses económicos ni relaciones personales conocidas que pudieran haber influido en la investigación presentada en este artículo.

Fin de la versión en español

- Costa, E. A., Hess, A. F., Finger, C. A. G., Schons, C. T., Klein, D. R., Barbosa, L. O., Borsoi, G. A., Liesenberg, V., & Bispo, P. D. C. (2022). Enhancing height predictions of Brazilian pine for mixed, uneven-aged forests using artificial neural networks. *Forests*, 13(8), 1284. <https://www.mdpi.com/1999-4907/13/8/1284>
- De Azevedo, G. B., Tomiazzi, H. V., Azevedo, G. T. O. S., Teodoro, L. P. R., Teodoro, P. E., de Souza, M. T. P., Batista, T. S., Eufraide-Junior, H. J., & Guerra, S. P. S. (2020). Multi-volume modeling of *Eucalyptus* trees using regression and artificial neural networks. *PLoS ONE*, 15(9), e0238703. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238703>
- De Barros, V. A., Soares, C. P. B., Fernandes da Silva, G., Goycochea-Casas, G., & Garcia Leite, H. (2024). Conversion factor estimation of stacked eucalypt timber using supervised image classification with artificial neural network. *Pertanika Journal of Science & Technology*, 32(4). <https://doi.org/10.47836/pjst.32.4.05>
- De Lima, R. B., Rutishauser, E., da Silva, J. A. A., Guedes, M. C., Heralut, B., Pereira de Oliveira, C., da Silva Aparicio, P., Doff Sotta, E., Silva da Silva, D. A., & Caraciolo Ferreira, R. L. (2021). Accurate estimation of commercial volume in tropical forests. *Forest Science*, 67(1), 14-21. <http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2009.11.010>

- Diamantopoulou, M. J., & Milios, E. (2010). Modelling total volume of dominant pine trees in reforestation via multivariate analysis and artificial neural network models. *Biosystems Engineering*, 105(3), 306-315. <http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2009.11.010>
- Diamantopoulou, M. J., & Özçelik, R. (2012). Evaluation of different modeling approaches for total tree-height estimation in Mediterranean Region of Turkey. *Forest Systems*, 21, 383-397. <https://doi.org/10.5424/fs/2012213-02338>
- Díaz-Martínez, M., Román-Salinas, R., Santana-Esparza, G., & Morales-Rodríguez, M. (2023). Industry 4.0 and artificial neural networks in industrial engineering: A systematic review of the literature. *Revista Cubana de Ingeniería*, 14(1), e352. <https://www.researchgate.net/publication/372400196>
- Đuka, A., Papa, I., Lovrinčević, M., Bumber, Z., Poršinsky, T., & Tomljanović, K. (2023). Terrestrial vs. UAV-Based remote measurements in log volume estimation. *Remote Sensing*, 15(21), 5143. <https://doi.org/10.3390/rs15215143>
- Fernández-Carrillo, V. H., Quej-Chi, V. H., de los Santos-Posadas, H. M., & Carrillo-Ávila, E. (2022). Do AI models improve taper estimation? A comparative approach for teak. *Forests*, 13(1465). <https://doi.org/10.3390/f13091465>
- Gallo, J., Bílek, L., Šimůnek, V., Roig, S., & Bravo Fernández, J. A. (2020). Uneven-aged silviculture of Scots pine in Bohemia and Central Spain: comparison study of stand reaction to transition and long-term selection management. *Journal of Forest Science*, 66, 22–35. <https://doi.org/10.17221/147/2019-JFS>
- García-López, J. M. (1995). Breve reseña del monte "Pinar de Navafria" y la evolución de su ordenación. *Cuadernos de la S.E.C.F.*, 1, 389-398. https://distritoforestal.es/images/Rese%C3%B1a_del_monte_Pinar_de_Navafria%C3%ADa_y_de_la_evoluci%C3%B3n_de_su_ordenaci%C3%B3n.pdf
- Google Brain Team. (2015). *TensorFlow*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4724125>
- Guzmán-Santiago, J. C., Aguirre-Calderón, O. A., & Vargas-Larreta, B. (2020). Forest volume estimation techniques with special emphasis on the tropics. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 26(2), 291-306. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2019.07.061>
- Houston Durrant, T., de Rigo, D., & Caudullo, G. (2016). *Pinus sylvestris in Europe: distribution, habitat, usage and threats*. In J. San-Miguel-Ayanz, D. de Rigo, G. Caudullo, T. Houston Durrant, & A. Mauri (Eds.), *European atlas of forest tree species* (e016b94+). Luxembourg. EU. https://forest.jrc.ec.europa.eu/media/atlas/Pinus_sylvestris.pdf
- Kamoske, A. G., Dahlin, K. M., Serbin, S. P., & Stark, S. C. (2021). Leaf traits and canopy structure together explain canopy functional diversity: an airborne remote sensing approach. *Ecological Applications*, 31(2). <https://doi.org/10.1002/eap.2230>
- Kaur, M., Kumar, A., & Mittal, A. K. (2025). Mapping the knowledge structure of artificial neural network research in the stock market: a bibliometric analysis and future research pathways *Benchmarking: An International Journal*, 32(3), 1069-1098. <https://doi.org/10.1108/BIJ-06-2023-0373>
- Kozakiewicz, P., Jankowska, A., Mamiński, M., Marciszewska, K., Ciurzycki, W., & Tulik, M. (2020). The wood of Scots Pine (*Pinus sylvestris* L.) from post-agricultural lands has suitable properties for the timber industry. *Forests*, 11(10), 1033. <https://doi.org/10.3390/f11101033>
- Liu, S., Chang, R., Zuo, J., Webber, R. J., Xiong, F., & Dong, N. (2021). Application of artificial neural networks in construction management: Current status and future directions. *Applied Science*, 11(20), 9616. <https://doi.org/10.3390/app11209616>
- López Sosa, I. J., & Pérez Pacheco, S. A. (2017). Redes neuronales de base radial como modelos dinámicos para la puesta en marcha de columnas de destilación por lotes. *Ingeniería*, 28(1), 15-28. <https://www.redalyc.org/pdf/441/44170540002.pdf>
- Lotfi, A. S., Navroodi, I. H., & Kalteh, A. M. (2024). Sensitivity analysis and performance evaluation of neural networks for predicting forest stand volume—A case study: District 2, Kacha, Guilan province. *Journal of Forest Science*, 70(5), 209-222. <https://jfs.agriculturejournals.cz/pdfs/jfs/2024/05/01.pdf>
- Martínez Blanco, A., Sotto, A., & Castellanos, A. (2012). Prediction of the amount of wood using neural networks. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 11(3), 295-307. <https://doi.org/10.1007/s10852-012-9186-4>
- Marques da Silva, M. L., Breda Binoti, D. H., Gleriani, J. M., Leite, H. G. (2009). Ajuste do modelo de Schumacher e Hall e aplicação de redes neurais artificiais para estimar volume de árvores de eucalipto. *Revista Árvore*, 33(6), 1133-1139. <https://doi.org/10.1590/S0100-67622009000600015>
- Marques da Silva, M. L., Breda Binoti, D. H., Garcia Leite, H., Ribeiro Garcia, S. L., Ferreira, M. Z., Rode, R., & Lopes Da Silva, A. A. (2014). Redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. *Revista Árvore*, 38(2), 283-288. <https://doi.org/10.1590/S0100-67622014000200008>
- Miguel, E. P., Rezend, A. V., Assis Leal, F., Trondoli Matricardi, E. A., Teixeira Do Vale, A., & Pereira, R. S. (2015). Redes neurais artificiais para a modelagem do volume de madeira e biomassa do cerradão com dados de satélite. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 50(9), 829-839. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000900012>
- Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO). (2007). *IFN3: Tercer Inventario Forestal Nacional*. <https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/temas/inventarios-nacionales/inventario-forestal-nacional/>
- Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO). (2022). *Anuario de estadística forestal (2021)*. <https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/biodiversidad/estadisticas/aef2021/anuario-estadistica-forestal-2021.pdf>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Geoffrey, G. (2021). *Introduction to linear regression analysis* (Sixth. ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Moreno-Arteaga, A. J., Bento-Moreira, M. F., Oliveira-Averna, R., Kröhling-Bernardi, L., Lourenço-Vasconcelos, S., & Thiersch, C. R. (2019). Espacialidad volumétrica de madera en plantaciones forestales usando redes neurales artificiales con imágenes de satélite. *Acta Agronómica*, 68(2), 142–150. <https://doi.org/10.15446/acag.v68n2.78945>

- Negro, P., & Pons, C. (2022). Artificial Intelligence techniques based on the integration of symbolic logic and deep neural networks: A systematic review of the literature. *Inteligencia Artificial*, 25(69), 13-41. <https://doi.org/10.4114/intartif.vol25iss69pp13-41>
- Paz-Pellat, F., Velázquez-Rodríguez, A., Sánchez-Sánchez, C., Salas-Aguilar, V., Méndez-González, J., Acosta-Mireles, M., & Nájera-Luna, J. A. (2021). Alometría generalizada para la estimación de la biomasa aérea total de plantas leñosas: marco teórico general y aplicaciones. *Madera y Bosques*, 27(4). <https://doi.org/10.21829/myb.2021.2742442>
- Pérez-Sánchez, J., Jimeno-Sáez, P., Senent-Aparicio, J., Díaz-Palmero, J. M., Cabezas-Cerezo, J. d. D. (2019). Evolution of burned area in forest fires under climate change conditions in Southern Spain using ANN. *Applied Science*, 9(19), 4155. <https://doi.org/10.3390/app9194155>
- Rojas-García, F., De Jong, B. H. J., Martínez-Zurimendi, P., & Paz-Pellat, F. (2015). Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. *Annals of Forest Science*, 72(6), 835-864. <https://doi.org/10.1007/s13595-015-0456-y>
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1989). Learning internal representations by error propagation. In *Neurocomputing: foundations of research* (pp. 675-695). MIT Press. https://stanford.edu/~jlmcc/papers/PDP/Volume%201/Chap8_PDP86.pdf
- Schumacher, F. X., & Hall, F. S. (1933). Logarithmic expression of timber-tree volume. *Journal of Agricultural Research*, 47(9), 719-734.
- Seki, M. (2023). Predicting stem taper using artificial neural network and regression models for Scots pine (*Pinus sylvestris* L.) in northwestern Türkiye. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 38(1-2), 97-104. <https://doi.org/10.1080/02827581.2023.2189297>
- Soares, F. A. A., Flôres, E. L., Cabacinha, C. D., Carrijo, G. A., & Veiga, A. C. P. (2011). Recursive diameter prediction and volume calculation of eucalyptus trees using Multilayer Perceptron Networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 78(1), 19-27. <http://doi.org/10.1016/j.compag.2011.05.008>
- Souza, H. S., Drescher, R., Vendruscolo, D. G. S., Moura, J. P. V. M., da Silva Siqueira, T. A., & Mamoré, F. M. D. (2017). Comparação de métodos de cubagem para eucalipto. *Brazilian Journal of Biometrics*, 35(1), 17-26. <https://biometria.ufra.br/index.php/BBJ/article/view/292>
- Statgraphics Technologies, Inc. (2024). *Statgraphics Centurion 19*. The Plains, VA, USA. <https://www.statgraphics.com/download19>
- Tavares Junior, I. S., Castro da Rocha, J. E., Ebling, A. A., Chaves, A. S., Zanuncio, J. C., Farias, A. A., & Leite, H. G. (2019). Artificial neural networks and linear regression reduce sample intensity to predict the commercial volume of *Eucalyptus* clones. *Forests*, 10(3), 268. <https://doi.org/10.3390/f10030268>
- Villasante, A., Íñiguez-González, G., & Puigdomenech, L. (2019). Comparison of various multivariate models to estimate structural properties by means of non-destructive techniques (NDTs) in *Pinus sylvestris* L. timber. *Holzforschung*, 73(4), 331-338. <https://doi.org/10.1515/hf-2018-0103>