University of Tehran

Journal of Forest and Wood Products

Online ISSN: 2383-0530

Home Page: https://jfwp.ut.ac.ir

Predicting the volume of *Populus deltoids* using the artificial neural network method (Case study: Shafarud forest company)

Ali Shokrond Shakiba[1*] | Akbar Rostampour Haftkhani[2] | Mehdi Klager[3] | Kiomars Sefidi[4] | Majid Saffari[5]

1. Corresponding author, Department of Wood and Paper Science, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. Email: a.shakiba@student.uma.ac.ir
2. Department of Wood and Paper Science, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. Email: arostampour@uma.ac.ir
3. Department of Wood and Paper Science, Executive manager of Shafarood Company, Gilan, Iran. Email: mehdi.kalagar@gmail.com
4. Department of Forestry, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. Email: kiomarssefidi@uma.ac.ir
5. Expert of Horticultural Sciences, CEO of Shafarood Company, Gilan, Iran. Email: saffarimajid@gmail.com

ARTICLE INFO

Article type:
Research Article

Article History:
Received: 20 January 2023
Revised: 06 May 2023
Accepted: 15 May 2023
Published online: 20 December 2023

Keywords:
Forest exploitation,
Hand-planted forest,
Onelayer perceptron,
Wood cultivation.

ABSTRACT

Given the importance of measuring tree volume and the potential for selling standing trees, as well as the time-consuming and costly nature of measuring the actual volume of trees, this study aimed to find an alternative method that is more economical in terms of time and cost for predicting the standing volume of poplars (*Populus deltoids*) using an artificial neural network (ANN) method for harvesting and sales management. In this study, the diameters and heights of 416 randomly selected trees were measured. The tree diameters ranged from 10 to 15, 15 to 20, 20 to 25, 25 to 30, 30 to 35, 35 to 40, 40 to 45, and 45 to 50 centimeters. Their standing volumes were then predicted using both simple and multiple ANN models. In this study, diameter at breast height and height were considered predictor indices for the input data, while the standing volume of the tree was the output data. The number of input, hidden, and output layers was kept uniform at one layer. The number of hidden layer neurons was determined to be 10 using trial and error. The results showed that the simple ANN model using the diameter index yielded MAPE and R-squared values of 10.22 and 0.9785, respectively, while the model using the height index produced MAPE and R-squared values of 35.43 and 0.8004, respectively. Due to the simple model's ability to predict volume with an error of approximately 10% using the diameter predictor, the simple model with the diameter index was suggested as the best model overall, considering its ease of implementation and superior accuracy.

Cite this article: Shokrond Shakiba, A., Rostampour Haftkhani, A., Klager, M., Sefidi, K., Saffari, M. (2023). Predicting the volume of *Populus deltoids* using the artificial neural network method (Case study: Shafarud forest company). *Journal of Forest and Wood Products*, 76 (3), 217-228. DOI: http//doi.org/10.22059/jfwp.2023.354060.1236

© The Author(s) **Publisher:** The University of Tehran Press.
DOI: http//doi.org/10.22059/jfwp.2023.354060.1236

نشریهٔ جنگل و فرآورده‌های چوب

سایت نشریه: https://jfwp.ut.ac.ir

شاپا الکترونیکی: ۰۵۳۰-۲۳۸۳

دانشگاه تهران

استفاده از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم سرپای درخت صنوبر دلتوئیدس (*Populus deltoids*) (مطالعهٔ موردی: جنگل‌های شرکت شفارود)

علی شکروند شکیبا[1*] | اکبر رستم پور هفتخوانی[2] | مهدی کلاگر[3] | کیومرث سفیدی[4] | مجید صفاری[5]

۱. نویسنده مسئول، گروه علوم و صنایع چوب و کاغذ، دانشکدهٔ کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. رایانامه: a.shakiba@student.uma.ac.ir

۲. گروه علوم و صنایع چوب و کاغذ، دانشکدهٔ کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. رایانامه: arostampour@uma.ac.ir

۳. بخش صنایع چوب و کاغذ، معاون اجرایی شرکت شفارود، گیلان، ایران. رایانامه: mehdi.kalagar@gmail.com

۴. گروه جنگل، دانشکدهٔ کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. رایانامه: kiomarssefidi@uma.ac.ir

۵. کارشناسی علوم باغبانی، مدیرعامل شرکت شفارود، گیلان، ایران. رایانامه: saffarimajid@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:
تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۳۰
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۲۵
تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۹/۲۹

کلیدواژه:
بهره‌برداری جنگل،
پرسپترون تک‌لایه،
جنگل دست‌کاشت،
زراعت چوب.

چکیده

با توجه به اهمیت اندازه‌گیری حجم و امکان فروش درختان به شکل سرپا و همچنین هزینه‌بر و زمان‌بر بودن اندازه‌گیری حجم واقعی درختان، برای یافتن روشی جایگزین که از لحاظ زمان و هزینه به صرفه‌تر باشد، این مطالعه با هدف پیش‌بینی حجم سرپای درختان صنوبر (*Populus deltoids*) با روش شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN) برای مدیریت برداشت و فروش، پیش‌بینی شد. در این مطالعه قطر و ارتفاع تعداد ۴۱۶ اصله درخت با انتخاب تصادفی از دامنه‌های قطری ۱۰ تا ۱۵، ۱۵ تا ۲۰، ۲۰ تا ۲۵، ۲۵ تا ۳۰، ۳۰ تا ۳۵، ۳۵ تا ۴۰، ۴۰ تا ۴۵ و ۴۵ تا ۵۰ (سانتی‌متر) اندازه‌گیری شد. سپس حجم سرپای آن‌ها با مدل تک لایه شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. در این مطالعه شاخص‌های پیش‌بینی کنندهٔ قطر و ارتفاع برابر سینه به‌عنوان دادهٔ ورودی و حجم سرپای درختان به‌عنوان داده خروجی در نظر گرفته شد. تعداد لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی همگی یک و تعداد نورون‌های لایهٔ مخفی بر حسب آزمون و خطا ۱۰ در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که مدل سادهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی با شاخص پیش‌بینی کنندهٔ قطر با MAPE، R^2، R، MSE، RMSE به‌ترتیب ۱۰/۲۲، ۰/۹۷۸۵، ۰/۹۹، ۰/۰۷۲ و ۰/۲۶۹ و با شاخص ارتفاع با MAPE، R^2، R، MSE، RMSE به‌ترتیب ۳۵/۴۳، ۰/۸۰۰۴، ۰/۸۹، ۰/۶۷۴ و ۰/۸۲۱ حجم را پیش‌بینی کرد. مدل ساده به‌دلیل سهولت انجام کار و به‌عنوان بهترین مدل پیشنهاد شدند.

استناد: شکروند شکیبا، علی؛ رستم پور هفتخوانی، اکبر؛ کلاگر، مهدی؛ سفیدی، کیومرث؛ صفاری، مجید (۱۴۰۲). استفاده از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم سرپای درخت صنوبر دلتوئیدس (*Populus deltoids*) (مطالعهٔ موردی: جنگل‌های شرکت شفارود). *نشریهٔ جنگل و فرآورده‌های چوب*، ۷۶ (۳)، ۲۲۸-۲۱۷. DOI: http//doi.org/10.22059/jfwp.2023.354060.1236

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: http//doi.org/10.22059/jfwp.2023.354060.1236

۱. مقدمه

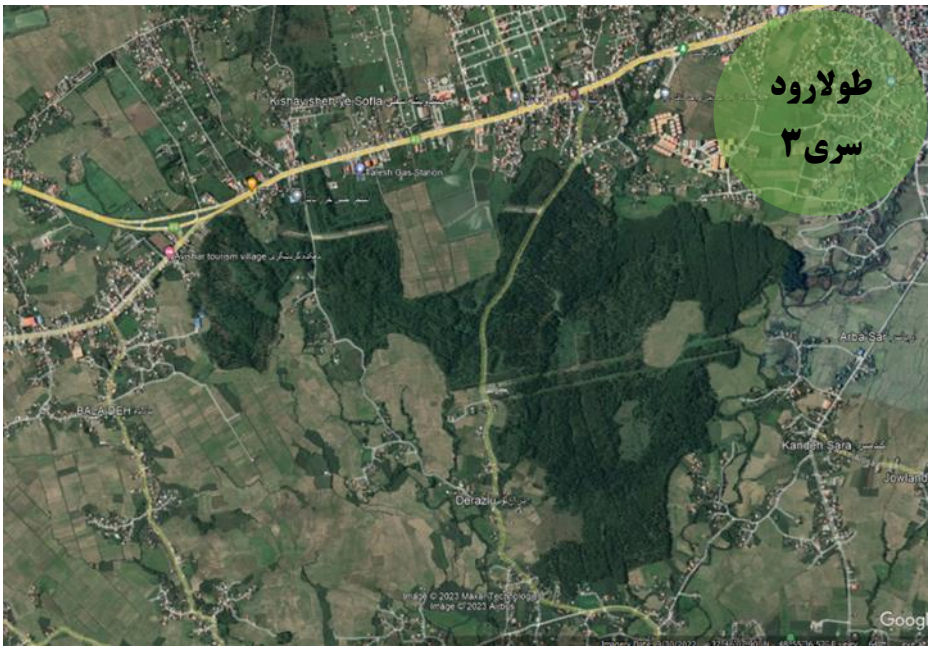
بهره‌برداری از جنگل‌های طبیعی برای تأمین نیازهای بشر منجر به از بین رفتن بخش زیادی از این جنگل‌ها شده است. از این‌رو، حفظ این منابع و مدیریت پایدار آن‌ها مستلزم توجه بیش از پیش به سیاست‌های توسعهٔ پایدار به خصوص زراعت چوب است. طرح توسعهٔ پایدار زراعت چوب، صیانت از جنگل‌های شمال کشور و ممنوعیت بهره‌برداری آن و حفاظت از پوشش گیاهی زاگرس از جمله اقدامات در این زمینه است [۱]. زراعت چوب و توجه به توسعهٔ پایدار در کشورهای دارای فقر جنگلی، از اهمیت بسزایی برخوردار است، به‌طوری‌که اگر زراعت چوب و کاشت درختان تندرشد براساس نظرات و شاخص‌های کارشناسی شده متخصصان انجام شود، می‌تواند مقادیر قابل توجهی از نیازهای چوبی صنایع چوب و کاغذ ایران را برطرف کند [۲]. حجم سرپا یکی عوامل مهم برای برنامه‌ریزی برداشت سالانهٔ چوب از جنگل می‌باشد [۳]. در عین حال، برای فروش محصولات چوبی برآورد حجم سرپا مورد نیاز است، که با اندازه‌گیری دوره‌ای می‌توان آن را محاسبه نمود و با اندازه‌گیری همان منطقه و در برخی موارد، همان درختان، همراه با تخمین مرگ و میر و برداشت و تفاوت در حجم بین دوره‌های اندازه‌گیری، می‌توان اطلاعاتی را برای برآورد رشد سالانه جنگل فراهم آورد [۴]. قطر در ارتفاع برابر سینه (DBH [۱])، ارتفاع و رویش سالانه یکی از عوامل مهم و پایه‌ای برای مدل‌سازی رشد و عملکرد جنگل است. اندازه‌گیری قطر نسبتاً آسان است، بنابراین داده‌های مرتبط با آن فراوان هستند [۵]. زمان‌بر بودن، سختی کار و هزینهٔ بالای اندازه‌گیری‌های میدانی حجم، سبب توسعهٔ مدل‌های پیش‌بینی حجم درختان جنگل با روش‌هایی مانند رگرسیون و شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN [۲]) شده است [۶]. تحقیقات در زمینهٔ پیش‌بینی حجم سرپای درختان و توسعهٔ مدل‌های جدید در حال گسترش می‌باشد. مدل‌های پیش‌بینی حجم با بهبود مدیریت جنگل، سبب پیش‌بینی و ترسیم آینده آن خواهد شد [۷]. رگرسیون خطی و غیر خطی، منطق فازی و شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN) از روش‌هایی می‌باشند که در تحقیقات مختلفی برای پیش‌بینی حجم درختان سرپای جنگل‌ها استفاده شده‌اند [۸، ۹] از رگرسیون [۱۰، ۱۱]، شبکهٔ عصبی مصنوعی [۹، ۱۴-۱۲]، مقایسهٔ بین شبکهٔ عصبی مصنوعی و رگرسیون [۱۵، ۱۶] و لیدار هوابرد [۱۷] برای پیش‌بینی حجم درختان سرپا و انواع ویژگی‌های موجود در جنگل استفاده شده است. Ozcelik و همکاران (۲۰۱۰) از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای تخمین حجم تنهٔ درخت استفاده کردند [۱۳]. همچنین Bayati و Najafi (۲۰۱۳) در تحقیقی با مقایسهٔ رگرسیون و شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی حجم تنهٔ درختان نشان دادند که شبکهٔ عصبی مصنوعی با دقت بیشتری حجم تنهٔ درخت را پیش‌بینی کرد [۱۶]. در مطالعه‌ای نیز Lacerda و همکاران (۲۰۱۷) برای پیش‌بینی حجم درخت گونهٔ اکالیپتوس (*Eucalyptus camaldulensis*) در ساوانای برزیل با شاخص پیش‌بینی کنندهٔ قطر در ارتفاع برابر سینه، ارتفاع و ارتفاع تنه از شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده کردند [۱۲]. Ozcelik و همکاران (۲۰۱۸) در تحقیقی از رگرسیون برای پیش‌بینی ارتفاع درخت با شاخص پیش‌بینی‌کنندهٔ قطر برای دو گونهٔ اکالیپتوس و صنوبر در ترکیه استفاده کردند [۱۰]. همچنین Junior و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای از رگرسیون برای پیش‌بینی حجم تنهٔ درخت استفاده کردند [۱۱]. Lima و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای به مقایسهٔ بین رگرسیون و شبکهٔ عصبی در پیش‌بینی حجم درخت پرداختند و نشان دادند که شبکهٔ عصبی مصنوعی نتایج بهتری برای حجم درخت ارائه می‌دهد [۱۵]. اندازه‌گیری حجم واقعی درخت معمولاً بعد از برداشت از روی درختان افتاده انجام می‌شود که مشکلاتی اجرایی زیادی دارد. از آنجا که بهره‌برداری از درختان دست‌کاشت در دامنه‌های قطری به‌خصوصی صورت می‌گیرد، امکان اندازه‌گیری حجم واقعی برای همهٔ دامنه‌های قطری وجود ندارد. به‌همین دلیل در این مطالعه، حجم سرپای درختان صنوبر با توجه به اهمیت آن در مدیریت توده‌های دست‌کاشت قبل از برداشت با روش شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد. از این‌رو، این تحقیق در جنگل کاری‌های جلگه‌ای در شمال کشور با هدف یافتن بهترین شاخص پیش‌بینی کننده و بهترین مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم سرپای درخت صنوبر دلتوئیدس (*Populus deltoids*)، که یکی از گونه‌های تندرشد رایج در کشور است، انجام شد.

[1] Diameter at breast height
[2] Artificial neural network

۲. روش شناسی پژوهش

۲-۱. منطقهٔ مورد مطالعه

این مطالعه در جنگل‌های طولارود سری ۳ از جنگل‌های دست‌کاشت جنگل جلگه‌ای شهرستان تالش استان گیلان، که در ۲۵ کیلومتری شرکت شفارود واقع شده است، انجام شد (شکل ۱). محدودهٔ سری ۳ طولارود در بخش باختری استان گیلان، پادگان‌های کرانه‌ای زمان حاضر باریکه‌ای به پهنای ۲ الی ۸ کیلومتر را در جنوب دریای خزر تشکیل می‌دهند، که از نظر دیرینه‌شناسی، چینه‌شناسی، زمین‌شناختی و رسوب‌شناسی وضعیت یکسانی دارند. از نظر دیرینه‌شناسی مربوط به عهد حاضر (کوارترنر) بوده و از نظر چینه‌شناسی و رسوب‌شناسی، از نهشته‌های دوران چهارم تشکیل شده‌اند که اغلب از واریزه‌ها و قلوه‌های آبرفتی هستند و از سازندهای مختلف کوه‌های البرز جدا شده‌اند. همچنین در روی نقشه زمین‌شناسی نیز فقط یک واحد کوارترنر می‌توان تفکیک نمود.



شکل ۱. موقعیت مکانی جنگل مورد مطالعه

۲-۲. روش جمع‌آوری داده‌ها

نمونه‌برداری از توده‌های همسال صنوبر در دامنهٔ قطری۱۰ تا ۱۵ سانتی‌متر انجام شد. پراکنش داده‌ها، میانگین و انحراف معیار در قسمت نتایج ارائه شده است. برای تعیین حجم معادل درختان، تعداد ۴۱۶ اصله درخت صنوبر دلتوئیدس با دامنه‌های قطری ۱۰ تا ۱۵، ۱۵ تا ۲۰، ۲۰ تا۲۵، ۲۵ تا ۳۰، ۳۰ تا ۳۵ ، ۳۵ تا ۴۰، ۴۰ تا ۴۵ و ۴۵ تا۵۰ و از هر طبقهٔ قطری، ۶۰ اصله درخت اندازه-گیری شد. نمونه‌گیری به‌صورت تصادفی انتخابی صورت گرفت و برای هر دامنهٔ قطری، ارتفاع و قطر در ارتفاع برابر سینهٔ درخت با متر لیزری با دقت دسی‌متر و کالیپر با دقت سانتی‌متر اندازه‌گیری شد.

سپس از داده‌های جمع‌آوری شده، حجم با رابطهٔ ۱ محاسبه شد [۱۵]:

$$V = \frac{\pi}{4} \times d_{1/3}^2 \times h$$ رابطهٔ ۱)

که در آن $d_{1/3}$ قطر در ارتفاع برابر سینه، h ارتفاع درخت و V حجم درخت می‌باشد. ضریب ثابت π، ۳/۱۴ در نظر گرفته شد. سپس حجم پیش‌بینی شده، در ضریب شکل ۰/۵ که از مطالعات به‌دست آمده است، ضرب شد [۱۹].

۲-۳. شبکهٔ عصبی

پرسپترون چند لایه به‌عنوان یکی از پرکاربردترین و رایج‌ترین مدل شبکهٔ عصبی از تولباکس (نوار ابزار) شبکهٔ عصبی نرم‌افزار متلب نسخهٔ ۱۷ برای پیش‌بینی حجم سرپای درخت انتخاب شد [۲۰]. در این مدل، قطر در ارتفاع برابر سینه و ارتفاع یک بار به‌صورت جداگانه (مدل تک‌لایه) و بار دیگر به‌صورت همزمان (مدل چندلایه) به‌عنوان دادهٔ ورودی و حجم سرپای درخت به‌صورت جداگانه به‌عنوان دادهٔ خروجی به مدل وارد شدند. تعداد یک لایهٔ ورودی، یک لایهٔ پنهان و یک لایهٔ خروجی برای مدل در نظر گرفته شد. با توجه به تجربه‌های محققین و آزمون و خطا، تعداد نورون‌های لایهٔ پنهان ۱۰ در نظر گرفته شد، زیرا تاکنون قانون مشخصی برای تعیین آن ارائه نشده است. رابطهٔ ریاضی شبکهٔ عصبی MLP[1] به شرح رابطهٔ ۲ است:

$$Y = g\left(\theta + \sum_{j=1}^{m} v_j \left[\sum_{i=1}^{n} f\left(W_{ij} X_i + \beta_j\right]\right)\right)$$ رابطهٔ ۲)

که در آن Y متغیر وابسته، g() تابع فعال‌سازی نورون‌های خروجی، θ مقدار بایاس نورون‌های خروجی، v_j: مقادیر وزن بین ژامین نورون خروجی و نورون‌های پنهان، f() تابع فعال‌سازی نورون‌های مخفی، w_{ij} مقادیر وزن بین ژامین نورون ورودی و ژامین نورون مخفی، X_i مقدار ورودی iامین متغیر مستقل، β_j مقدار بایاس ژامین نورون مخفی است. در این تحقیق، ۷۰ درصد، ۱۵درصد و ۱۵درصد از داده‌ها به‌صورت تصادفی به‌ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش انتخاب شدند. الگوریتم Levenberg–Marquardt برای آموزش داده‌ها انتخاب شد. تابع فعال‌سازی نورون خروجی خطی بود، اما تابع فعال‌سازی نورون مخفی تانژانت سیگموئید هیپربولیک بود که به صورت رابطهٔ ۳ تعریف می‌شود:

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{(-2x)}} - 1$$ رابطهٔ ۳)

که در آن f(x) و x، به ترتیب مقدار خروجی و ورودی نورون می‌باشند.

۲-۴. شبکهٔ عصبی ساده

در این مدل، برای دادهٔ ورودی فقط از یک شاخص پیش‌بینی‌کننده (قطر در ارتفاع برابر سینه و ارتفاع) به‌طور جداگانه استفاده می‌شود، به‌طوری‌که هر بار یک شاخص پیش‌بینی کننده به‌عنوان ورودی وارد مدل می‌شود و خروجی نیز در این مطالعه حجم سرپای درخت می‌باشد. شکل ۲ نشان‌دهندهٔ طریقهٔ ورود و خروجی داده‌ها می‌باشد.

۲-۵. شاخص ارزیابی مدل

برای بررسی دقت پیش‌بینی مدل‌ها، از میانگین مطلق درصد خطا (MAPE)، ضریب تعیین (R^2)، ضریب همبستگی[2](R)، خطای میانگین مربع‌ها[3] (MSE) و خطای جذر میانگین مربع‌ها[4] (RMSE) استفاده می‌شود، که فرمول‌های محاسبه آنها به صورت زیر است:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{|Y_i - Y_p|}{Y_i}\right)100$$ رابطهٔ ۴)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - Y_p)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2}$$ رابطهٔ ۵)

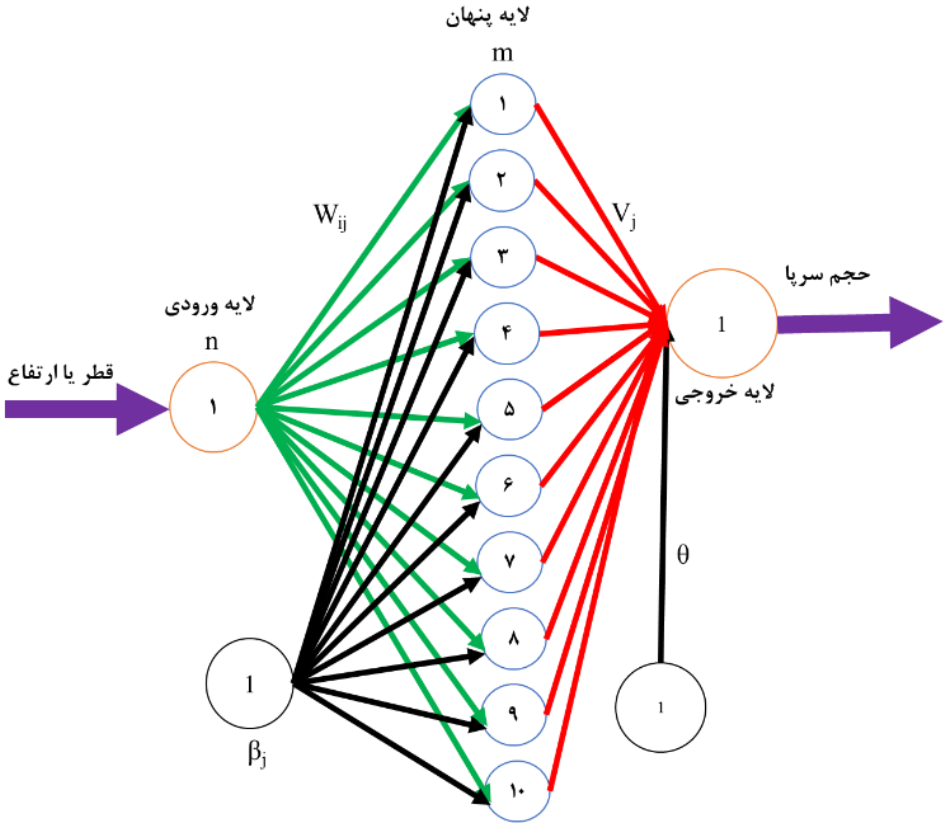
$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - Y_p)}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})}$$ رابطهٔ ۶)

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{\mathrm{n}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}}(\mathrm{y_i} - \mathrm{y_p})2$$ رابطهٔ ۷)

[1] Multilayer perceptron
[2] Correlation Coefficients
[3] Mean squared error
[4] Root-mean-square error

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_{i-}\ y_p)2}$$ رابطهٔ ۸

در روابط فوق، Y_i مقادیر اندازه‌گیری شده، Y_p مقادیر پیش‌بینی شده، $\overline{Y}$ میانگین مقادیر پیش‌بینی شده و n تعداد کل داده‌ها می‌باشند.

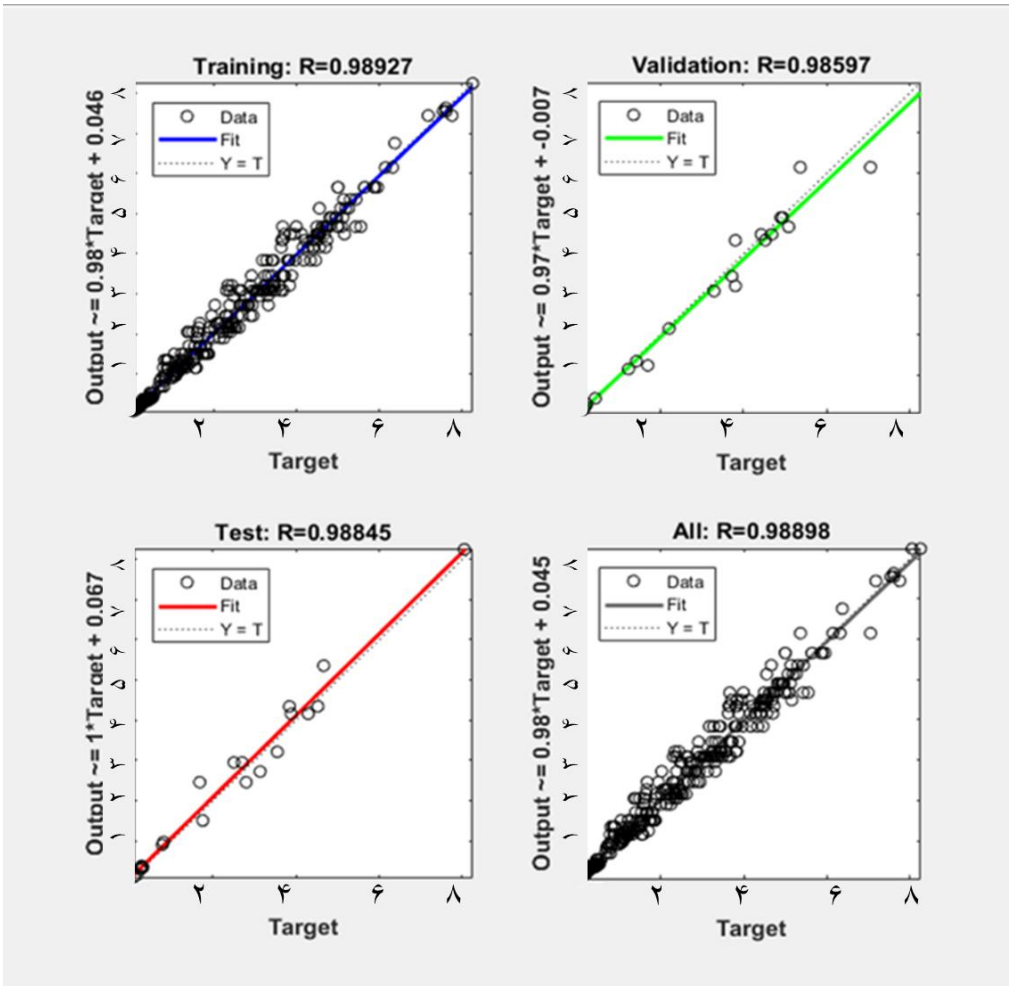


شکل ۲. مدل سادهٔ شبکهٔ عصبی با شاخص قطر یا ارتفاع

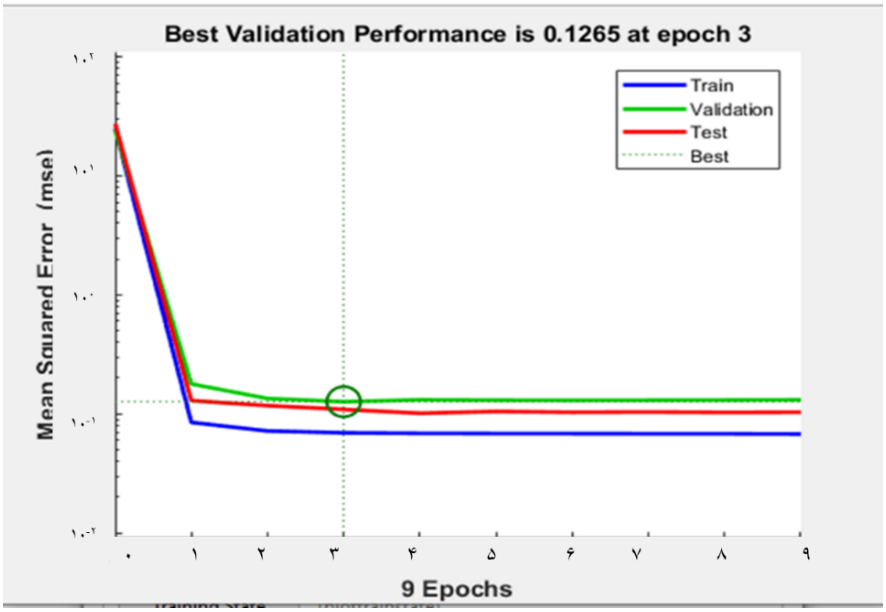
۳. یافته‌های پژوهش

۳–۱. مدل ساده

نتایج مربوط به پیش‌بینی حجم سرپا با شاخص پیش‌بینی کنندهٔ قطر در ارتفاع برابر سینه برای صنوبر دلتوئیدس در شکل ۳ ارائه شده است. شکل ۳ الف مقدار R برای پیش‌بینی حجم برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمایش و کل داده‌ها به‌ترتیب ۰/۹۸۹۲۷، ۰/۹۸۵۹۷، ۰/۹۸۸۴۵ و ۰/۹۸۸۹۸ بود. در شکل ۳ ب، نمودار کارایی پیش‌بینی حجم براساس قطر بر حسب دوره را نشان می‌دهد. در شبکهٔ عصبی محاسبه زمانی متوقف می‌شود که خطای ناشی از داده‌های اعتبارسنجی طی شش دورهٔ متوالی بدون تغییر باشد. در این مطالعه، مشاهده شد که برای پیش‌بینی حجم براساس قطر، بعد از ۳ دوره، در ۶ دورهٔ متوالی بعدی خطا ثابت بوده و پیش‌بینی و پردازش داده‌ها متوقف شد. با توجه به نمودار مشخص می‌شود که شبکه به‌خوبی آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شده است، به‌طوری‌که در دورهٔ سوم، برای پیش‌بینی حجم، همگرایی خوبی بین عملکرد پیش‌بینی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش برحسب MSE وجود دارد (مقدار MSE: ۰/۱۲۶۵). شکل ۳ ج، نکویی برازش داده‌های واقعی در مقابل داده‌های پیش‌بینی‌شده حجم با شبکهٔ عصبی را نشان‌می‌دهد. همان‌طور که در این شکل مشخص است؛ مقادیر پیش‌بینی‌شده حجم تطابق خوبی با مقادیر داده‌های واقعی دارند.

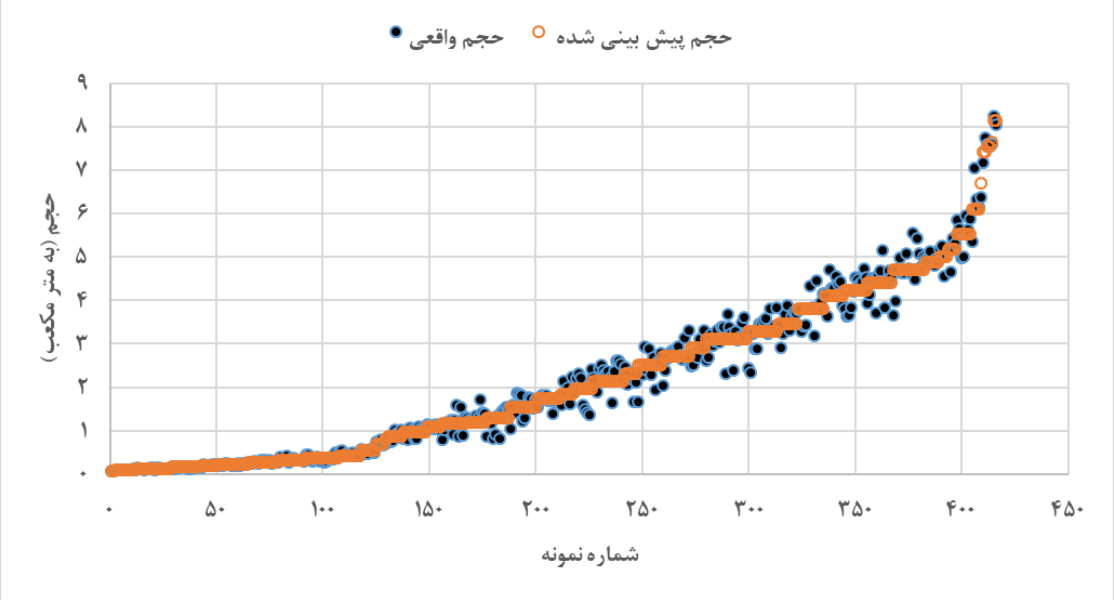


الف–تطابق داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش با داده‌های واقعی به همراه R



ب– نمودار کارایی و عملکرد شبکه عصبی بر حسب دوره (epoch) برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

شکل ۳. نمودارهای عملکرد مدل سادهٔ شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی حجم سرپا با شاخص قطر در ارتفاع برابر سینه



ج-برازش داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی شده با شاخص قطر در ارتفاع برابر سینه

ادامه شکل ۳.

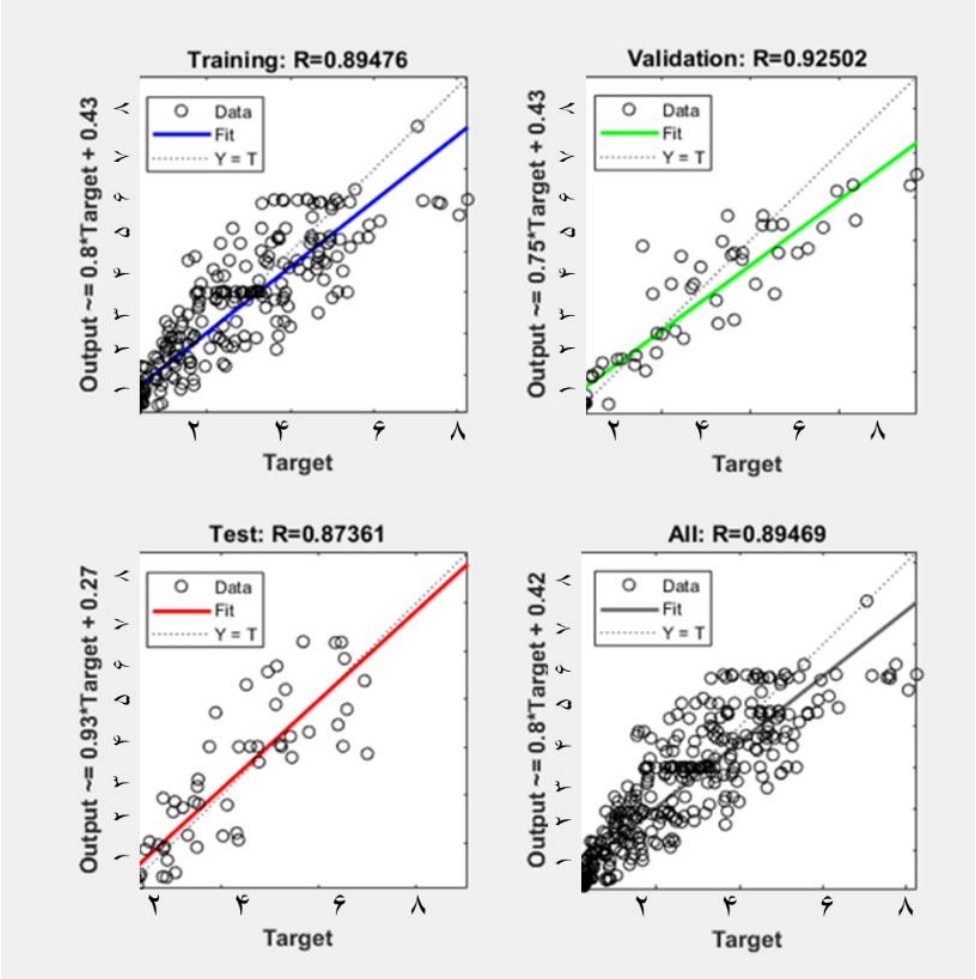
نتایج مربوط به پیش‌بینی حجم سرپا با شاخص پیش‌بینی کننده ارتفاع در شکل ۴ ارائه شده است. شکل۴ الف مقدار R برای پیش‌بینی حجم برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمایش و کل داده‌ها به‌ترتیب ۰/۸۹۴۷۶، ۰/۹۲۵۰۲، ۰/۸۷۳۶۱ و ۰/۸۹۴۶۹ بود. در شکل ۴ ب نمودار کارایی پیش‌بینی حجم براساس ارتفاع در دوره را نشان می‌دهد. برای پیش‌بینی حجم براساس ارتفاع، بعد از ۴۵ دوره، در ۶ دورهٔ متوالی بعدی خطا ثابت بوده و پیش‌بینی و پردازش داده‌ها متوقف شد. با توجه به این نمودار، مشخص می‌شود که شبکهٔ عصبی به‌خوبی آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شده است به طوری که در دورهٔ ۴۵ برای پیش‌بینی حجم، همگرایی منطقی بین عملکرد پیش‌بینی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش بر حسب MSE (مقدار MSE: ۰/۱۲۶۵). شکل ۴ ج نکویی برازش داده‌های واقعی در مقابل داده‌های پیش‌بینی شده حجم براساس شاخص ارتفاع با شبکهٔ عصبی را نشان می‌دهد که مقادیر پیش‌بینی شده حجم با شاخص ارتفاع، به‌نسبت شاخص پیش‌بینی کنندهٔ قطر، پراکندگی بیشتری با داده‌های واقعی دارند.

۴. بحث و نتیجه‌گیری

Diamantopoulou (۲۰۰۵) از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم تنهٔ درخت صنوبر با شاخص قطر در ارتفاع برابر سینه و ارتفاع استفاده کرد و نشان داد که مدل‌های شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی تمام قطرها مناسب و دقیق هستند [۹]. در مطالعه‌ای دیگر Lacerda و همکاران (۲۰۱۷) برای پیش‌بینی حجم درخت اکالیپتوس در ساوانای برزیل، از شبکهٔ عصبی مصنوعی چندگانه با شاخص‌های قطر در ارتفاع برابر سینه، ارتفاع و ارتفاع تنه استفاده کردند. بالاترین ضریب تعیین آن‌ها ۰/۹۸۴۰ بود و نتیجه گرفتند که شبکهٔ عصبی مصنوعی نتایج بهتری از رگرسیون ارائه می‌دهد [۱۲]. Bhearing و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای به مقایسهٔ شبکهٔ عصبی و رگرسیون فقط با شاخص قطر در ارتفاع برابرسینه در تخمین حجم درخت اکالیپتوس پرداختند و نتایج نشان داد که بیشترین ضریب تعیین مدل رگرسیون، ۰/۹۸۳۴ و بیشترین ضریب تعیین مدل شبکهٔ عصبی، ۰/۹۸۳۶ بود. از این تحقیق نتیجه گرفتند که شبکهٔ عصبی مصنوعی برای تخمین حجم درخت اکالیپتوس بهتر از مدل‌های رگرسیونی است [۲۱]. همچنین Bayat و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای برای برآورد حجم تودهٔ جنگلی از روش شبکهٔ عصبی استفاده کردند. نتایج مطالعهٔ آن‌ها نشان داد این روش با RMSE و ضریب تعیین به‌ترتیب ۱/۰۰۶ و ۰/۹۸، حجم را پیش-

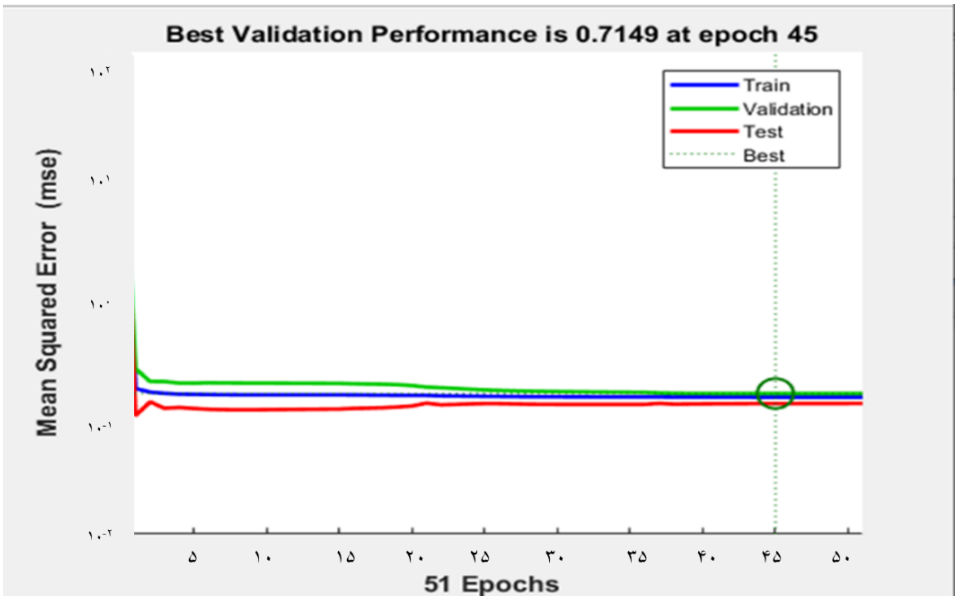
بینی کرد [۲۲]. در تحقیق دیگری Gorzin و همکاران (۲۰۱۸) به مقایسهٔ دو روش شبکهٔ عصبی و رگرسیون در برآورد حجم مقطوعات پرداختند که در این مطالعه، شبکهٔ عصبی با RMSE و ضریب تعیین به‌ترتیب ۱/۴۱۱و ۰/۹۰ حجم را پیش‌بینی کرد و نتایج نشان داد که شبکهٔ عصبی دقت بالاتری نسبت به روش رگرسیون دارد [۲۰]. در این مطالعه، از روش سادهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم درخت صنوبر استفاده شد و همان‌طور که از مرور منابع می‌توان نتیجه گرفت، نتایج با بیشتر مطالعاتی که انجام شده است مطابقت دارد.

در این مطالعه حجم درخت صنوبر دلتوئیدس با روش شبکهٔ عصبی با مدل ساده پیش‌بینی شد. در این مدل‌ها، از شاخص‌های پیش‌بینی کنندهٔ قطر در ارتفاع برابر سینه و ارتفاع درخت استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل سادهٔ شبکهٔ عصبی با شاخص پیش‌بینی کنندهٔ قطر، حجم درخت را با MAPE، R^2، R، MSE و RMSE به‌ترتیب ۱۰/۲۲، ۰/۹۹، ۰/۹۷۸۵، ۰/۰۷۲ و ۰/۲۶۹ پیش‌بینی کرد. همچنین با شاخص ارتفاع، حجم درخت با MAPE، R^2، R، MSE و RMSE به‌ترتیب ۳۵/۴۳، ۰/۸۰۰۴، ۰/۸۹، ۰/۶۷۴، ۰/۸۲۱ پیش‌بینی شد. نتایج کلی این مطالعه نشان داد که مدل ساده با شاخص قطر با دقت قابل قبولی می‌تواند حجم سرپای درخت صنوبر را پیش‌بینی کند. حجم‌های به‌دست آمده باید در ضریب شکل ضرب شوند که تعیین ضریب شکل این گونه به مطالعات جامعی نیاز دارد که در پژوهشی جداگانه به آن پرداخته می‌شود.

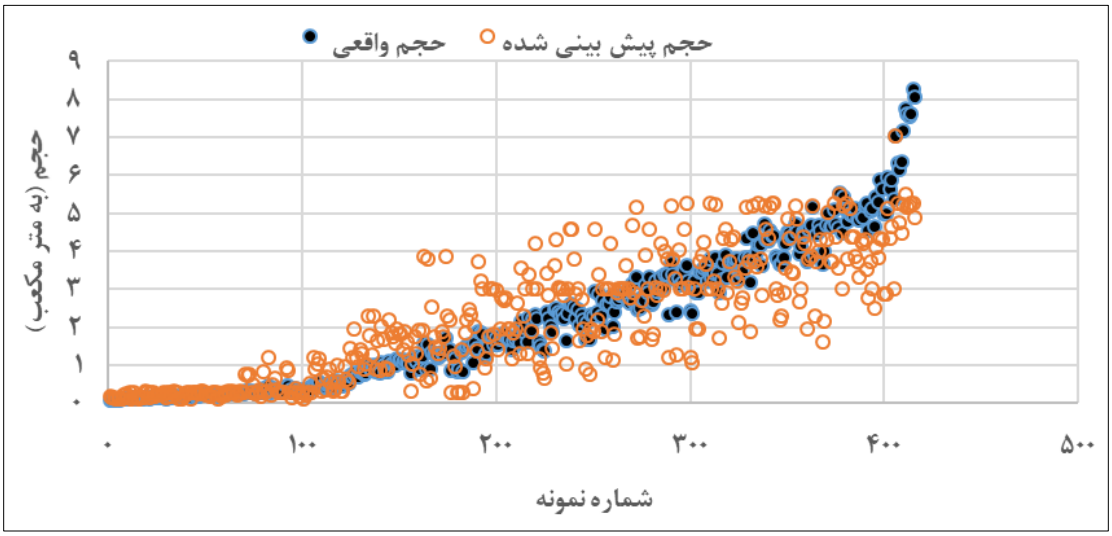


الف– تطابق داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش با داده‌های واقعی به همراه R با شاخص ارتفاع

شکل ٤. نمودارهای عملکرد مدل سادهٔ شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی حجم سرپا با شاخص پیش‌بینی کننده ارتفاع



ب- نمودار کارایی و عملکرد شبکهٔ عصبی بر حسب دوره (epoch) برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش



ج- برازش داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی شده با شاخص ارتفاع

ادامهٔ شکل ٤.

یکی از تفاوت‌های این مطالعه با تحقیقات گذشته، نمونه‌برداری از جنگل‌های دست‌کاشت با درختان همسال است، به‌طوری‌که در هر پارسل از لحاظ قطری و ارتفاعی پراکنش یکنواختی دیده می‌شود. بیشتر تحقیقاتی که در این مورد انجام شده است دربارهٔ گونه‌های جنگلی در توده‌های ناهمسال با پراکنش قطری و ارتفاعی زیاد بوده است. از طرف دیگر، شیب و ارتفاع از سطح دریا برای درختان جنگلی بیشترین تأثیر را بر پراکنش زیاد ارتفاع و قطر دارد، اما در این تحقیق، ارتفاع از سطح دریا تقریباً یکسان بود. مطابق تقسیم‌بندی Lewis (۱۹۸۲) برای ارزیابی مدل‌ها، MAPE کمتر از ۱۰ (دقت پیش‌بینی بالا)، بین ۱۰ تا ۲۰ درصد خطا (دقت پیش‌بینی خوب)، بین ۲۰ تا ۵۰ درصد خطا (دقت پیش‌بینی منطقی) در نظر گرفته شده است [۲۳]. از این‌رو، مدل‌های ارائه شده در این مطالعه، با خطای کمتر از ده درصد و با دقت پیش‌بینی بالا، توانستند حجم سرپا را پیش‌بینی کنند.

۵. منابع

[1] Mohebbi Gargari, R., Bayat Kashkoli, A., & Moazami, V. (2018). Survey of effective criteria for sustainable development of poplar wood farming in Iran by pair comparisons method. *Iranian Journal of Wood and Paper Industries*, 9(2), 49-235.

[2] Lashkarbolouki, E, Pourtahmasi, K., Oladi R., Kalagari, R, Alizadeh, H. (2016). Recognition and ratting off effecting indexes on the consumption of pulp and paper industry production from different poplar plantation sites in Iran. *Iranian Journal of Wood and Paper Industries*, 7(3), 36-425.

[3] Bombrun, M., Dash, J.P., Pont, D., Watt, M.S., Pearse, G.D., Dungey, H.S. (2020). Forest-scale phenotyping: Productivity characterisation through machine learning. *Frontiers in Plant Science*, 11:99.

[4] Lhotka, J.M., & Loewenstein, E.F. (2011). An individual-tree diameter growth model for managed uneven-aged oak-shortleaf pine stands in the Ozark highlands of Missouri, USA. *Forest Ecology and Management*, 261(3):8-770.

[5] Sharma, R., Vacek, Z., & Vacek, S. (2016). Nonlinear mixed effect height-diameter model for mixed species forests in the central part of the Czech Republic. *Journal of Forest Science*, 62(10): 470-484.

[6] Rex, F.E., Silva, C.A., Dalla Corte, A.P., Klauberg, C., Mohan, M., Cardil, A., da Silva, V.S., de Ameida, D.R.A., Garcia, M., Braodbent, E.N., Valbuena R., Stoddart, J., Merrick, T., & Hudak, A.T. (2020). Comparison of statistical modelling approaches for estimating tropical forest aboveground biomass stock and reporting their changes in low-intensity logging areas using multi-temporal LiDAR data. *Remote Sensing*, 12(9): 1498.

[7] Bayat, M., Pukkala, T., Namiranian, M., & Zobeiri, M. (2013). Productivity and optimal management of the uneven-aged hardwood forests of Hyrcania. *European Journal of Forest Research*, 132(5), 64-851.

[8] Ou, Q., Lei, X., & Shen, C. (2019). Individual tree diameter growth models of larch–spruce–fir mixed forests based on machine learning algorithms. *Forests*, 10(2), 187.

[9] Diamantopoulou, M.J. (2005). Predicting fir trees stem diameters using artificial neural network models. *Southern African Forestry Journal*, 205(1), 44-39.

[10] Özçelik, R., Cao, Q.V., Trincado, G., & Göçer, N. (2018). Predicting tree height from tree diameter and dominant height using mixed-effects and quantile regression models for two species in Turkey. *Forest Ecology and Management*, 419, 8-240.

[11] Júnior, I.S.T., de Souza, J.R.M., de Sousa Lopes, L.S., Fardin, L.P., Casas, G.G., de Oliveira Neto, R.R., Leite R.V., Leite H.G. (2021). Machine learning and regression models to predict multiple tree stem volumes for teak. *Southern Forests*, 83(4), 294-302.

[12] Lacerda, T.H.S., Cabacinha, C.D., Araújo, C.A., Maia, R.D., & Lacerda, K.W.S. (2017). Artificial neural networks for estimating tree volume in the Brazilian savanna. *Cerne*, 23: 483-491.

[13] Özçelik, R., Diamantopoulou M.J., Brooks J.R., Wiant Jr H.V. (2010). Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. *Journal of Environmental Management*, 91(3), 53-742.

[14] Karatepe, Y., Diamantopoulou, M.J., Özçelik, R., & Sürücü, Z. (2022). Total tree height predictions via parametric and artificial neural network modeling approaches. *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 15(2):95.

[15] Lima, R.B.D., Ferreira, R.L.C., da Silva, J.A.A., Alves Junior, F.T., & de Oliveira, C.P. (2021). Estimating tree volume of dry tropical forest in the Brazilian semi-Arid region: a comparison between regression and artificial neural networks. *Journal of Sustainable Forestry*, 40(3): 281-299.

[16] Bayati, H., & Najafi, A. (2013). Performance comparison artificial neural networks with regression analysis in trees trunk volume estimation. *Forest and Wood Products*, 66(2): 177-191.

[17] Leite, R.V., do Amaral, C.H., Pires, R.P., Silva, C.A., Soares, C.P.B., Macedo, R.P., da Silva, A.A.L., Broadbent, E.N., Mohan, M., & Leite, H.G. (2020). Estimating stem volume in eucalyptus plantations using airborne LiDAR: A comparison of area-and individual tree-based approaches. *Remote Sensing*, 12(9): 1513.

[18] Zobeiri M. (2005). *Forest Inventory (Measurement of Tree and Forest)*.University of Tehran Press, Tehran (In Persian)

[19]Jahani, A., Kalagari, M., Modirrahmati, A., & Ghasemi, R. (2014). Determining the best stem form factor equation for populous deltoides in poplar plantations of Alborz Research Station, Karaj. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 22(2), 216-224.

[20]Gorzin, F., Namiranian, M., Omid, M., & Bayat, M. (2018). Comparison between artificial neural network and regression analysis methods to predict and estimate the volume of logging trees in the kheyroud forest of Noshahr. *Forest and Wood Products*, 71(2): 117-126.

[21]Bhering, L.L., Cruz, C.D., Peixoto, L.D, Rosado, A.M., Laviola, B.G., & Nascimento, M. (2015). Application of neural networks to predict volume in eucalyptus. *Crop Breeding and Applied Biotechnology*, 15, 31-125.

[22]Bayat, M., Namiranian, M., Omid, M., Rashidi, A., & Babaei, S. (2016). Applicability of artificial neural network for estimating the forest growing stock. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 24(2),14-226.

[23]Lewis, C. (1982). *International and Business Forecasting Methods*, London, Boston, Butterworths Sceintific Publishing.