

مدلسازی حجم تجاری درختان توده‌های آمیخته راش جنگل‌های هیرکانی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

علی اصغر واحدی^{۱*}، اسداله متاجی^۲، رضا اخوان^۳

۱. دکتری جنگلداری، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

۲. استاد گروه جنگلداری، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۳. دانشیار جنگلداری، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۱/۳۰، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۸/۲۴

چکیده

پیش‌بینی دقیق حجم درختان سرپا برحسب متر مکعب مبنای برآورد هر چه دقیق‌تر مقدار ریش، برداشت مجاز، ترسیب کربن زی توده هوایی درختان و مدیریت بهینه جنگل براساس اصل توسعه پایدار محسوب می‌شود. از این رو، تحقیق حاضر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پی مدلسازی و پیش‌بینی حجم تجاری با حداکثر قطعیت است. پژوهش موردی جنگل سری ۳ گلندرود نور بوده و اطلاعات دریافتی مستخرج از جدول‌های تجدید حجم اداره کل منابع طبیعی نوشهر شامل قطر، ارتفاع کل و مقادیر حجمی مربوط به ۱۵۰ اصله درختان قطع شده است. کلیه مقادیر حجمی به‌ازای کمیت‌های بیوفیزیکی مذکور به‌عنوان لایه ورودی به‌صورت مرحله‌ای با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور الگوریتم پس‌انتشار FFBP مدلسازی شدند. همچنین از دو تابع انتقال نرون غیرخطی Logsig و Tansig استفاده شد، طوری که هر مدل با توپولوژی مختلف شبکه مدنظر برای رسیدن به پاسخ هدف، دقت متفاوتی را نشان داد. نرون‌های انتقالی برای رسیدن به حداقل خطای آزمون داده‌ها در هر الگوریتم آموزش، پس از وزن‌دهی اولیه دارای تعداد چرخش متفاوت بودند. نتایج مدلسازی پس از سعی و آزمون مکرر نشان داد که مدل حاوی قطر و ارتفاع کل با تابع انتقالی Logsig با معماری دو لایه پنهان و ۱۵ نرون دارای حداقل میانگین مربعات خطای آزمون (MSE)، حداقل میانگین انحراف معیار و حداکثر ضریب تبیین $R^2 = 0/99$ ، $AD = 0/158$ است که از این رو به‌عنوان مدل بهینه معرفی می‌شود.

واژگان کلیدی: تابع انتقال، توده‌های آمیخته راش، حجم تجاری، شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

قطع شده درختان باید مدت نسبتاً زیادی در عرصه‌های جنگل باقی بمانند تا دوباره اندازه‌گیری و تعیین حجم شوند. مقادیر حجم اندازه‌گیری شده پس از قطع و افتادن درختان طی عملیات تجدید حجم به‌عنوان حجم واقعی تلقی می‌شود که برحسب متر مکعب است [۱]. در عملیات تجدید حجم برای به‌دست آوردن مقادیر واقعی حجم هر درخت افتاده، به‌طور معمول از روش صددرصد استفاده می‌شود. البته اگر تعداد درختان نشانه‌گذاری شده برای قطع بیش از ۵۰۰ -

یکی از مهم‌ترین عملیات پس از قطع، سرشاخه‌زنی و حذف تاج درختان در جنگل‌های شمال کشور توسط دستگاه‌های اجرایی، عملیات تجدید حجم برای به‌دست آوردن مقدار واقعی حجم درختان به‌منظور فروش برای مصارف تجاری و صنعتی است. یکی از معایب این کار این است که پایه‌های

* نویسنده مسئول، تلفن: ۰۲۱۴۴۷۸۷۲۸۳

Email: ali.vahedi60@gmail.com

پنج‌ساله توسعه جمهوری اسلامی ایران، بهره‌برداری و خروج چوب‌های صنعتی از جنگل‌های شمال متوقف شده است؛ ولی با توجه به ابهامات برخی از دستگاه‌های متولی و نیاز مبرم به اطلاعات درباره مقدار موجودی حجمی در جنگل‌های شمال برای مدیریت بهینه، برآورد حجم تجاری جنگل‌های شمال با حداقل عدم قطعیت با احتساب تعلق بیش از ۵۰ درصد از ارزش حجمی درختان جنگل‌های شمال به بخش اول تنه درختان [۱]، می‌تواند معرف ارزش مطالعاتی پژوهش حاضر باشد. از این رو با توجه به اهمیت اطلاعات مقادیر موجودی حجم صنعتی جنگل‌های شمال برای دستیابی به کلیه اهداف، در تحقیق حاضر از تکنیک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان جایگزین روش‌های سنتی (مانند روش‌های تخریبی، صددرصد، 3p و غیره) برای به حداکثر رسیدن دقت برآوردی حجم درختان توده‌های آمیخته در جنگل مورد پژوهش استفاده شد.

مواد و روش‌ها

منطقه تحقیق

تحقیق مورد نظر در سری ۳ جنگل‌های گلندرود نور واقع در حوضه آبخیز ۴۸ جنگل‌های شمال ایران صورت گرفته است. مساحت کل سری ۱۵۲۱ هکتار است و محدوده آن در بین عرض جغرافیایی $36^{\circ}27'30''$ ، $36^{\circ}32'15''$ و طول جغرافیایی $51^{\circ}53'25''$ ، $51^{\circ}57'25''$ استقرار دارد. محدوده ارتفاع از سطح دریا در این سری بین ۹۴۰ تا ۱۵۲۰ متر است. آمار دریافتی هواشناسی از نزدیک‌ترین ایستگاه (نوشهر) نشان داد که میانگین بیشینه و کمینه دما به ترتیب در اواسط مرداد تا اواخر شهریور ۲۸/۸ و در بهمن ۳/۹ درجه سانتی‌گراد است. متوسط بارندگی سالیانه ۱۲۹۳/۵ میلی‌متر است که میانگین حداقل بارندگی در مرداد و میانگین حداکثر بارندگی در اواخر آبان تا اوایل آذر گزارش شده است [۱۰].

۴۵۰ اصله باشد، برای تعیین حجم از روش 3P نیز استفاده می‌شود. پژوهش حاضر در جنگل‌های آمیخته راش در سری ۳ گلندرود نور صورت گرفت که در آن حجم ۱۵۰ اصله از درختان نشانه‌گذاری شده پس از قطع با روش صددرصد اندازه‌گیری شد. با توجه به دسترسی اطلاعات خام (مقادیر واقعی حجم) به‌عنوان مشاهدات اصلی، از روش هوش مصنوعی برای ارائه مدل‌های پیشگو با حداکثر دقت برآورد استفاده شد تا بتوان با حداقل زمان، سرعت بیشتر و با حداقل هزینه، حجم تجاری توده‌های آمیخته راش جنگل مورد بررسی را با قطعیت بیشتری پیش‌بینی کرد. سیستم هوش مصنوعی از جمله روش‌های بسیار باقابلیت برای برآورد مقدار پاسخ هدف در بوم‌سازگان طبیعی و پیچیده است [۲]. یکی از مهم‌ترین زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی به‌عنوان بهترین جایگزین انواع برآزش‌های غیرخطی با جنبه‌های تکمیلی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی دقیق مقادیر حجم درختان جنگل، شبکه عصبی مصنوعی است [۲، ۳]. از جمله پارامترهای تأثیرگذار در اجرای مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، تعداد نورون‌ها و تعداد لایه‌های پنهان است [۴-۶]. تعداد نورون‌ها در لایه ورودی به‌طور معمول با تعداد متغیرهای ورودی متناسب بوده و تعداد نورون‌های خروجی نیز با تعداد متغیرهای خروجی مورد بررسی برابر است [۷-۹]. در شبکه عصبی، بین لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به تعداد لایه‌های پنهان ساختارهای اتصالات مختلف ایجاد می‌شود و با توجه به تبادل اطلاعات دریافتی (داده‌های ورودی) و مقدار رفت و برگشت اطلاعات در اتصالات ایجادشده شبیه مغز انسان، در نهایت یک پاسخ (خروجی) صحیح با حداقل خطا به‌دست می‌آید [۷].

برآورد هرچه دقیق‌تر حجم درختان در بوم‌سازگان طبیعی جنگل منبای مدیریت (براساس اصل توسعه پایدار)، میزان روند بهبود یا تخریب رویشگاه، حاصلخیزی، مقدار رویش، مقدار برداشت مجاز و خرید و فروش برای مراکز صنعتی است [۲]. البته به استناد بند ۶ ماده ۱۴۸ قانون برنامه

روش پژوهش

برای اجرای تحقیق حاضر با دریافت مجوز از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری نوشهر، از داده‌های آرشیو اسناد حاوی اطلاعات جدول‌های تجدید حجم پایه‌های قطع شده گونه‌های مختلف درختان در سری سه گلندرود استفاده شد. عملیات قطع درختان توسط دستگاه‌های اجرایی در زمستان ۱۳۸۹ انجام گرفت و دریافت اطلاعات مربوط به سال ۱۳۹۳ است. جدول‌های مذکور حاوی اطلاعاتی درباره طبقه قطری و ارتفاع کل درختان نشانه‌گذاری شده است. در روش مذکور حجم همه درختان افتاده پس از قطع به تفکیک شماره‌های نشانه‌گذاری شده اندازه‌گیری و محاسبه شد. برای این کار طول هر قسمت از تنه پایه‌های درختان افتاده (حداکثر طول برداشتی ۶ متر) و قطر میانه هر قسمت مذکور، اندازه‌گیری شده و با استفاده از رابطه اندازه‌گیری حجم استوانه و ضریب شکل، حجم تجاری درختان برحسب متر مکعب محاسبه شد. اطلاعات جمع‌آوری شده مربوط به گونه‌های راش، ممرز، بلوط، توسکا و دیگر گونه‌های درختان منطقه است. تعداد کل اطلاعات دریافتی مربوط به ۱۵۰ پایه افتاده درختان از گونه‌های مختلف است.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

پس از جمع‌آوری کلیه داده‌ها برای اجرای فرایند تجزیه و تحلیل، نرمال بودن مشاهدات توسط آزمون کولموگروف-اسمیرنوف و همگنی داده‌ها توسط آزمون لون بررسی شد. برای مقایسه مقادیر مختلف کمیت‌های اندازه‌گیری مربوط به درختان منطقه تحقیق از آزمون تجزیه واریانس یکطرفه و برای مقایسه چندگانه میانگین از آزمون توکی استفاده شد.

برای مدلسازی مقادیر مختلف حجم موجود بر حسب متر مکعب، از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. داده‌های ورودی برای مدلسازی عبارت‌اند از قطر برابر سینه (DBH) برحسب سانتی‌متر و ارتفاع کل

درختان (H) برحسب متر که به‌طور گام‌به‌گام در مدلسازی وارد شدند [۲]. مهم‌ترین گام‌های ایجاد یک مدل شامل آماده‌سازی داده‌ها، مدلسازی و ارزیابی مدل است. از این رو برای آماده‌سازی، متغیرهای مذکور براساس رابطه ۱ نرمالیزه یا استانداردسازی شدند، طوری که تمامی داده‌ها بین ۰ و ۱ قرار گرفتند [۲، ۱۱].

$$X_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

در رابطه ۱، x_n : متغیر نرمال شده، x_i : هر یک از ورودی‌ها، و x_{\min} و x_{\max} : به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار ماتریس داده‌های ورودی محسوب می‌شوند. در طراحی شبکه عصبی، تعیین ساختار شبکه عصبی (تعداد لایه و نحوه اتصال گره‌ها)، تعیین مشخصات گره و تعیین الگوریتم‌های آموزش شبکه مدنظر قرار می‌گیرند. در میان موارد ذکر شده، تعیین الگوریتم‌های آموزش شبکه در حقیقت فرایند وزن‌دهی اولیه، تعیین تابع بهینه برای محاسبه فعالیت خروجی گره‌ها و روش آموزش وزن‌های شبکه را در بر می‌گیرد [۷]. هر یک از داده‌های ماتریس ورودی در قالب Input از طریق ترکیب مقادیر ورودی نوروها (I_i) و مقادیر وزنی یا سیناپس‌ها (W_i) محاسبه می‌شوند [۱۲].

در طراحی شبکه عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی رایج و عمومی پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار^۲ FFBP استفاده شد. پس از انتخاب تابع آموزش، تعداد لایه‌ها و نوروها با توپولوژی مختلف برای رسیدن به آستانه اپتیمال مدل تخمینی تغییر پیدا کرد. در داخل هر نورو تابع انتقال وجود دارد که در حقیقت سیگنال‌های حاصل از ورودی را می‌گیرد و خروجی را محاسبه می‌کند. خطاهای محاسبه شده به لایه‌های قبل در طی چند دور رفت و برگشت^۳ پس‌انتشار می‌یابند و اوزان و بایاس‌ها اصلاح می‌شوند [۷]. این دور تکرار تا به حداقل رسیدن خطا ادامه پیدا می‌کند. در طراحی

1. synapses
2. Feed-forward back prop
3. Epoch

طبقه‌های قطری در جدول مربوط فهرست دریافتی ثابت در نظر گرفته شده است.

جدول ۱ کمترین، بیشترین و میانگین (\pm اشتباه معیار) کمیت‌های اندازه‌گیری هر یک از گونه‌های مختلف درختان در منطقه تحقیق را نشان می‌دهد. نتایج آزمون توکی نشان داد در میان کلیه کمیت‌های اندازه‌گیری شده فقط میانگین ارتفاع کل درختان گونه راش، نسبت به میانگین ارتفاع کلیه گونه‌های موجود به صورت معنی‌داری بیشتر است (جدول ۱). میانگین طبقه قطر برابر سینه در تحقیق حاضر برای کلیه پایه‌های موجود $7/90 \pm 80$ سانتی‌متر است.

پس از طراحی توپولوژی یا ساختار شبکه متشکل از مقادیر ورودی، تعداد لایه پنهان، تعداد نورون و مقدار خروجی، نتایج مربوط به دقت پیش‌بینی پاسخ هر یک از توابع انتقال کاربردی به دست آمد (جدول ۲). با توجه به جدول ۲ در واقع همه مدل‌ها، دقت پذیرفتنی دارند، ولی با توجه به شاخص‌های محاسباتی اشتباه معیار بین تخمین و مشاهدات (SEE) و میانگین مربعات خطای (MSE) مربوط به آزمون داده‌ها علاوه بر ضریب تبیین و میانگین انحراف معیار، بهترین مدل حتی با اختلاف خیلی جزئی پیش‌بینی انتخاب شد. نتایج نشان داد که توپولوژی شبکه عصبی مدل ۵ حاوی تابع انتقال نورون Tansig فقط با استفاده از ارتفاع کل درختان دارای ساختار بهینه برای پیش‌بینی حجم واقعی است (جدول ۲). شکل ۱ دقت آموزش، اعتبار و آزمون داده‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به شکل مذکور، میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها مربوط به تابع Tansig مدل ۵ دارای دقت مناسبی است. البته با توجه به جدول ۲ در رابطه با برخی دیگر از مدل‌ها، نتایج نشان داد که ضریب تبیین به دست آمده دارای مقدار زیاد و قابل قبول با حداقل درصد میانگین انحراف معیار است ($R^2 = 0/99$ ، $AD\% = 16/4$) و مدل‌های مربوط دارای دقت محاسباتی به نسبت زیاد برای پیش‌بینی حجم است، ولی چون میزان میانگین مربعات خطای مدل

معماری‌هایی که بیش از یک لایه پنهان دارند، تعداد نورون تمام لایه‌ها (به جز لایه خروجی که به صورت خودکار ۱ نورون دارد) ثابت در نظر گرفته شد تا علاوه بر استمرار، توپولوژی مورد نظر حین کاربرد، پیچیدگی نداشته باشد. از این رو تعداد نورون‌های نمایش داده شده برای تمام لایه‌ها ثابت است. علاوه بر آن در تمام لایه‌ها توابع انتقالی ثابت در نظر گرفته شدند که در این زمینه از توابع انتقال لجستیک سیگموئیدی (Logsig) و تانزانت سیگموئیدی (Tansig) استفاده شد. برای ارائه مدل‌های تخمینی مختلف، ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبار و ۱۵ درصد نیز برای تست (آزمون) مدل استفاده شدند [۸]. برای اعتبارسنجی به طور مستقیم از شاخص‌های ضریب تبیین R^2 و میانگین مربعات خطای (MSE) آزمون داده‌های مربوط به هر یک از مدل‌های ارائه شده طبق رابطه ۲ و از میانگین درصد انحراف معیار طبق رابطه ۳ استفاده شد. آنالیزها توسط نرم‌افزارهای متلب و SPSS_{17.0} صورت گرفت.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{z}(x_i) - z(x_i)]^2 \quad (2)$$

$$AD\% = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y} - Y_i|}{Y_i} \quad (3)$$

نتایج و بحث

نتایج آنالیز واریانس یکطرفه در زمینه تغییرات کمیت‌های اندازه‌گیری شده موجود در فهرست جدول مربوط به اطلاعات تجدید حجم درختان قطع شده در سری ۳ جنگل گلندرود نشان داد که ارتفاع کل درختان بین کلیه گونه‌های موجود در سطح کمتر از ۰/۰۱ دارای اختلاف معنی‌دار است ($MS=623/556$: میانگین مربعات، $0/11/17 = F$: آماره واریانس). برخلاف آن نتایج به دست آمده در زمینه تغییرات حجم بین کلیه گونه‌های درختان نشان داد که متغیر مذکور دارای اختلاف معنی‌داری نیست ($0/05 > P$ ، $MS = 23/587$ ، $F = 0/291$). شایان ذکر است که

بهینه انتخابی حاوی ارتفاع کل به عنوان متغیر ورودی
 دارای حداقل اختلاف نسبت به آموزش و اعتبار و نیز
 حداقل مقدار نسبت به دیگر مدل‌هاست، دقت بیشتری
 برای پیش‌بینی پاسخ هدف در تحقیق حاضر دارد.

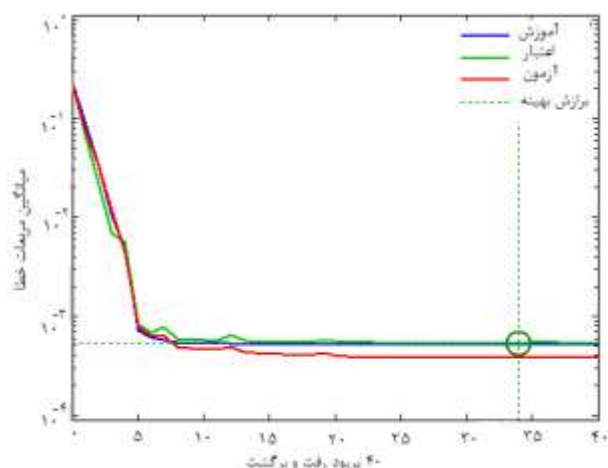
جدول ۱. نتایج آزمون توکی برای کمیت‌های اندازه‌گیری شده درختان منطقه تحقیق

میانگین	بیشینه	کمینه	گونه درختان
			ارتفاع کل (متر)
۲۸ / ۸۴ ± ۱ / ۴۲ a	۳۷ / ۶	۸ / ۹	راش (<i>F. orientalis</i> L.)
۲۳ / ۲۴ ± ۰ / ۸۱ b	۲۸ / ۲	۱۱ / ۹	ممرز (<i>C. betulus</i> L.)
۲۶ / ۰۹ ± ۱ / ۲۴ ab	۳۳ / ۸	۸ / ۶	بلوط (<i>Q. castaneifolia</i> CA. May)
۲۶ / ۱۱ ± ۱ / ۰۵ ab	۳۱ / ۷	۸ / ۲	توسکا (<i>A. subcordata</i> L.)
۱۶ / ۶۹ ± ۰ / ۷۳ c	۲۱ / ۵	۶ / ۳	دیگر گونه‌های درختان
			حجم (متر مکعب)
۱۰ / ۱۱ ± ۱ / ۷۳ a	۲۹ / ۹۶	۰ / ۰۲	راش (<i>F. orientalis</i> L.)
۹ / ۵۶ ± ۱ / ۶۳ a	۲۶ / ۶۸	۰ / ۰۴	ممرز (<i>C. betulus</i> L.)
۱۰ / ۵۶ ± ۱ / ۷۷ a	۲۸ / ۹۳	۰ / ۰۶	بلوط (<i>Q. castaneifolia</i> CA. May)
۱۰ / ۲۳ ± ۱ / ۷۳ a	۲۸ / ۳۷	۰ / ۰۳	توسکا (<i>A. subcordata</i> L.)
۸ / ۲۶ ± ۱ / ۴۶ a	۲۳ / ۹۱	۰ / ۰۲	دیگر گونه‌های درختان

حروف مشابه در هر ستون نشان‌دهنده نبود اختلاف معنی‌دار در سطح ۵ درصد است.

جدول ۲. نتایج مربوط به توابع و توپولوژی بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی حجم توسط ارتفاع (m)

مدل	توپولوژی شبکه	تابع انتقال	Epoch	R	AD
۱	۱ → ۱ → ۱ → ۱	g Logs Tansig	۱۴	۰ / ۹۸۶	۱ / ۸۶
۲	۱ → ۱ → ۲ → ۱	Logsig Tansig	۱۰۷	۰ / ۹۸۸	۱ / ۲
۳	۱ → ۱ → ۳ → ۱	Logsig Tansig	۶۶	۰ / ۹۸۹	۰ / ۶۷۶
۴	۱ → ۱ → ۴ → ۱	Logsig Tansig	۱۷	۰ / ۹۹۱	۰ / ۳۰۴
۵	۱ → ۱ → ۱۰ → ۱	Logsig Tansig	۳۸	۰ / ۹۹۱	۱ / ۲۸
۶	۱ → ۱ → ۲۵ → ۱	Logsig Tansig	۱۶	۰ / ۹۸	۰ / ۲۹۵
۷	۱ → ۲ → ۲ → ۱	Logsig Tansig	۲۹	۰ / ۹۹۸	۰ / ۱۶۴
۸	۱ → ۲ → ۵ → ۱	Logsig Tansig	۴۰	۰ / ۹۹۵	۰ / ۱۵۹
۹	۱ → ۲ → ۸ → ۱	Logsig Tansig	۱۲	۰ / ۹۸۸	۰ / ۱۸۲
۱۰	۱ → ۲ → ۱۵ → ۱	Logsig Tansig	۱۶	۰ / ۹۸۹	۰ / ۱۶۴
			۲۳	۰ / ۹۸۸	۰ / ۲۲۷
			۲۸۳	۰ / ۹۸۷	۰ / ۳۵۲
			۳۹	۰ / ۹۸۸	۰ / ۴۱۵
			۲۲	۰ / ۹۹۵	۰ / ۱۶۴
			۶۵	۰ / ۹۸۸	۰ / ۲۰۳
			۲۹	۰ / ۹۹۵	۰ / ۱۷۵
			۹	۰ / ۹۸۸	۰ / ۳۱۴
			۱۳	۰ / ۹۹۲	۰ / ۱۶۴



شکل ۱. میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون تابع Tansig مدل (۵) براساس تعداد چرخش

جدول ۳. نتایج مربوط به توابع و توپولوژی بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی حجم توسط قطر (cm)

AD	R	Epoch	تابع انتقال	توپولوژی شبکه	مدل
/۹۹۸	۰/۹۸۸	۵۱۵	Logsig	۱ → ۱ → ۱ → ۱	۱۱
۱/۱۶	۰/۹۸۶	۴۱	Tansig	۱ → ۱ → ۱ → ۱	۱۲
۰/۹۷۳	۰/۹۸۸	۳۳۷	Logsig	۱ → ۱ → ۲ → ۱	۱۳
۰/۲۲۱	۰/۹۸۹	۱۹	Tansig	۱ → ۱ → ۲ → ۱	۱۴
۰/۲۷۰	۰/۹۸۹	۴۹	Logsig	۱ → ۱ → ۳ → ۱	۱۵
۰/۱۸۲	۰/۹۸۹	۱۵	Tansig	۱ → ۱ → ۳ → ۱	۱۶
۰/۳۵۰	۰/۹۹۲	۳۳	Logsig	۱ → ۱ → ۴ → ۱	۱۷
۰/۱۹۵	۰/۹۹۲	۲۴	Tansig	۱ → ۱ → ۴ → ۱	۱۸
۰/۱۶۱	۰/۹۹۴	۱۰۷	Logsig	۱ → ۱ → ۱۰ → ۱	۱۹
۰/۲۸۶	۰/۹۸۸	۳۵	Tansig	۱ → ۱ → ۱۰ → ۱	۲۰
۰/۱۵۸	۰/۹۹۴	۵۶	Logsig	۱ → ۱ → ۲۵ → ۱	
۰/۱۶۰	۰/۹۹۱	۱۲	Tansig	۱ → ۱ → ۲۵ → ۱	
۱/۴۹	۰/۹۸۷	۱۹	Logsig	۱ → ۲ → ۲ → ۱	
۰/۴۱۰	۰/۹۸۸	۴۶	Tansig	۱ → ۲ → ۲ → ۱	
۰/۱۸۶	۰/۹۹۲	۱۲	Logsig	۱ → ۲ → ۵ → ۱	
۰/۱۷۹	۰/۹۸۸	۳۹	Tansig	۱ → ۲ → ۵ → ۱	
۰/۱۵۶	۰/۹۹۵	۲۹	Logsig	۱ → ۲ → ۸ → ۱	
۰/۱۸۶	۰/۹۸۸	۲۱	Tansig	۱ → ۲ → ۸ → ۱	
۰/۱۶۰	۰/۹۹۵	۴۹	Logsig	۱ → ۲ → ۱۵ → ۱	
۰/۳۷۶	۰/۹۹۲	۱۳	Tansig	۱ → ۲ → ۱۵ → ۱	

توپولوژی کلیه مدل‌های مربوط به تابع Logsig و Tansig را به ترتیب همراه با تعداد چرخش، ضریب تبیین و میانگین انحراف معیار نشان می‌دهد.

شکل ۲ مقادیر دقت آموزش، اعتبار و آزمون داده‌های قطر مربوط به مدل ۱۹ با تابع Logsig را نشان می‌دهد.

در گام دوم از کمیت قطر به عنوان متغیر ورودی برای پیش‌بینی پاسخ مورد بررسی استفاده شد. مطابق جدول ۳ نتایج نشان می‌دهد که در بین کلیه مدل‌های معرفی شده، توپولوژی مدل ۱۹ با تابع انتقال Logsig برای پیش‌بینی متغیر حجم به عنوان ساختار بهینه معرفی می‌شود. جدول ۳

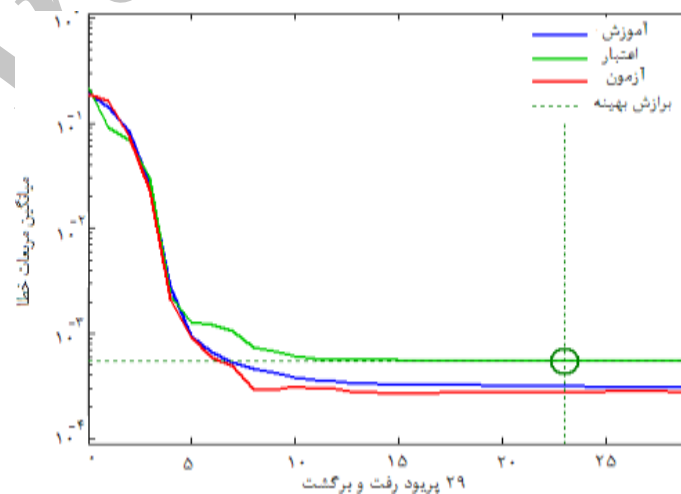
مشاهده می‌شود مدل ۲۵ با استفاده از تابع Logsig اگرچه ضریب تبیین کمتری را نسبت به مدل بهینه نشان می‌دهد، دارای خطای محاسباتی کمتری است. در این زمینه همان‌طور که پیشتر نیز اشاره شد، میانگین مربعات خطای آزمون مدل مذکور مقایسه شد و در نهایت نتایج نشان داد که خطای آزمون مدل ۳۰ نسبت به مدل مذکور کمتر است.

شکل ۳ سطح منحنی خطای آزمون مدل بهینه (مدل ۳۰) را نشان می‌دهد که با توجه به موارد معرفی شده قبلی، منحنی مدل مذکور سطح پایین‌تری را نشان می‌دهد و از این رو، به‌عنوان مدل بهینه اصلی در این تحقیق معرفی می‌شود.

البته در همه موارد در روند مدلسازی از ابر نقاط و برازش بین مشاهدات و مقادیر خروجی مدل علاوه بر معیارهای انتخابی مذکور استفاده شد تا در نهایت برای انتخاب مدل بهینه به بیشترین قطعیت دست یافت. از بین برازش بین مشاهدات و مقادیر تخمینی هر یک از مدل‌های بهینه، برازش بین حجم واقعی و حجم تخمینی مدل ۳۰ دارای حداکثر ضریب تبیین تصحیح یافته (۰/۹۹) $(R^2_{adj} = 0/931 = SEE)$ است (شکل ۴).

همان‌طور که مشاهده می‌شود شکل ۲ در قیاس با شکل قبلی مقدار خطای آزمون (MSE) کمتری دارد. از طرفی مقدار خطای محاسباتی (AD) آن بین مشاهدات و مقادیر تخمینی نسبت به مدل بهینه قبلی کمتر است، از این رو دارای قابلیت بیشتری برای پیش‌بینی متغیر پاسخ مورد بررسی محسوب می‌شود. در زمینه مدلسازی شبکه عصبی، مدل‌ها و ساختارهایی دارای قطعیت زیاد برای پیش‌بینی مقادیر پاسخ هستند که خطای آزمون داده‌های انتخابی مدل نسبت به آموزش و اعتبار دارای مقدار کمتر یا حداقل اختلاف باشد و علاوه بر آن مقدار آن نسبت به خطای آزمون دیگر مدل‌های مورد قیاس کمتر باشد [۸].

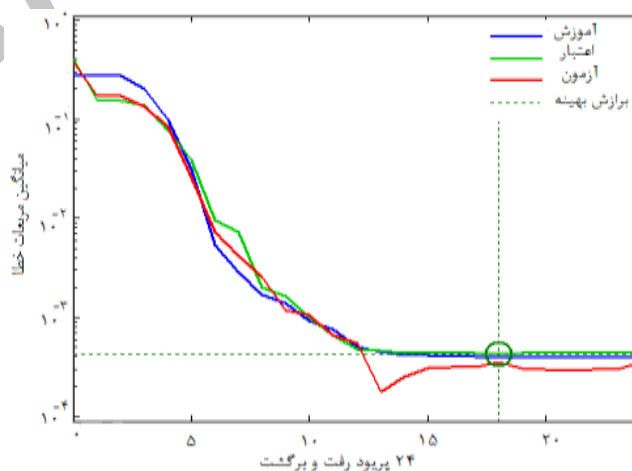
در گام آخر از متغیر قطر و ارتفاع به‌صورت همزمان برای مدلسازی استفاده شد (جدول ۴). در زمینه طراحی و معماری توپولوژی هر یک از توابع انتقال مورد اشاره، با توجه به امکان‌پذیر بودن از دامنه‌های متفاوت و وسیع‌تری از تعداد لایه‌ها و نوروها استفاده شد. با توجه به جدول ۴ از معماری‌های جدیدی که دارای دقتی مشابه با دیگر خروجی‌های مدل بودند نیز استفاده شد (مدل ۳۱-۳۴). در نهایت با توجه به نتایج مذکور، توپولوژی مدل ۳۰ حاوی تابع انتقال Logsig دارای حداکثر دقت نسبت به کلیه مدل‌ها معرفی شد (جدول ۴). در جدول ۴ همان‌طور که



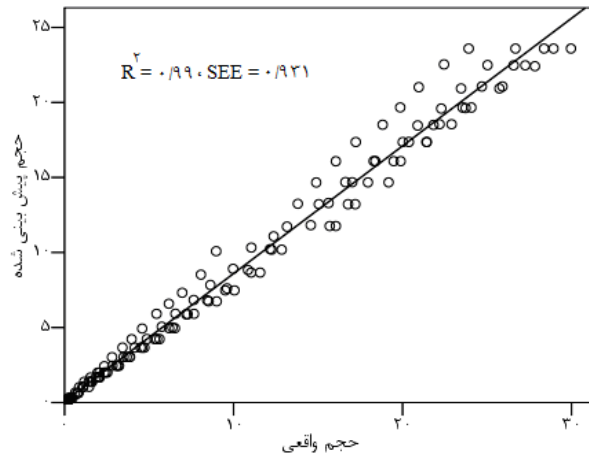
شکل ۲. میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون تابع Logsig مدل (۱۹) براساس تعداد چرخش

جدول ۴. نتایج مربوط به توابع و توپولوژی بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی حجم با قطر و ارتفاع

AD	R	Epoch	تابع انتقال	توپولوژی شبکه	مدل
۱/۷۱	۰/۹۸۸	۱۱	Logsig	۲ → ۱ → ۱ → ۱	۲۱
۱/۶۳	۰/۹۸۸	۱۲	Tansig	۲ → ۱ → ۱ → ۱	۲۱
۰/۲۲۱	۰/۹۹۱	۱۲۶	Logsig	۲ → ۱ → ۲ → ۱	۲۲
۰/۵۹۹	۰/۹۹۱	۱۶۵	Tansig	۲ → ۱ → ۲ → ۱	۲۲
۰/۲۵۵	۰/۹۹۲	۴۳	Logsig	۲ → ۱ → ۳ → ۱	۲۳
۰/۴۸۶	۰/۹۹۱	۷۴	Tansig	۲ → ۱ → ۳ → ۱	۲۳
۰/۲۵۵	۰/۹۹۱	۱۷	Logsig	۲ → ۱ → ۴ → ۱	۲۴
۰/۳۳۳	۰/۹۹۱	۳۴	Tansig	۲ → ۱ → ۴ → ۱	۲۴
۰/۱۵۶	۰/۹۹۵	۴۷	Logsig	۲ → ۱ → ۱۰ → ۱	۲۵
۰/۲۲۱	۰/۹۹۱	۱۶	Tansig	۲ → ۱ → ۱۰ → ۱	۲۵
۰/۳۲۵	۰/۹۸۹	۱۰	Logsig	۲ → ۱ → ۲۵ → ۱	۲۶
۰/۲۳۵	۰/۹۹۳	۹	Tansig	۲ → ۱ → ۲۵ → ۱	۲۶
۰/۵۵۰	۰/۹۸	۳۰۱	Logsig	۲ → ۲ → ۲ → ۱	۲۷
۰/۲۷۱	۰/۹۸	۱۹۶	Tansig	۲ → ۲ → ۲ → ۱	۲۷
۰/۱۶۴	۰/۹۹۱	۹۸	Logsig	۲ → ۲ → ۵ → ۱	۲۸
۰/۱۷۸	۰/۹۹۱	۶۵	Tansig	۲ → ۲ → ۵ → ۱	۲۸
۰/۱۷۱	۰/۹۹۵	۲۷	Logsig	۲ → ۲ → ۸ → ۱	۲۹
۰/۲۲۸	۰/۹۹۲	۹	Tansig	۲ → ۲ → ۸ → ۱	۲۹
۰/۱۵۸	۰/۹۹۷	۲۴	Logsig	۲ → ۱ → ۱۵ → ۱	۳۰
۰/۱۶۸	۰/۹۹۲	۲۱	Tansig	۲ → ۱ → ۱۵ → ۱	۳۰
۰/۱۹۹	۰/۹۹۵	۳۱	Logsig	۲ → ۲ → ۱۵ → ۱	۳۱
۰/۲۰۵	۰/۹۹۱	۲۶	Tansig	۲ → ۲ → ۱۵ → ۱	۳۱
۱/۰۷	۰/۹۸۸	۱۴	Logsig	۲ → ۱ → ۵ → ۱	۳۲
۰/۲۵۳	۰/۹۹۱	۵۷	Tansig	۲ → ۱ → ۵ → ۱	۳۲
۰/۲۲۰	۰/۹۸۹	۳۰	Logsig	۲ → ۳ → ۲۰ → ۱	۳۳
۰/۱۷۷	۰/۹۹۲	۱۵	Tansig	۲ → ۳ → ۲۰ → ۱	۳۳
۰/۱۸۴	۰/۹۹۲	۴۰	Logsig	۲ → ۱ → ۲۰ → ۱	۳۴
۰/۱۸۵	۰/۹۹۲	۱۳	Tansig	۲ → ۱ → ۲۰ → ۱	۳۴



شکل ۳. میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون تابع Logsig مدل (۳۰) بر اساس تعداد چرخش



شکل ۴. برازش بین مقادیر حجم واقعی و پیش‌بینی شده در رابطه با تابع بهینه مدل ۳۰

پاسخگو با دقت هر چه بیشتر، وجود همبستگی زیاد بین متغیرهای عامل و پاسخ می‌باشد [۱۴]. قطر و ارتفاع درختان در واقع پارامترهای محاسباتی حجم درختان بوده و از این رو همبستگی بین قطر و ارتفاع در ویژگی هندسی حجم درختان بدیهی است. به همین دلیل قطر و ارتفاع درختان به عنوان متغیرهای ورودی برای راه‌اندازی شبکه عصبی در پژوهش حاضر معرفی شدند. نتایج تحقیق حاضر در مقایسه با مدلسازی شبکه عصبی توسط بیاتی و نجفی با استفاده از قطر و ارتفاع کل، نتایج مهمی را نشان داد، به طوری که حداکثر ضریب تبیین در پژوهش ایشان ($R^2 = ۰/۸۴$) و حداقل خطا ($RMSE = ۱/۷۸$) بود [۲]. در قیاس با نتایج تحقیق حاضر، آنها از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون با تابع انتقال Sigmoid و شبکه تابع شعاع مدار با تابع انتقال Softmax استفاده کردند. البته بیاتی و نجفی با افزایش دیگر کمیت‌های بیوفیزیکی (قطر در انتهای تنه، قطر در ارتفاع کنده و ارتفاع تنه) علاوه بر قطر برابرسینه و ارتفاع کل در مدلسازی شبکه‌های عصبی نشان دادند که دقت پیش‌بینی تابع انتقال Softmax تا حداکثر ضریب تبیین ۰/۹۵ و مقدار خطای ۱/۰۵ است [۲]. در تحقیق حاضر سعی شد توپولوژی یکسان برای تابع انتقال Logsog و Tansig استفاده شود تا مقدار دقت رسیدن به پاسخ هر یک به روشنی مقایسه شود. اختلاف دقت به دست آمده در این

همان‌طور که در جدول‌های بالا مشاهده می‌شود، به منظور دستیابی به حداکثر دقت پیش‌بینی، تعداد تکرار در هر یک از مدل‌ها فرق دارد. به همین دلیل علاوه بر ضریب تبیین به دست آمده، از میانگین مربعات خطای آزمون هر یک از مدل‌ها استفاده می‌شود [۸]. بدیهی است که در جنگل‌های طبیعی در اکثر موارد بین قطر و ارتفاع همبستگی وجود دارد [۸] که در تحلیل رگرسیون چندگانه در صورت معرفی متغیرهای مستقل، همبستگی مذکور سبب افزایش فاکتور تورم واریانس (VIF) می‌شود. به طور معمول در شبکه عصبی، هم‌خطی چندگانه و خودهمبستگی بین متغیرها مؤثر نیست و علاوه بر آن، نوع روابط بین هر یک از متغیرهای ورودی و خروجی (خطی یا غیرخطی) نیز تصحیح می‌شود [۷]. در این مورد می‌توان به مطالعات فودی و همکاران برای برآورد زی‌توده روی زمینی گیاهان اشاره کرد که نتیجه‌گیری کردند بین برآورد زی‌توده روی زمینی گیاهان و مشاهدات با استفاده از شاخص‌های گیاهی، علی‌رغم همبستگی قوی بین متغیرهای توصیفی (شاخص‌های مذکور) حداقل خطا وجود داشت و مدل‌های ارائه شده با بیشترین ضریب تبیین دارای حداکثر قطعیت تخمین بود [۱۳]. عزیززی قلاتی و همکاران در پژوهش خود اشاره کردند که یکی از مهم‌ترین اصول برای راه‌اندازی شبکه عصبی مصنوعی و دستیابی به مدل

[۱۵]. نکته شایان توجه این است که در شبکه‌های از نوع پس‌انتشار خطا، قاعده مشخصی برای انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نورون‌ها در لایه پنهان وجود ندارد. در واقع روش عمومی برای به‌دست آوردن آنها، آزمون و خطا و البته تجربیات دیگر محققان است [۱۶]. البته هر یک از مدل‌های ارائه‌شده در شبکه عصبی مصنوعی در قالب جعبه سیاه ذخیره‌سازی می‌شوند که با دسترسی به آن می‌توان با استفاده از متغیرهای توصیفی معرفی‌شده در این تحقیق (قطر و ارتفاع) مقادیر حجم صنعتی را در مقیاس وسیعی از توده‌های آمیخته راش در شرایط رویشگاهی و ترکیب گونه‌ای مشابه استفاده کرد.

نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که شبکه عصبی می‌تواند با توجه به مقادیر مختلف وزن‌دهی متغیرهای ورودی و پس‌انتشار میزان خطا سبب حداکثر دقت پیش‌بینی مقادیر پاسخ مورد بررسی شود. از این‌رو مدل‌های بهینه‌ارائه‌شده در پژوهش حاضر می‌تواند مبنای برآورد حجمی درختان سرپا براساس متر مکعب در جنگل مورد تحقیق محسوب شود.

پژوهش با دقت تخمین برآوردی در پژوهش بیاتی و نجفی را می‌توان به عواملی چون اختلاف کلیه شرایط رویشگاهی، مراحل توالی، فازهای تحولی جنگل‌های تحت بررسی و تفاوت توپولوژی‌های طراحی‌شده شامل توابع انتقالی شبکه عصبی مصنوعی ربط داد [۲]. نقدی و قجر نیز در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی زمان چوبکشی در سیستم بهره‌برداری از شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا از توابع Logsig و Tansig با توپولوژی مختلف برای الگوریتم آموزش استفاده کردند و در نتایج نهایی خود عنوان کردند که شبکه عصبی مصنوعی در رابطه با تخمین زمان سیکل چوبکشی دارای دقت زیادی است [۱۱]. در این رابطه، بیاتی و همکاران برای ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی زمان عملیات وینچینگ در جنگل‌های شمال به این نتیجه رسیدند که شبکه تابع شعاع‌مدار در مقایسه با پرسپترون چندلایه در پیش‌بینی زمان وینچینگ دارای دقت بیشتری است. ایشان اذعان کردند که استفاده از تابع شعاع‌مدار در زمانی که بردارهای آموزشی بسیار زیادند بهترین کارایی و حداکثر قابلیت پاسخ را در مقابل سایر شبکه‌های تعریف شده دارند

References

- [1]. Namiranian, M. (2010). measurement of tree and forest biometry. University of Tehran Press, Tehran.
- [2]. Bayati, H., and Najafi, A. (2013). Performance Comparison Artificial Neural Networks with Regression Analysis in Trees Trunk Volume Estimation. Journal of Forest and Wood Products, 66 (2): 177-191.
- [3]. Ozçelik, R., Diamantopoulou, M.J., Brooks, JR., and Wiant Jr, HV. (2010). Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. Journal of Environmental Management, 91(3): 742-753.
- [4]. Atkinson, P.M., and Tatnall, A.R.L. (1997). Introduction neural networks in remote sensing. International Journal of Remote Sensing, 18(4): 699-709.
- [5]. Coulson, R.N., Folse, L.J., and Loh, D.K. (1987). Artificial intelligence and natural resource management. Science, (237): 262-267.
- [6]. Lek, S., Delacoste, M., Baran, P., Dimopoulos, I., Lauques, J., and Aulagnier, S. (1996). Application of neural networks to modelling nonlinear relationships in ecology. Ecological Modelling, 90(1): 39-52.
- [7]. Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M.H. (1996). Neural Network design. PWS publishing co, United States of America.
- [8]. Tiryaki, S., and Aydin, A. (2014). An artificial neural network model for predicting compression strength of heat treated woods and comparison with a multiple linear regression model. Construction and Building Materials, 62: 102-108.

- [9]. Hamzacebi, C., Akay, D., and Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. *Expert Systems with Application*, 36(2): 3839-3844.
- [10]. Anonymous. (2008). Glandrood Forest management project, district3, Noor, Mazandarn (second renewal view). General Office of Natural Resources and Watershed Management of Mazandaran province, Nowshahr, 174 p.
- [11]. Naghdi, R., and Ghajar, I. (2012). Application of Artificial Neural Network in the Modeling of Skidding Time Prediction. *Advanced Materials Research*, 403-408: 3538-3543.
- [12]. Woods, K., and Bowyer, K.W. (1997). Generating ROC Curves for Artificial Neural Networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(3): 329-337.
- [13]. Foody, G.M., Boyd, D.S., and Cutler, M.E.J. (2003). Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85(4): 463-474.
- [14]. Azizi Ghalaty, S., Rangzan, K., Taghizadeh, A., and Ahmady, Sh. (2015). Application of artificial neural network and ordinary least squares regression in modeling land use changes. *Journal of forest and wood products*, (68)1: 1-16.
- [15]. Bayati, H., Najafi, A., and Abdolmaleki, P. (2016). Assessment of artificial neural networks ability in winching time study of Timber Jack 450C. *Journal of Forest and Wood Products*, (68)4: 757- 769.
- [16]. Feiznia, S., Mohammad Asgari, H., and Moazzami, M. (2008). Investigating the applicability of Neural Network method for estimating daily suspended sediment yield (Case study: Zard Drainage Basin, Khozestan Province). *Journal of the Iranian Natural Resources*, 60(4): 1199-1210.

Archive of SID

Modeling the commercial volume of trees in mixed beech stands of Hyrcanian forests through artificial neural network

A. Vahedi*; Ph.D. in Forestry, Research Institute of Forests and Rangelands, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, I.R. Iran

A. Mataji; Prof., Department of Forestry, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, I. R. Iran

R. Akhavan; Assoc. Prof., Forestry, Research Institute of Forests and Rangelands, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, I.R. Iran

(Received: 19 February 2015, Accepted: 15 November 2015)

ABSTRACT

Predicting the volume of standing trees precisely is the basis of growth rate, amount of allowable harvesting, aboveground biomass carbon sequestration, and the foundation of optimal management according to the sustainable development. New technology of artificial intelligence including artificial neural network (ANN) was applied for modelling and predicting the commercial volume of measured trees in district 3 of Glandroud forests. The data of renewed volume table was acquired from bureau of natural resources and watershed management of Mazandaran province, Nowshahr. Diameter and total height of 150 fallen trees were used as inputs to develop the stage-wise modeling by feed forward back-propagation (FFBP). Two non-linear functions, Logsig and Tansig, were applied as transfer functions. Each function with the same topology showed the different outputs having different accuracies. After initial weighting and training algorithm, transfer functions of neurons had different rotation for decreasing the errors. After each trial, which led to various topology functions, the result showed that the model including diameter and total height with transfer function of Logsig, topology of one hidden layer and fifteen neurons, was the best model to predict the volume of trees in this study. The mentioned model provided the considerable accuracy with the highest coefficient of determination ($R^2 = 0.99$), the least mean squared error of test (MSE) and the least average deviation (AD = 0.158).

Keywords: Artificial neural network, Commercial volume, Mixed beech stands, Transfer function.

* Corresponding Author, Email: ali.vahedi60@gmail.com, Tel: +982144787283