



دانشگاه گورگان و منابع طبیعی گورگان

نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل
جلد بیست و سوم، شماره چهارم، ۱۳۹۵
<http://jwfst.gau.ac.ir>

مقایسه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و معادلات آلودمتریک در رابطه با مدل‌سازی زی‌توده تنه درختان افرایلت (*Acer velutinum* Boiss.) در جنگل‌های هیرکانی

* علی‌اصغر واحدی^۱ و مصطفی جعفری^۲

^۱دکتری جنگلداری، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران،
^۲دانشیار پژوهش، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۴/۰۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۸/۰۷

چکیده

سابقه و هدف: تخمین زی‌توده درختان جنگل با حداقل عدم قطعیت علاوه بر مدیریت بر اساس اصل توسعه پایدار، مبنای مبرم در رابطه با نیاز روز افزون جوامع بین‌المللی برای آگاهی از میزان ترسیب کربن به‌منظور رویارویی با بحران گرمایش زمین می‌باشد. از این‌رو مدل‌سازی زی‌توده تنه پلت با استفاده از معادلات آلودمتریک و شبکه عصبی مصنوعی در مطالعه موردی جنگل سامون‌سی چمستان نور صورت گرفت تا حداکثر قطعیت پیش‌بینی زی‌توده مورد مطالعه بررسی شود.

مواد و روش‌ها: برای انجام تحقیق حاضر، پس از قطع ۲۰ پایه از طبقات قطری مختلف درختان، از هر بخش استحصال شده تنه پس از توزین، یک دیسک برداشت شده و با تکه برداری ثابت از هر دیسک، نمونه‌ها در دمای ۱۰۵ درجه سانتی‌گراد به مدت ۲۴ ساعت در آون خشک شدند. برای مدل‌سازی، مدل توانی به‌عنوان مدل پایه آلودمتریک و تابع Log-sigmoid و Tan-sigmoid به‌عنوان توابع انتقالی نوروها در توپولوژی‌های مختلف شبکه عصبی چند لایه FFBP معرفی شدند. در این رابطه، کمیت‌های زیست‌فیزیکی قطر و ارتفاع تنه به‌عنوان متغیرهای ورودی با ترکیب‌های مختلف در روند مدل‌سازی استفاده شدند.

یافته‌ها: نتایج مدل‌سازی نشان داد که مدل نمایی چندگانه حاصل از بازتبدیل مدل لگاریتمی خطی حاوی قطر و ارتفاع با ضریب تصحیح $CF = 1/0.4$ به‌عنوان مدل آلومتریک بهینه برای پیش‌بینی زی‌توده تنه درختان پلت محسوب شد ($S = 0.23$). نتایج حاصل از مدل‌سازی با شبکه عصبی مذکور نشان داد که برخی از مدل‌های حاوی توپولوژیهای مختلف شامل تابع $Tansig$ و $Logsig$ بعضاً دارای دقت پیش‌بینی کمتری نسبت به معادلات آلومتریک ارائه داده شده می‌باشند. البته با توجه به این‌که علاوه بر میانگین انحراف معیار، حداقل میانگین مربعات خطای آزمون داده‌های هر مدل در ارتباط با آموزش و اعتبار داده‌ها در تعداد چرخش‌های مختلف مبنای اساسی انتخاب مدل در شبکه عصبی محسوب می‌شود، نتایج نهایی تحقیق حاضر نشان داد که مدل حاوی لایه‌های ورودی قطر و ارتفاع با توپولوژی دو لایه و ۱۰ نورون لایه پنهان با تابع انتقالی $Tansig$ دارای حداکثر قطعیت برآورد زی‌توده تنه پلت ($S = 0.1$) در منطقه مورد مطالعه محسوب می‌شود.

نتیجه‌گیری: با استناد به این‌که در اکثر مطالعات مربوط به مدل‌سازی زی‌توده و ترسیب کربن تنه درختان جنگلی در زیست‌بوم‌های مختلف معادلات آلومتریک حاوی قطر و ارتفاع با ترکیب‌های متفاوت در مدل‌های تبدیلی لگاریتمی به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های بهینه با حداکثر دقت معرفی شده‌اند، تحقیق حاضر نشان داد که با معماری بهینه توپولوژی در مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی می‌توان به حداکثر دقت برآوردی زی‌توده درختان نسبت به معادلات آلومتریک دست یافت.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، توپولوژی، معادلات آلومتریک، مدل‌سازی زی‌توده، ترسیب کربن

مقدمه

زی‌توده درختان جنگل به‌عنوان مهمترین فرم انرژی زیستی تجدید شونده، علاوه بر اهمیت تجاری و صنعتی مبنای اساسی میزان تولیدات جنگل، مدیریت بهینه جنگل بر اساس توسعه پایدار و چرخه کربن در ارتباط با جذب و انتشار آن در اتمسفر محسوب می‌شود (۳ و ۱۱). برآورد هر چه دقیق‌تر زی‌توده درختان به‌عنوان اصلی‌ترین جزء اکوسیستم جنگل می‌تواند اطلاعات بسیار مفیدی را در رابطه با نیاز روز افزون جوامع بین‌المللی برای دانستن میزان کربن ترسیب شده در منابع طبیعی جهان با

توجه به بحران گرمایش زمین و تغییرات اقلیم، در اختیار بگذارد. برجسته‌ترین اشکال در این رابطه چگونگی برآورد زی‌توده و موجودی کربن در اکوسیستم پیچیده جنگل می‌باشد. دقیق‌ترین روش برای محاسبه و برآورد زی‌توده در جنگل روش تخریبی شامل قطع درختان و توزین آن‌ها در عرصه می‌باشد (۱۴). البته اجرای این روش در بسیاری از موارد به دلیل هزینه‌های زیاد، زمان طولانی، سختی کار و شرایط حفاظتی جنگل‌ها بسیار مشکل و در بیشتر موارد ناممکن می‌باشد. از این‌رو استفاده از معادلات آلومتریک در قالب مدل‌های مختلف رگرسیون در سطوح خیلی وسیع می‌تواند جایگزین بسیار مناسبی برای برآورد زی‌توده درختان محسوب شود. معادلات آلومتریک در واقع همان مدل‌های بیولوژی محسوب می‌شوند که مهمترین فرم آن مدل توانی و مشتقات حاصل از آن می‌باشد که در آن کمیت‌های زیست‌فیزیکی قابل اندازه‌گیری درختان به‌عنوان متغیر مستقل محسوب می‌شوند (۷ و ۲۳). در رابطه با توسعه و مدل‌سازی معادلات آلومتریک در بیوم‌های مختلف مطالعات بسیار زیادی صورت گرفته است که از جمله آن می‌توان به مطالعه واحدی و همکاران (۲۰۱۳)، واحدی (۲۰۱۴)، زیانیس و منکوکسینی (۲۰۰۳، ۲۰۰۴)، ژوستن و همکاران (۲۰۰۴)، چپو و همکاران (۲۰۰۵)، بسوکی و همکاران (۲۰۰۹)، دژومو و همکاران (۲۰۱۰)، ریبریو و همکاران (۲۰۱۱)، آلوارز و همکاران (۲۰۱۲)، اشاره کرد (۲، ۳، ۶، ۷، ۱۲، ۱۷، ۱۹، ۲۰، ۲۳ و ۲۴) که در همه مطالعات مذکور از یک رویه استاندارد مدل‌سازی با استفاده از متغیرهای قطر برابر سینه و ارتفاع درختان برای دستیابی به مقادیر مختلف زی‌توده و موجودی کربن درختان یک گونه و یا گونه‌های مختلف درختان در توده‌ها و رویشگاه‌های مختلف استفاده شد. در مطالعات بسیار زیادی گزارش شده است که تنه درختان به‌عنوان زی‌توده کلان هوایی در جنگل محسوب می‌شود و حدود ۸۰ درصد از وزن خشک (زی‌توده) روی زمینی درخت را به خود اختصاص می‌دهد و از طرفی با دارا بودن حداکثر موجودی کربن، تمرکز تجاری نیز بر روی آن می‌باشد. از این‌رو اندازه‌گیری و برآورد زی‌توده تنه درختان نسبت به سایر اجزاء دارای ارجحیت است (۱۹، ۱۱ و ۲۱). ناوار (۲۰۰۹) نیز گزارش داد که برآورد زی‌توده تنه نسبت به سایر اجزاء درختان در کلیه موارد از دقت بیشتر و برازش مناسبتری برخوردار است (۱۶). در مطالعه حاضر نیز تنه درختان افراپلت (*Acer velutinum* Bioss.) برای مطالعه مدل‌سازی زی‌توده استفاده شد.

در تحقیق حاضر، برای مدل‌سازی علاوه بر معادلات آلومتریک از شبکه عصبی مصنوعی نیز برای برآورد زی‌توده استفاده شد تا مشخص شود آیا بین دقت برآوردی معادلات آلومتریک و کاربرد شبکه عصبی مصنوعی اختلاف قابل ملاحظه‌ای وجود دارد یا خیر. در پژوهش حاضر از شبکه عصبی چند

لایه پس‌انتشار خطا^۱ استفاده شد. شبکه مذکور از جمله پر استفاده‌ترین شبکه‌های عصبی به‌خصوص در رابطه با مدل‌سازی محسوب می‌شود (۹ و ۱۰) که در دهه‌های اخیر در علوم مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. در تحقیق حاضر نیز از شبکه عصبی مذکور برای پیش‌بینی زی‌توده تنه درختان پلت استفاده شد. در سال‌های اخیر در رابطه با استفاده از تکنیک شبکه عصبی در زمینه‌های مختلف علوم جنگل مطالعات مختلفی صورت گرفته که از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به کاربرد شبکه عصبی در رابطه با مدل‌سازی زمان چوبکشی (۱۵)، مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی با تحلیل رگرسیون در برآورد حجم تنه درختان (۴)، مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در پیش‌بینی درصد پوشش درمنه کوهی از روی برخی خصوصیات خاک (۱۳) و مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندگانه در خصوص پیش‌بینی مقاومت فشاری و مکانیکی چوب (۱۸) اشاره کرد که در تمام مطالعات مذکور شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری را در رابطه با مدل‌سازی و دستیابی به حداکثر دقت پاسخ از خود نشان داد. تجربیات مختلف نشان داده که در سیستم‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی هر چه تعداد لایه‌های ورودی (داده‌های اطلاعاتی) علاوه بر دارا بودن حداکثر همبستگی با متغیر پاسخ، از حجم بیشتری برخوردار باشد، دقت حاصل از مدل‌سازی‌ها بیشتر بوده و خروجی‌های به‌دست آمده با قطعیت بیشتری قابل استناد است. ولی مبنی بر اهمیت مطالعه متغیر هدف و قابلیت دسترسی به اطلاعات دریافتی (مشاهدات واقعی) بر مبنای زمان، دشواری و هزینه برای فرآیند مدل‌سازی، به‌جای حجم ورودی داده‌ها و تعداد مشاهدات، شبکه عصبی مصنوعی بر پایه میزان همبستگی بین متغیرهای ورودی و خروجی می‌تواند کاربردی بوده و از دقت قابل ملاحظه‌ای برخوردار باشد (۲۵). گراپ (۲۰۰۷) نیز عنوان کرد که اگر چه پیش‌فرضی برای حداقل و حداکثر تعداد داده در مدل‌سازی شبکه عصبی وجود ندارد ولی محدودیت زیاد تعداد داده‌های واقعی و لایه‌های ورودی برای مدل‌سازی در شبکه عصبی مصنوعی در صورتی قابل قبول واقع می‌شود که بین داده‌های مذکور و لایه‌های ورودی شدت همبستگی زیادی وجود داشته باشد (۸).

جنگل‌های شمال ایران علاوه بر این که قطب صنعتی و تجاری در ایران محسوب می‌شوند، به‌عنوان ذخایر ژنتیکی بیوسفر زمین نیز به‌شمار می‌روند و سهم قابل ملاحظه‌ای را در رابطه با میزان ترسیب

کربن در مقیاس جهانی به خود اختصاص می‌دهند. از این‌رو، برآورد هر چه دقیقتر زی‌توده کلان درختان جنگل‌های شمال (با توجه به قدمت، تنوع زیستی و پایداری آن) با استفاده از تکنیک تحلیلی درست، میزان سهم آن را در خصوص جذب و موجودی ترسیب کربن اتمسفری در عرصه جهانی مشخص می‌نماید و این امر سبب معرفی جنگل‌های مذکور به جامعه جهانی برای دریافت تخصیص و اعتبار در جهت توسعه هر چه بیشتر می‌گردد. هدف اصلی تحقیق حاضر افزایش دقت برآورد زی‌توده تنه درختان مورد مطالعه با استفاده از کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌سازی آلومتریک می‌باشد تا در نهایت مشخص شود کدام تکنیک دقت بیشتری را در این زمینه در اختیار قرار می‌دهد تا بتوان از نتیجه این قیاس در مقیاس خیلی وسیع برای گونه‌های مختلف درختان در جنگل‌های شمال استفاده کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه تحقیق: پژوهش حاضر در قطعه ۱۷ سری ۱۲ اشتروش جنگل‌های چمستان نور واقع در حوضه آبخیز ۵۱ غرب هراز صورت گرفته است (شکل ۱). مساحت کل سری معروف به جنگل‌های سامون‌سی ۲۸۸۹ هکتار است و محدوده این سری بین عرض‌های جغرافیایی ۳۶ درجه ۲۴ دقیقه ۵۲ ثانیه و ۳۶ درجه ۲۹ دقیقه ۲۰ ثانیه و طول‌های جغرافیایی ۵۲ درجه ۱۱ دقیقه ۲۵ ثانیه و ۵۲ درجه ۰۷ دقیقه ۱۵ ثانیه استقرار دارد. مساحت قطعه مورد مطالعه ۶۴ هکتار بوده و سطح آن هموار و همچنین محدوده ارتفاع از سطح دریا نیز بین ۲۵۰-۲۲۰ متر می‌باشد. در جنگل مورد مطالعه گونه پلت به صورت آمیخته با گونه‌های درختان بلوط، انجیلی و ممرز پراکنش دارد. سنگ مادری کنگلومرا و آرژیلیت‌های آهکی و تیپ خاک نیز قهوه‌ای شسته شده با پسدوگلی می‌باشد. بافت خاک کمی سنگین به صورت لومی-رسی و سنگین لوم-سیلنتی می‌باشد. آمار دریافتی از ایستگاه هواشناسی چمستان طی ۱۰ سال گذشته نشان داد میانگین بیشینه و کمینه دما به ترتیب در اواسط مرداد ۲۹/۷ و در ماه بهمن به میزان ۲/۲ درجه سانتی‌گراد است. متوسط بارندگی سالیانه بالغ بر ۸۴۲ میلی‌متر است که میانگین حداقل بارندگی در ماه تیر (۳۹/۵ میلی‌متر) و میانگین حداکثر بارندگی در آبان ماه (۱۳۰/۴ میلی‌متر) گزارش شده است.



شکل ۱- موقعیت جنگل‌های سری ۱۲ اشتروش چمستان و قطعه هدف (پارسل شماره ۱۷) مورد مطالعه.

Figure 1. Site location of studied compartment (Parcel No. 17) in 12th district of Oshtorvash forests in Chamestan-Mazandaran province of Iran.

روش پژوهش: برای انجام تحقیق حاضر، بیست پایه از درختان پلت بر مبنای طبقات قطری بر اساس روش طبقه‌بندی تصادفی^۱ برای قطع، استحصال و نمونه‌برداری انتخاب شدند. حداقل طبقه قطری ۲/۵ سانتی‌متر و حداکثر آن مربوط به طبقه قطری ۲۲/۵ سانتی‌متر بود. به‌منظور اندازه‌گیری زی‌توده تنه، پس از قطع درختان به ازای ۲ متر از طول تنه (۱۹ و ۲۰) یک دیسک کامل برداشت شد. سپس هر

1- Stratified random sampling

بخش از تنه استحصال شده به ازای طول مذکور در عرصه با قیان توزین شدند. از دو طرف مخالف هر یک از دیسک‌های برداشت شده قطعات چوب $2 \times 2 \times 2$ سانتی‌متر مکعب جدا شدند. نمونه‌های برداشت شده به آزمایشگاه منتقل و پس از اندازه‌گیری وزن تر هر نمونه در آون در دمای 105°C درجه سانتی‌گراد به مدت ۲۴ ساعت خشک شدند و مجدداً توزین شدند (۱۱ و ۱۷). وزن هر بخش از تنه درختان در ضریب خشکی مربوطه به همان بخش ضرب شده تا زی‌توده آن بخش از تنه محاسبه شود (۲۲). در نهایت زی‌توده کل تنه از مجموع زی‌توده محاسبه شده هر بخش از تنه محاسبه شد.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

برای فرآیند مدل‌سازی در تحقیق حاضر از دو متغیر قطر برابر سینه (D) و ارتفاع تنه (H) درختان استفاده شد. در رابطه با مدل‌سازی آلومتریک پس از آزمون کلیه مدل‌های پایه برای برازش زی‌توده مورد مطالعه بر مبنای اشتباه معیار تخمین، میانگین مربعات باقی‌مانده‌ها و ضریب تبیین تطبیق یافته، تابع بیولوژی یا همان فرم توانی $\{Y = a(x)^b\}$ به‌عنوان مدل بهینه برای تبیین برازش زی‌توده تنه درختان محسوب شد. مدل‌سازی آلومتریک در تحقیق حاضر بر مبنای حداقل مربعات مورد برازش قرار گرفتند. در مدل فوق a شیب معادله، b توان معادله و x متغیر مستقل شامل کمیت‌های زیست‌فیزیکی درختان (قطر برابر سینه، ارتفاع و یا متغیرهای ترکیب یافته) می‌باشد (۷). با توجه به غیرخطی بودن فرم بیولوژی مذکور، برای بسط مدل‌سازی شامل چند متغیر مستقل و متغیرهای ترکیب یافته، از تبدیل لگاریتمی طبیعی^۱ استفاده شد (۷ و ۱۹). در حقیقت با افزایش دامنه کمیت‌های زیست‌فیزیکی درختان ناهمگنی پراکنش زی‌توده و واریانس افزایش می‌یابد که با تبدیل لگاریتمی مدل مذکور این مشکل برطرف می‌شود. با تبدیل صورت گرفته، مدل توانی به صورت خطی تغییر شکل یافته؛ که این امر باعث ایجاد خطای سیستماتیک یا کاهش محاسباتی می‌شود. خطای مذکور از طریق رابطه $\{CF = \text{Exp}(SEE^2/2)\}$ در بازتبدیل مدل نمایی برطرف می‌شود (۱۹). در رابطه فوق CF ضریب تصحیح و SEE اشتباه معیار تخمین مدل لگاریتمی خطی می‌باشد. برای تعیین اعتبارسنجی مدل‌های آلومتریک به‌منظور معرفی مدل بهینه با بهترین برازش از ضریب تبیین تطبیق یافته (R^2_{adj})، ضریب تصحیح (CF) و میانگین مربعات باقی‌مانده‌ها (RMS) استفاده شد. برای تعیین هم‌خطی

1- Natural log-transformed model

چندگانه از آزمون تشخیص هم‌خطی^۱ با استفاده از فاکتور تورم واریانس (VIF) طبق رابطه زیر استفاده شد (۵).

$$VIF = \frac{1}{1 - Ri^2} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در رابطه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای فرآیند مدل‌سازی زی‌توده تنه درختان گونه مورد مطالعه از D, H و D-H به‌طور مرحله‌ای استفاده شد. مهمترین گام‌های ایجاد یک مدل آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی و ارزیابی مدل می‌باشد. از این‌رو برای آماده‌سازی؛ متغیرهای مذکور طبق رابطه زیر استانداردسازی شدند طوری‌که تمامی داده‌ها بین ۰ و ۱ قرار گرفتند (۱۲ و ۱۹).

$$X_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

طراحی و معماری شبکه عصبی یکی از مهمترین اصول مدل‌سازی در تکنیک شبکه عصبی محسوب می‌شود. در تحقیق حاضر از شبکه عصبی رایج پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار (FFBP) استفاده شد. برای مدل‌سازی توپولوژی‌هایی قابل قبول است که منجر به رسیدن پاسخ با حداکثر دقت شود. برای طراحی توپولوژی شبکه عصبی، با انتخاب لایه ورودی، تعداد لایه پنهان و نورون‌ها به تناوب دچار تغییر می‌شود مادامی که به دقت موردنظر و انتخاب مدل بهینه دستیابی پیدا کرد.

هر یک از نورون‌ها با تناسب به لایه‌های ورودی و مقادیر پاسخ مورد هدف سیگنال‌های حاصل از لایه‌های ورودی را دریافت کرده و مقدار خروجی را محاسبه می‌کند (۱۸). هر چقدر همبستگی بین متغیرهای ورودی با خروجی بیشتر باشد در این صورت سیگنال‌های دریافتی قوی‌تر بوده و دستیابی به پاسخ درست‌تر می‌باشد. البته باید در نظر داشت که هر یک از نورون‌ها دارای تابع انتقالی می‌باشند که با انتخاب تابع بهینه می‌توان به مقادیر بهینه با حداقل عدم قطعیت دست یافت. در تحقیق حاضر از تابع انتقال (Logsig (Log-Sigmoid) و Tansig (Tan-Sigmoid) استفاده شد که روابط آن‌ها در زیر نمایش داده شده است:

$$\text{(Logsig)} \quad Y_j = \frac{1}{1 + \text{Exp}(-X_j)} \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$\text{(Tansig)} \quad Y_j = \frac{2}{(1 + \text{Exp}(-2X_j)) - 1} \quad \text{رابطه (۴)}$$

1- Colliniarity diagnostic test

در مدل‌سازی شبکه عصبی با استفاده از توابع فوق، معمولاً خطاهای محاسبه شده به لایه‌های قبل در طی چند دور رفت و برگشت^۱ پس انتشار یافته تا اوزان و بایاس‌ها اصلاح شوند. در این رابطه اگر چنانچه بین آموزش، اعتبار و آزمون در رابطه با میزان خطا در دور رفت و برگشت پس‌انتشار برای کاهش خطا همسانی وجود داشته باشد و میزان خطای مربوطه (MSE) به آن‌ها به‌خصوص برای آزمون داده‌ها از همه موارد کمتر باشد در این صورت مدل تعریف شده با توپولوژی طراحی شده در شبکه از اعتبار بیشتری برخوردار می‌باشد. برای اعتبارسنجی به‌منظور انتخاب مدل بهینه از شاخص‌های ضریب تبیین R^2 و میانگین مربعات خطای (MSE) آزمون داده‌های مربوط به هر یک از مدل‌های ارائه شده و از میانگین درصد انحراف معیار (AD) بین مشاهدات و تخمین مدل استفاده شد.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{Z}(Xi) - Z(xi))^2 \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$AD\% = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \bar{Y}_i|}{Y_i} \quad \text{رابطه (۶)}$$

کلیه آنالیزهای انجام شده توسط نرم‌افزار مطلب Matlab و SPSS 17.0 صورت گرفت.

نتایج و بحث

جدول ۱ کلیه مدل‌های آلومتریک مربوط به زی‌توده تنه گونه مورد مطالعه را در جنگل سامون‌سی نشان می‌دهد. در رابطه با پارامترهای هر مدل ارائه شده، شاخص‌های اعتبارسنجی نیز برای انتخاب مدل یا مدل‌های بهینه معرفی شدند (جدول ۱). نتایج موجود در جدول مذکور نشان داد که مدل آلومتریک بر حسب قطر به تنهایی ضریب تبیین $R^2=0/96$ و حداکثر اشتباه معیار تخمین $SEE=0/41$ را نشان می‌دهد. در صورتی که مدل آلومتریک بر حسب ارتفاع (مدل ۲) دقت پیش‌بینی کمتری نسبت به مدل ۱ دارد ($SEE=0/6$, $R^2=0/93$). مدل حاوی متغیر ترکیبی مربع قطر و ارتفاع (مدل ۳) نسبت به مدل‌های قبلی نتایج بهتری را نشان داد به طوری که ضریب تبیین آن از $0/96$ به $0/98$ ارتقاء یافته و مهمتر این که خطای تخمین مدل به مقدار $0/11$ کاهش پیدا کرد (جدول ۱). از این‌رو مدل حاضر دارای بهترین برازش با حداقل میانگین مربعات باقی‌مانده‌ها می‌باشد (شکل ۱).

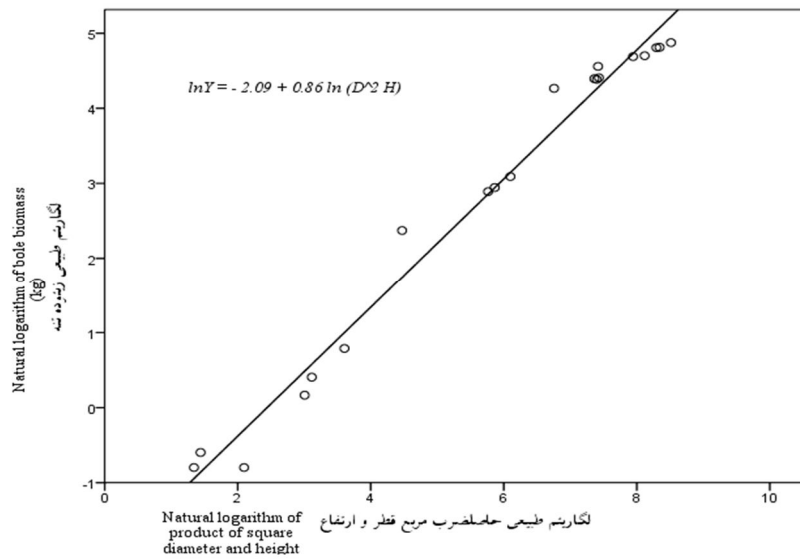
با توجه به جدول ۱ در بین کلیه مدل‌های مذکور، مدل چندگانه حاوی قطر و ارتفاع (مدل ۴) دارای حداکثر میانگین مربعات باقی‌مانده‌ها ($RMS = 71/92$) و حداکثر اشتباه معیار تخمین ($8/48 = SEE$) بوده و علاوه بر آن فاکتور تورم واریانس مدل مربوطه نیز بیش از ۱۰ می‌باشد ($VIF = 14/61$). در مقابل، مدل نمایی چندگانه (مدل ۵) دارای حداکثر ضریب تبیین و حداقل خطای برآوردی بوده طوری که با توجه به مقدار تورم واریانس در آن ($VIF < 10$)، مدل مذکور به‌عنوان بهترین مدل معرفی می‌شود (جدول ۱، شکل ۲).

جدول ۱- نتایج تحلیلی پارامترهای مدل‌های آلومتریک زی‌توده تنه پلت و شاخص‌های اعتبارسنجی.

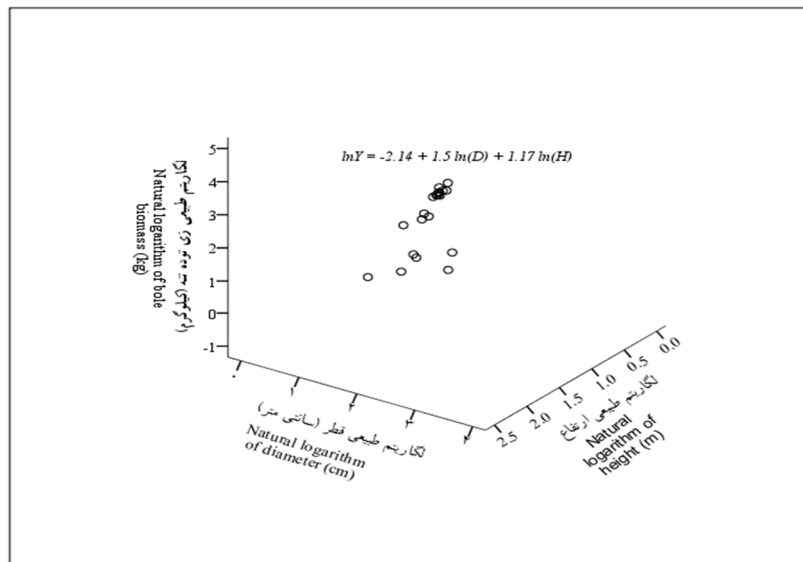
Table 1. Analytical results of allometric equations parameters associated with bole mass of maple and goodness of fit indicators.

شماره مدل Model number	مدل‌های آلومتریک Allometric models	a	b	c	R ²	Adj.R ²	RMS	SEE	CF	VIF	S %
1	$Y = \text{Exp} [a + b \ln (D)]$	-1.91	2.3	-	0.964	0.962	0.172	0.414	1.08	-	36.28
2	$Y = \text{Exp} [a + b \ln (H)]$	- 2.09	3.1	-	0.927	0.923	0.352	0.593	1.2	-	66.97
3	$Y = \text{Exp} [a + b \ln (D^2 \times H)]$	- 2.09	0.86	-	0.981	0.980	0.091	0.301	1.04	-	24.95
4	$Y = a + b (D) + c (H)$	- 17.30	8.15	- 2.8	0.975	0.972	71.92	8.48	-	14.61	296.71
5	$Y = \text{Exp} [a + b \ln (D) + c \ln (H)]$	- 2.14	1.5	1.17	0.983	0.981	0.089	0.298	1.04	7.41	23.16

ضریب تصحیح هر یک از مدل‌های مذکور برای جبران خطای سیستماتیک ناشی از تبدیل مدل توانی به لگاریتمی در جدول ۱ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود ضریب تصحیح مدل‌های بهینه به‌ترتیب دارای کمترین مقدار عددی می‌باشد. اشکال زیر به‌ترتیب برآزش مدل ۳ و ساختار سه بعدی مدل ۵ را نشان می‌دهد.



شکل ۲- برازش مدل لگاریتمی خطی زی توده تنه گونه پلت با استفاده از ترکیب مربع قطر و ارتفاع.
Figure 2. Regression between the logarithm of bole biomass in kg and the logarithm of product of square diameter and height.



شکل ۳- ابر نقاط مدل لگاریتمی خطی زی توده تنه گونه پلت با استفاده از قطر و ارتفاع.
Figure 3. Goodness of fit data of linear natural logarithmic model of bole biomass of maple including diameter and height.

در واقع باید اذعان کرد که مدل توانی به‌عنوان تابع رگرسیونی بیولوژی شناخته می‌شود که در شاخه‌های زیستی بیشترین کاربرد را دارد (۱۴). در اکثر مطالعات قطر برابر سینه درختان به‌عنوان مهمترین متغیر اصلی مدل نامبرده عامل دقت قابل ملاحظه‌ای در رابطه با پیش‌بینی زیتوده معرفی شده است (۶، ۷، ۲۳ و ۲۴) به‌این دلیل که در اکثر موارد عموماً دارای همبستگی زیاد با زی‌توده است (۱۷ و ۱۹). در تحقیق حاضر نیز همان‌طور که مشاهده شد قطر به تنهایی عامل اصلی و تأثیرگذار در رابطه با برازش و پیش‌بینی زی‌توده با دقت قابل ملاحظه محسوب شد. با توجه به نتایج به‌دست آمده در جدول ۱ اگر چه عامل ارتفاع نسبت به قطر در رابطه با پیش‌بینی زی‌توده دارای دقت کمتری می‌باشد ولی نمی‌توان آن را نادیده گرفت. مسلماً مدل‌های یک عامله با حداکثر همبستگی با متغیر پاسخ دارای جنبه کاربردی بیشتری هستند و مدل توانی حاوی قطر برابر سینه می‌تواند به‌عنوان مدل مبنا برای استفاده پیشنهاد شود. واحدی و همکاران (۲۰۱۳) در رابطه با مدل‌سازی زی‌توده تنه راش و واحدی (۲۰۱۴) در رابطه با برآورد زی‌توده تنه ممرز به‌طور مشترک عنوان کردند که عامل ارتفاع به تنهایی نمی‌تواند به‌عنوان متغیر قابل قبول در رابطه با برازش زی‌توده تنه درختان مورد مطالعه در تحقیقاتشان (۱۹ و ۲۰) محسوب شود و فقط قطر به تنهایی می‌تواند عامل مؤثر باشد در صورتی که در مطالعه حاضر نشان داده شد که ارتفاع نیز پس از اولویت قطر به تنهایی می‌تواند عامل مؤثری محسوب شود. البته مطالعات فوق‌الذکر هر دو در جنگل‌های آمیخته راش صورت گرفت و حداقل مبنای قطری در مطالعات ایشان طبقه قطری ۳۰ سانتی‌متر بود. در صورتیکه در مطالعه حاضر حداقل مبنای قطری بر اساس قطر یقه مربوط به طبقه ۲/۵ سانتی‌متری بود که مربوط به نهال‌های درختان پلت در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. لذا طبیعی است که در مطالعه حاضر دامنه اختلاف ارتفاعی از نهال تا درختان (تا طبقه قطری حداکثر ۲۵ سانتی‌متر) بسیار زیاد می‌باشد در صورتی که در مطالعات مورد قیاس فوق‌الذکر ارتفاع تنه درختان از طبقه قطری ۳۰ سانتی‌متر به بالا تا درختان خیلی قطور نمی‌توانند به‌طور قطع دارای اختلاف قابل ملاحظه‌ای باشند. به همین دلیل است که ارتفاع در تحقیق حاضر به‌عنوان یک عامل مؤثر در معادله آلومتریک نمی‌تواند نادیده گرفته شود. علاوه بر آن، می‌توان به مطالعه ژوستن و همکاران (۲۰۰۴) در رابطه با مدل‌سازی زی‌توده درختان راش در رویشگاه‌های مختلف در غرب آلمان اشاره کرد که اذعان کردند علاوه بر قطر، ارتفاع نیز دارای تأثیر قابل ملاحظه‌ای در رابطه با برازش و برآورد زی‌توده هوایی درختان گونه مذکور به‌شمار می‌رود (۱۲). ایشان نیز در روند مدل‌سازی، علاوه بر زی‌توده مربوط به طبقات قطری زیاد، زی‌توده نهال‌های راش را نیز محسوب کردند که همین اختلاف دامنه ارتفاعی منجر شد که ارتفاع نیز به‌عنوان عامل اصلی برآورد زی‌توده راش در مطالعه

ایشان معرفی شود. در تحقیق حاضر نتیجه مدل‌سازی آلومتریکی بر حسب متغیر ترکیب یافته و مدل نمایی چندگانه مشتمل بر قطر و ارتفاع حاکی از آن است که دقت برآورد زی‌توده تنه پلت افزایش یافته و تناسب برازش نیز بهبود می‌یابد. البته همان‌طور که در نتایج به‌دست آمده مشاهده می‌شود با افزایش ارتفاع علاوه بر قطر چه در معادله حاوی متغیر ترکیبی (مدل ۳) و چه در معادله نمایی چندگانه (مدل ۵) روند افزایش دقت و بهبود برآورد زی‌توده به کندی صورت گرفت به طوری که روند کاهش میانگین مربعات باقی مانده‌ها از ۰/۱۷ به تقریباً ۰/۰۹ و ضریب تصحیح نیز از ۱/۰۸ به ۱/۰۴ تقلیل یافت. مطالعات زیادی در این زمینه در روند مدل‌سازی معادلات آلومتریکی به این نتیجه رسیدند که افزایش ارتفاع در معادله علاوه بر قطر به کندی و با شیب خیلی کم باعث بهبود برازش و افزایش دقت پیش‌بینی زی‌توده هوایی درختان می‌شود (۶، ۷، ۱۴ و ۲۰).

با توجه به این‌که برآورد خیلی دقیق با حداقل خطای تخمینی زی‌توده هوایی درختان در خصوص میزان ترسیب کربن و روند مدیریت بهینه جنگل بیش از پیش مورد نیاز است، در تحقیق حاضر از شبکه عصبی مصنوعی نیز برای انجام مدل‌سازی مشاهدات زی‌توده تنه درختان گونه مورد مطالعه استفاده شد. همان‌طور که در موارد قبلی عنوان شد، در نتایج تحقیق حاضر فقط توپولوژی‌های استاندارد با تأثیرگذاری بر روی دقت برآورد مقادیر زی‌توده مورد مطالعه ارائه شدند. در شبکه عصبی وزن‌دهی تصادفی می‌باشد و مقادیر تخمینی در هر الگوریتم آموزش می‌تواند متفاوت باشد، از این‌رو قبل از الگوریتم آموزش مقدار وزن‌دهی اولیه صورت می‌گیرد تا روند محاسباتی و مقادیر به‌دست آمده در هر توپولوژی بر اساس الگوریتم آموزش اولیه حاصل شود. برای مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی کلیه متغیرهای کمی مورد استفاده به صورت استاندارد تبدیل شدند. در تمام موارد حداقل و حداکثر دامنه استاندارد تمامی داده‌ها به ترتیب صفر و یک به‌دست آمد.

در طراحی توپولوژی شبکه از تعداد لایه‌های مختلف و تعداد نورون‌های متفاوت استفاده شد که نتایج هر کدام در جدول ۲ قابل مشاهده است. نتایج موجود نشان داد که در کلیه توپولوژی‌های بهینه با تعداد لایه‌ها و نورون‌های مختلف، تابع Tansig کاربرد بهتری در رابطه با افزایش دقت پیش‌بینی زی‌توده تنه از خود نشان می‌دهد (جدول ۲). نتایج مدل‌سازی با استفاده از شبکه FFBP در تحقیق حاضر نشان داد که مدل ۱، ۴ و ۵ به‌عنوان مدل‌های بهینه در رابطه با دستیابی به متغیر پاسخ مورد مطالعه محسوب می‌شوند (جدول ۲). برای طراحی توپولوژی با استفاده از سعی و آزمون، از معماری‌های مختلفی استفاده شد که در نتیجه توپولوژی‌هایی که دارای بهترین معماری بودند در جدول ۲ معرفی شدند. با توجه به نتایج جدول ۲ مدل ۱ حاوی ورودی قطر دارای ضریب تبیین خیلی

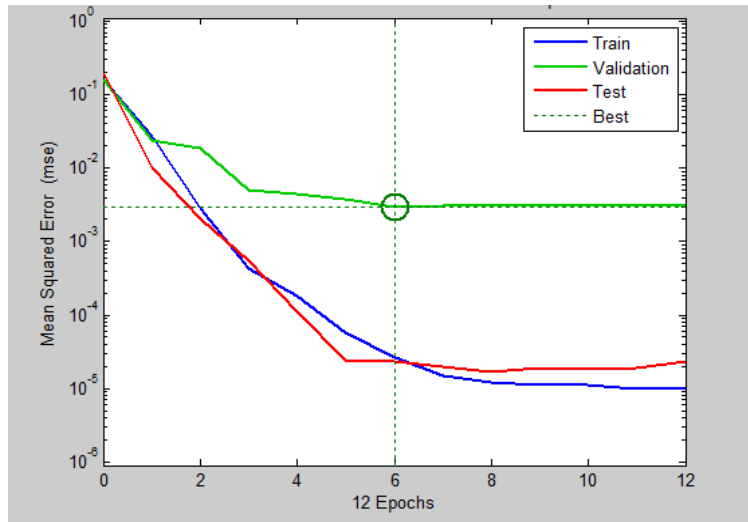
زیاد می‌باشد ولی همان‌طور که مشاهده می‌شود میانگین درصد انحراف معیار بین مشاهدات و تخمین در آن $(S=0/126)$ به نسبت مدل ۴ $(S=0/10)$ و مدل ۵ $(S=0/09)$ بیشتر می‌باشد. شکل ۳، ۴ و ۵ به ترتیب میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون مدل‌های ۱، ۴ و ۵ را نشان می‌دهد. طبق شکل ۳ همان‌طور که قابل رؤیت است میانگین مربعات خطای آزمون مدل ۱ نسبت به دیگر مدل‌های مذکور پایین‌تر می‌باشد ولی در چرخش‌های متفاوت کاهش خطا به نسبت مدل‌های دیگر (شکل ۴ و ۵) در دامنه هم‌ترازی با اعتبار قرار ندارد و نسبت به آن دارای فاصله زیادتری است.

مدل ۴ و ۵ به نسبت خطای برآوردی تقریباً نزدیکی به هم دارند ولی خطای مدل ۴ کمتر می‌باشد $(S\%=8/8)$. البته همان‌طور که طبق شکل ۴ و ۵ مشاهده می‌شود، تراز میانگین مربعات خطای آزمون، اعتبار و آموزش مدل ۵ تقریباً در یک محدوده بوده و به هم نزدیک‌ترند. با توجه به این‌که ضریب تبیین مدل ۵ نیز نسبت به مدل ۴ زیادتر است از این رو اعتبار کاربرد مدل ۵ (که ورودی آن قطر و ارتفاع می‌باشد) نسبت به مدل ۴ بیشتر می‌باشد (جدول ۲). در کلیه توپولوژی‌های طراحی شده با ورودی مربع قطر و ارتفاع، در همه موارد مدل‌ها خروجی با دقت پایین و میانگین مربعات خطای آزمون خیلی زیاد را نسبت به اعتبار و آموزش نشان می‌دادند. از این‌رو از ارائه آن‌ها خود داری شد. فقط مدل ۹ به‌عنوان نمونه در جدول ۲ نشان داد که به‌عنوان مدل غیر بهینه و غیر کاربردی معرفی می‌شود.

جدول ۲- نتایج تحلیلی مدل‌سازی زی‌توده تنه گونه پلت با استفاده از توابع انتقالی و توپولوژی بهینه شبکه عصبی مصنوعی.

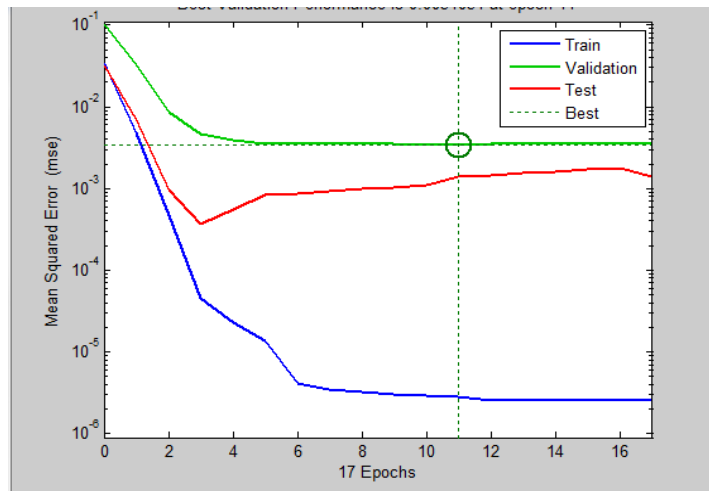
Table 2. Analytical results of bole biomass modeling of maple using the transfer functions and optimal topology of artificial neural network (ANN).

مدل	تابع انتقال	توپولوژی شبکه	تعداد چرخش	ضریب تبیین	درصد انحراف معیار
Model	Transfer function	Topology of network	Epoch	R ²	S %
1	Tansig-Tansig	$D \rightarrow 10 \rightarrow Y$	12	0.999	12.58
2	Logsig-Tansig	$D \rightarrow 10 \rightarrow Y$	8	0.993	25.37
3	Tansig-Logsig-Tansig	$D \rightarrow 25 - 25 \rightarrow Y$	18	0.995	19.18
4	Tansig-Tansig-Tansig	$D \rightarrow 25 - 25 \rightarrow Y$	17	0.987	8.81
5	Tansig-Tansig	$D - H \rightarrow 10 \rightarrow Y$	14	0.992	10.47
6	Tansig-Tansig	$D - H \rightarrow 25 \rightarrow Y$	76	0.977	25.84
7	Tansig-Tansig-Tansig	$D - H \rightarrow 10 - 15 \rightarrow Y$	14	0.976	25.41
8	Tansig-Logsig-Tansig	$D - H \rightarrow 10 - 10 \rightarrow Y$	9	0.995	88.29
9	Tansig-Tansig	$D \times H \rightarrow 10 \rightarrow Y$	14	0.998	44.32



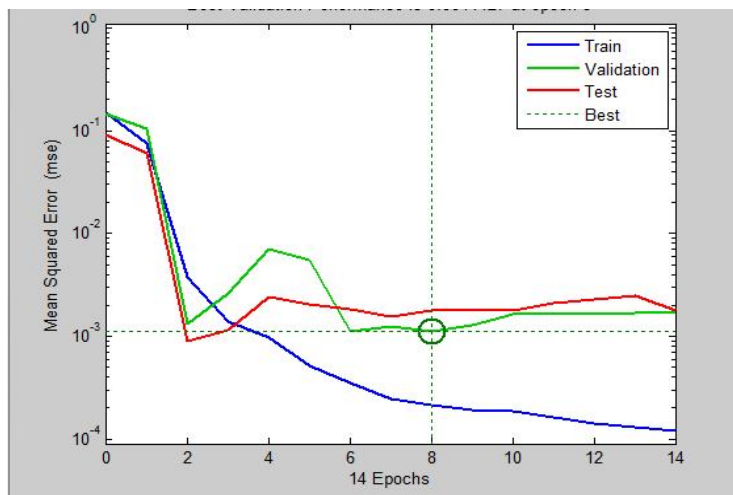
شکل ۴- میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون مدل (۱) بر اساس تعداد چرخش.

Figure 4. Mean squared error of training, validation and test of model (1) in per epoch.



شکل ۵- میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون مدل (۴) بر اساس تعداد چرخش.

Figure 5. Mean squared error of training, validation and test of model (4) in per epoch.



شکل ۶- میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون مدل (۵) بر اساس تعداد چرخش.

Figure 6. Mean squared error of training, validation and test of model (5) in per epoch.

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده شد تعداد تکرار در هر یک از مدل‌ها به این دلیل که حداکثر دقت پیش‌بینی برای رسیدن به پاسخ صورت پذیرد فرق دارد. به همین دلیل علاوه بر ضریب تبیین به دست آمده، برای انتخاب مدل‌های بهینه از میانگین مربعات خطای آزمون هر یک از مدل‌ها استفاده شد (۹ و ۱۸). با توجه به این که دامنه انتخاب برای آموزش، اعتبار و آزمون داده‌ها در تمامی مدل‌های خروجی شبکه یکسان می‌باشد در نهایت مدلی دارای حداکثر اعتبار می‌باشد که علاوه بر حداقل میانگین مربعات خطای مربوط به آزمون داده‌ها دارای اختلاف خطای (MSE) نزدیکی نسبت به آموزش و به خصوص اعتبار داده‌ها باشد. با توجه به این که مدل ۵ در جدول ۲ دارای مقدار بیشتر خطای مشاهدات (S) نسبت به مدل ۴ می‌باشد ولی میانگین مربعات خطای آزمون داده‌های مدل مربوطه دارای همسانی نزدیکی به آموزش و اعتبار بوده که از این رو دارای قابلیت محاسباتی بیشتری نسبت به مدل ۴ می‌باشد. یکی از مهمترین اصل در تحلیل رگرسیون چندگانه حاوی چند متغیر مستقل، عدم هم‌خطی چندگانه بین متغیرهای عامل می‌باشد. بنابراین اگر چنانچه بین متغیرهای مستقل همبستگی وجود داشته باشد مدل رگرسیون از اعتبار محاسباتی برخوردار نیست. از این رو باید فاکتور تورم واریانس ($VIF < 10$) محاسبه شود تا اعتبارسنجی آن مشخص شود. همان‌طور که در جدول ۱ ملاحظه شد مدل ۴ دارای اعتبار محاسباتی نمی‌باشد چرا که میزان فاکتور تورم واریانس آن بیش از ۱۰

بوده و لذا به عنوان مدل مطرود محسوب می شود. در صورتی که در مدل آلومتریکی (مدل ۵ در جدول ۱) این میزان کمتر از ۱۰ بوده که از این لحاظ دارای اعتبار محاسبه می باشد. در شبکه عصبی مصنوعی این مشکل به صورت اتوماتیک حذف می شود (۹). همان طور که در جدول ۲ مشاهده می شود مدل ۵ شبکه عصبی مصنوعی حاوی دو لایه ورودی قطر و ارتفاع می باشد که با این تفاسیر به عنوان مدل بهینه تخمین زی توده معرفی شده است. مبنای قیاس بین معادلات آلومتریکی و مدل های شبکه عصبی بر اساس میانگین درصد انحراف معیار بین مشاهدات و تخمین هر یک از مدل های محاسباتی صورت گرفت. نتایج نهایی نشان داد که مدل های بهینه شبکه عصبی دارای دقت بیشتری نسبت به معادلات بهینه آلومتریکی می باشند. و بیاتی و نجفی (۲۰۱۳) در رابطه با مقایسه بین مدل سازی مرحله ای شبکه عصبی و تحلیل رگرسیون برای پیش بینی تجدید حجم درختان سرپا با استفاده از قطر و ارتفاع به این نتیجه رسیدند که مدل های حاصل از شبکه عصبی دارای دقت بیشتر و قابلیت پیش بینی بهتری برای تخمین حجم می باشند (۴). در مدل سازی شبکه عصبی چون وزن دهی تصادفی می باشد و امکان تغییر معماری توپولوژی شبکه در هر الگوریتم آموزش پس از وزن دهی اولیه وجود دارد از این رو می توان با طراحی های درست دقت پیش بینی متغیر پاسخ مورد مطالعه را افزایش داد در صورتی که در تحلیل رگرسیون چنین حالتی وجود ندارد.

نتیجه گیری کلی

نتایج به دست آمده در این تحقیق نشان داد که مدل های بهینه شبکه عصبی مصنوعی قابلیت بیشتری را در رابطه با مدل سازی زی توده تنه پلت با استفاده از معادلات آلومتریکی در منطقه مورد مطالعه از خود نشان داده است. در واقع در پژوهش حاضر نشان داده شد که چون در تکنیک شبکه عصبی مصنوعی بر خلاف تحلیل محاسباتی و پارامتریکی رگرسیون محدودیت طراحی و مدل سازی برای رسیدن به متغیر پاسخ با حداکثر قطعیت وجود ندارد، مدل های بهینه با جزئی ترین اختلاف دقت نسبت به معادلات آلومتریکی ارائه شدند. اگر چه این اختلاف جزئی برای برآورد زی توده و ترسیب کربن تنه برای یک پایه از درختان گونه مورد مطالعه ناچیز به نظر می رسد ولی اختلاف مذکور سبب خواهد شد که مقادیر زی توده تنه در سطح یک پارسل یا سری به مقدار چند ده تن یا حتی بیشتر درست و با قطعیت بیشتری تخمین زده شوند. البته با توجه به این که میزان زی توده، شیب معادلات آلومتریکی و دقت برآوردی معادلات آلومتریکی در رویشگاه های متفاوت برای گونه های مختلف تفاوت

دارد (۶)، از این رو احتمال دارد طراحی توپولوژی و دقت مدل‌های خروجی شبکه عصبی مصنوعی نیز برای دیگر گونه‌های درختان در رویشگاه‌های مختلف جنگل‌های هیرکانی دارای تفاوت اساسی باشد. از این رو پیشنهاد می‌شود که در صورت امکان (همزمان با اجرای عملیات قطع توسط دستگاه‌های اجرایی) نحوه این نوع مطالعه برای گونه مذکور یا دیگر گونه‌های درختان در رویشگاه‌های دیگر جنگل‌های شمال صورت پذیرد تا بتوان در این زمینه به نتایج جامعی دست یافت.

سپاسگزاری

بدینوسیله از آقای مهندس خشایار سالار ریاست محترم بخش جنگلداری و جنگلکاری حوزه غرب هراز شرکت صنایع چوب و کاغذ مازندران برای همکاری و مساعدت میدانی به‌منظور انجام پژوهش حاضر تشکر و قدردانی می‌شود. همچنین از همکاران محترم جناب آقای دکتر روح‌اله مقصودی عضو هیأت علمی در رشته هوش مصنوعی و دکتر اسماعیل قیصر عضو هیأت علمی در رشته جنگلداری به‌منظور ارائه نقطه نظرات ارزنده به‌منظور پیشبرد تحقیق سپاسگزاری می‌شود.

منابع

1. Aboal, R.J., Arevalo, R.J., and Fernandez, A. 2005. Allometric relationships of different tree species and stand above ground biomass in the Gomera laurel forest (Canary Islands). *Flora*. 200: 264–274.
2. Alvarez, E., Duque, A., Saldarriaga, J., Cabrera, K., Salas, G.D.L., Valle, L.D., Lema, A., Moreno, F., Orrego, S., and Rodriguez, L. 2012. Tree above-ground biomass allometries for carbon stocks estimation in the natural forests of Colombia. *Forest Ecology and Management*. 267: 297-308.
3. Basuki, T.M., Van Laake, P.E., Skidmore, A.K., and Hussin, Y.A. 2009. Allometric equations for estimating the above-ground biomass in tropical lowland Dipterocarp forests. *For. Ecol. Manage.* 257: 1684–1694.
4. 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. (In persian)
5. Bihamta, M.R., and Chahouki, M.A. 2011. *Principle of Statistic for the Natural Resources Science*. University of Tehran Press, 3rd Edition, 300p. (In persian)
6. Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M.A., Chambers, J.Q., Eamus, D., Folster, H., Fromard, F., Higuchi, N., Kira, T., Lescure, J.P., Nelson, B.W., Ogawa, H., Puig, H., Riera, B., and Yamakura, T. 2005. Tree allometry and

- improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*. 145: 87–99.
7. Djomo, A.N., Adamou, I., Joachim, S., and Gode, G. 2010. Allometric equations for biomass estimations in Cameroon and pan moist tropical equations including biomass data from Africa. *Forest Ecology and Management*. 260: 1873–1885.
 8. Graupe, D. 2007. Principles of artificial neural networks (2nd Edition). Advanced Series on Circuits and Systems–Vol. 6, 303p.
 9. Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M. 1996. Neural Network design, PWS publishing co, United States of America.
 10. Haykin, S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive, Foundation, Prentice Hall.
 11. Henry, M., Besnard, A., Asante, W.A., Eshun, J., Adu-Bredu, S., Valentini, R., Bernoux, M., and Saint-André, L. 2010. Wood density, phytomass variations within and among trees, and allometric equations in a tropical rainforest of Africa. *Forest Ecology and Management*. 260: 1375–1388.
 12. Joosten, R., Schumacher, J., Wirth, C., and Schulte, A. 2004. Evaluating tree carbon predictions for beech (*Fagus sylvatica* L) in western Germany. *Forest Ecology and Management*. 189: 87- 96.
 13. Kargar, M., and Jafarian, Z. 2014. Comparison of artificial neural network and multivariate linear regression (MLR) models to predict cover percentage *Artemisia aucheri* from some soil properties. *Journal of Renewable Natural resource*, 2: 27-36. (In persian)
 14. Ketterings, Q.M., Coe, R., Noordwijk, M.V., Ambagau, Y., and Palm, C.A, 2001. Reducing uncertainty in the use of allometric biomass equations for predicting above-ground tree biomass in mixed secondary forests. *Forest Ecology and Management*. 146: 199-209.
 15. Naghdi, R., and Ghajar, I. 2012. Application of Artificial Neural Network in the Modeling of Skidding Time Prediction. *Advanced Materials Research*, 403: 3538-3543.
 16. Navar, J. 2009. Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico. *Forest Ecology and Management*. 257: 427–434
 17. Ribeiro, S., Fehrmann, L., Pedro Boechat Soares, C., Antônio Gonçalves Jacovine, L., Kleinn, C., and de Oliveira Gaspar, R. 2011. Above- and belowground biomass in a Brazilian Cerrado. *Forest Ecology and Management* 262: 491–499.
 18. 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.

19. Vahedi, A.A. 2014. Optimal allometric biomass equations for Hornbeam (*Carpinus betulus* L.) boles within the Hyrcanian forest. Iranian Journal of Forest and Poplar Research. 22(2): 225-236. (In persian)
20. Vahedi, A.A., Mataji, A., Babayi-Kafaki, S., Eshaghi-Rad, J., and Hojati, S.M. 2013. Modeling the bole mass of beech (*Fagus orientalis* Lipsky) through allometric equations within Hyrcanian forests. Iranian Journal of Forest. 5(3): 309-322. (In Persian)
21. Vann, D.R., Palmiotto, P.A., and Richard, S. 1998. Allometric equations for two South American conifers: Test of a non-destructive method Forest Ecology and Management. 106: 55–71.
22. Zhu, B., Wang, X., Fang, W., Piao, S., Shen, H., Zhao, S., and Peng, C. 2010. Altitudinal changes in carbon storage of temperate forests on Mt Changbai, Northeast China. Carbon cycle process in East Asia. 123: 439–452.
23. Zianis, D., and Mencuccini, M. 2004. On simplifying allometric analyses of forest biomass. Forest Ecology and Management. 187: 311–332.
24. Zianis, D., and Mencuccini, M. 2003. Aboveground biomass relationships for beech (*Fagus moesiaca* Cz.) trees in Vermio Mountain, northern Greece, and generalised equations for *Fagus* sp. Annals of Forest Science. 60: 439–448.
25. Zurada, J.M. 1997. Introduction to Artificial Neural Systems. West publishing company, 759p.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Wood & Forest Science and Technology, Vol. 23 (4), 2016
<http://jwfst.gau.ac.ir>

Comparison of artificial neural network and allometric equations associated with modeling bole biomass of maple trees (*Acer velutinum* Bioss.) in the Hyrcanian forests

*AA. Vahedi¹ and M. Jafari²

¹Ph.D. Forestry, Research Institute of Forests and Rangelands, Agricultural Research Education and Extension Organization, Tehran, Iran, ²Associate Prof., Forestry, Research Institute of Forests and Rangelands, Agricultural Research Education and Extension Organization, Tehran, Iran

Received: 06/29/2015 ; Accepted: 10/29/2015

Abstract

Background and objectives: Estimation of trees biomass with the highest accuracy is the basis of forest management with respect to the sustainable development. Furthermore, that is one of the most important fundamental issues of C sequestration to international communities to challenge the global warming. Modeling bole biomass of maple trees was carried out in Samunsi forests of Chamestan through allometric equations and by artificial neural network (ANN) to achieve the highest accurate prediction.

Materials and methods: After felling of 20 individual trees from different diameter classes, each part of bole which had been converted was weighed in the field. As such, one disc was taken from each part of the bole. The samples with constant volume, extracted from each disk, were taken to lab and were oven-dried at 105°C for 24 hours. To develop the model, power function was basic allometric equation and transfer function of Log-sigmoid and of Tan-sigmoid was introduced in the various topologies of network of FFBP. Biophysical variables such as diameter and bole height were introduced in the modeling process.

Results: The results showed that the exponential multiple regression including diameter and height with the correction factor of 1.04 (CF= 1.04) was the optimal allometric model (S= 0.23). Pertaining to the ANN, some of the outputs with different topologies consisting of Tansig and Logsig had less accuracy compared to allometric equations presented in this research. Associated with the least mean squared error of the of the data in the different epoch as well as considering average standard deviation the best model in ANN was selected. Furthermore, the

*Corresponding author: ali.vahedi60@gmail.com

results showed that the model having input layers of diameter and height with one-hidden layer and number of 10 neurons including Tansig function is the best model ($S = 0.1$) to predict bole-mass with higher accuracy and certainty.

Conclusion: The majority of studies, related to biomass and carbon sequestration modeling carried out in the various biomes, indicated that allometric equations including diameter and height with different incorporated variables are the best predictors with the highest accuracy. However, the final result of this study showed that the architecture of optimal topology in the ANN induced more accurate prediction of biomass compared to allometric equations.

Keywords: Artificial neural network, Topology, Allometric equations, Biomass modeling, Carbon sequestration