

ارائه مدل تغییرات شعاعی و عمودی چگالی تنه درختان راش (*Fagus orientalis* L.) در جنگل‌های هیرکانی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

علی اصغر واحدی^{۱*}، اسداله متاجی^۲ و فاطمه فرجی^۳

^۱ دکتری جنگل‌شناسی و اکولوژی جنگل، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، تهران
^۲ دانشیار گروه جنگل‌شناسی و اکولوژی جنگل، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
^۳ کارشناس ارشد جنگلداری، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۰/۲۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۲۰)

چکیده

چگالی چوب درختان مهم‌ترین متغیری است که پیشینه تحولات مربوط به مقادیر تولیدی زی‌توده و موجودی ترسیب کربن مورد بررسی و به‌نحوی فرایند توالی در یک رویشگاه را نشان می‌دهد. از این‌رو در تحقیق حاضر با هدف ارائه مدل متغیر مذکور، یک دیسک کامل در فواصل ۵، ۳۵ و ۶۵ درصد از طول تنه ۲۱ اصله از درختان راش (*F. orientalis*) قطع‌شده در زمستان سال ۱۳۹۲ در پارسل ۲۱ سری ۳ جنگل‌های حاجیکلا- تیرانکلی ساری برداشت شد. سپس قطعاتی با حجم ثابت (۲×۲×۲ سانتی‌متر مکعب) به نسبت ۱۰، ۵۰ و ۹۰ درصد از طول شعاع دیسک‌های مذکور تکه‌برداری شده و در آون در دمای ۱۰۵ درجه سانتی‌گراد به مدت ۲۴ ساعت خشک شد. پس از محاسبه چگالی، نتایج آزمون تجزیه واریانس نشان داد که تغییرات شعاعی و عمودی متغیر مذکور در تنه درختان مورد بررسی معنی‌دار نیستند. کلیه مقادیر چگالی به‌دست‌آمده در راستای عمودی تنه به ازای کمیت‌های زیست-فیزیکی قابل اندازه‌گیری با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور الگوریتم پس‌انتشار FFBP مدل‌سازی شدند. در نتایج تحقیق حاضر، کلیه مدل‌ها با توپولوژی مختلف شبکه با استفاده از تابع انتقال غیر خطی Logsig معرفی شدند. نتایج مدل‌سازی در تحقیق حاضر نشان داد که مدل حاوی لایه ورودی نسبت قطر تاج به قطر برابرسینه، قطر برابرسینه، شاخص حجم و ضریب لاغری با تعداد سه لایه و ۲۰ نورون در شبکه عصبی مدنظر با حداقل خطای آزمون، مدل بهینه برای تخمین چگالی تنه درختان راش در منطقه پژوهش محسوب می‌شود ($R^2 = 0/75$ ، $S = 0/07$).

واژه‌های کلیدی: تابع انتقال، ترسیب کربن، توپولوژی، چگالی چوب، هوش مصنوعی.

مقدمه و هدف

محاسبه یا تخمین صحیح زی توده درختان در عرصه‌های جنگلی برای استفاده‌های تجاری و درآمدزایی، طرح‌های توسعه ملی و در زمینه مطالعات اکولوژی در رابطه با تبادلات عناصر غذایی، ترسیب کربن و چرخه جهانی کربن، از موارد بسیار ضروری است که باید بیش از پیش به آن توجه شود (Basuki *et al.*, 2009; Henry *et al.*, 2010). با توجه به اینکه اندازه‌گیری مستقیم یا به عبارت دیگر تعیین مقادیر زی توده با استفاده از روش توزین، بسیار سخت، طاقت‌فرسا و در بیشتر مواقع ناممکن است، روش‌های تخمینی غیرتخریبی با دقت زیاد بهترین و ساده‌ترین جایگزین محسوب می‌شوند. از این‌رو چگالی^۱ (جرم حجمی) چوب درختان در روش‌های غیرتخریبی از عوامل مهم برای تخمین مقادیر مختلف زی توده (و ترسیب کربن) درختان به‌شمار می‌رود (Henry *et al.*, 2010). به طور معمول چگالی بین اجزای مختلف درختان از جمله ریشه، تنه و تاج، دارای مقادیر مختلف است (Henry *et al.*, 2010). از آنجایی که تنه درختان بیشترین سهم زی توده درختان (۸۰ درصد) را به خود اختصاص می‌دهد (واحدی، ۱۳۹۳) و بیشترین تمرکز تجاری، صنعتی و افزایش چوب با تنه درختان مرتبط است، از این‌رو در تحقیق حاضر، چگالی تنه درختان راش (به‌عنوان یک گونه با اهمیت اکولوژیکی و صنعتی در جنگل‌های شمال ایران) بررسی شد تا با استفاده از محاسبات بهینه جرم حجمی تنه بتوان در مطالعات آتی مقادیر زی توده و ذخایر موجودی کربن تنه درختان راش را به‌صورت غیر تخریبی به‌دست آورد. یکی از رایج‌ترین روش‌های تخمین زی توده و موجودی کربن تنه راش، استفاده از رابطه حجم تنه، ضریب کربن و چگالی چوب است (واحدی و متاجی، ۱۳۹۲؛ Aboal *et al.*, 2005; Peichl and Arain, 2006).

در زیست‌بوم‌هایی که بررسی برآورد زی توده و ذخایر کربن در سطح کلان مانند درختان قطور با توجه

به تنوع گونه‌ای زیاد، بسیار محدود است و اطلاعات کافی در دسترس نیست، جرم حجمی چوب می‌تواند مهم‌ترین عامل تعیین و تفکیک مقادیر زی توده و ترسیب کربن هر گونه در سطوح مختلف محسوب شود (Rebeiro *et al.*, 2011; Navar, 2009). یکی از مهم‌ترین مزایای محاسبات چگالی در زمینه اکولوژی علاوه بر موارد ذکرشده، استفاده از آن برای برآورد هر چه صحیح‌تر عامل تعمیم زی توده یا BEF^۲ (نسبت زی توده تنه یا زی توده توده به حجم تنه) به عنوان یک ضریب ثابت برای به‌دست آوردن موجودی زی توده یا موجودی ترسیب کربن یک گونه یا توده در سطح رویشگاه، منطقه یا حتی در سطح وسیع‌تر است (Fang and Wang, 2001; Green *et al.*, 2007; Joosten *et al.*, 2004; Pajtik *et al.*, 2008). چگالی چوب هر رویشگاه متغیری است که ساختار جنگل، نرخ رشد قطری، پیشینه تحولات و رویداد مربوط به مقادیر تولیدی زی توده مورد بررسی و به‌نحوی فرایند توالی منطقه را نشان می‌دهد (Baker *et al.*, 2004; Rebeiro *et al.*, 2011). چگالی چوب یک گونه درختی در رویشگاه‌های مختلف یا حتی در یک رویشگاه ممکن است تحت تأثیر مدیریت جنگل، تغییرات رژیم بارندگی و دیگر عوامل اقلیمی مانند درجه حرارت سالیانه، رژیم‌های مختلف آشفستگی، تبادل عناصر غذایی و مقدار حاصلخیزی خاک تغییر پیدا کند و دارای نرخ ثابتی نباشد (Green *et al.*, 2006; Mani and Parhasarathy, 2007; Vallet *et al.*, 2006).

توزیع زی توده در بین بافت‌های مختلف درختان به‌خصوص در مقاطع عرضی و راستای تنه در طول زمان، متفاوت است (Aboal *et al.*, 2005). از این‌رو، مقدار شعاعی و عمودی چگالی چوب درون‌گونه‌ای یا برون‌گونه‌ای تنه درختان در سال‌های مختلف رویش دارای تغییرات بارزی است (Henry *et al.*, 2010). بی‌گمان به ازای هر سال رویش به دلایل مختلف

^۱ Wood density

^۲ Biomass Expansion Factor

(Alvarez et al., 2012; Navar, 2009).

برای مدلسازی چگالی اندازه‌گیری شده (مشاهدات)، از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۱ استفاده شد. شبکه عصبی مصنوعی یکی از زیرمجموعه‌های سیستم هوش مصنوعی است که به‌طور خاص برای پیشرفت و ارائه مدل‌های بهینه از واحدهای پردازش به نام نورون^۲ استفاده می‌کند. در این روش مدلسازی، بین لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به تعداد لایه‌های پنهان^۳ ساختارهای اتصالات مختلف ایجاد می‌شود و با توجه به تبادلات اطلاعات دریافتی (داده‌های ورودی) و مقدار رفت و برگشت اطلاعات در اتصالات ایجادشده شبیه مغز انسان، در نهایت یک پاسخ (خروجی) صحیحی با حداقل خطا به دست می‌آید (Hagan et al., 1996). در سال‌های اخیر در مورد استفاده از تکنیک شبکه عصبی در زمینه‌های مختلف علوم جنگل تحقیقات مختلفی صورت گرفته که از آن جمله می‌توان به استفاده از شبکه عصبی برای بررسی تحلیل حساسیت عوامل مؤثر بر فراوانی قارچ‌های پوستزی (آقاجانی و همکاران، ۱۳۹۲)، کاربرد شبکه عصبی برای برآورد حجم تنه درختان (بیاتی و نجفی، ۱۳۹۲)، تخمین پایداری خاکدانه به‌وسیله شبکه عصبی (علی‌جانپور و همکاران، ۱۳۹۰)، مدلسازی زمان چوبکشی با استفاده از شبکه عصبی (Naghdi and Ghajar, 2012)، کاربرد شبکه عصبی برای شناسایی توده‌های جنگلی مستعد در معرض خطر باد (Hanewinkela et al., 2004) و... نام برد. در تحقیق حاضر برای پیش‌بینی و مدلسازی مقادیر مختلف چگالی چوب تنه راش، از کلیه متغیرهای بیوفیزیکی قابل اندازه‌گیری درختان به‌عنوان متغیرهای ورودی استفاده شد تا بتوان در نهایت به پاسخی با حداکثر دقت دست یافت.

مانند شرایط رویشگاهی، رژیم بارندگی و دیگر عواملی که در مطالب قبلی نیز عنوان شد، افزایش یا کاهش فعالیت‌های زایشی کامبیوم و مریستم‌های انتهایی رشد تحت تأثیر قرار می‌گیرد که بالطبع این امر سبب تغییرات جرم حجمی چوب تنه در مقاطع عرضی و ارتفاعی تنه می‌شود. در زمینه موضوع مطالعاتی تحقیق حاضر دستاوردهای متفاوتی وجود دارد. برای مثال می‌توان به تحقیق واحدی و متاجی (۱۳۹۲) اشاره کرد که به ازای ۵-۲ متر از طول تنه درختان بلوط در جنگل‌های طبیعی شمال ایران دریافتند که فقط به ازای تغییرات شعاعی در مقاطع عرضی تنه، چگالی روند سینوسی را نشان می‌دهد، ولی در راستای طولی تنه تفاوت چندانی مشاهده نشد. Higuichi and de Carvalho (1994) دریافتند که چگالی درختان در ناحیه قطر برابر سینه نسبت به بخش‌های فوقانی تنه‌های تجاری مقادیر بیشتری را نشان می‌دهند. در صورتی که Espinoza (2004) گزارش داد که چگالی چوب درختان گونه *Gmelina arborea* در راستای تغییرات عمودی از کنده تا نصف ارتفاع کل، روند کاهشی دارد و سپس به سمت قسمت فوقانی و انتهایی تنه، روند افزایشی نشان می‌دهد. البته می‌توان به مطالعات Henry et al. (2010) در جنگل‌های استوایی در مورد سه نوع دسته‌بندی اجتماعی درختان اشاره کرد که نشان دادند بین تغییرات شعاعی و عمودی چگالی گونه‌های نورپسند غیرپیشگام، گونه‌های پیشگام و گونه‌های سایه‌پسند اختلاف معنی‌داری وجود دارد. در تحقیق حاضر، ابتدا روند تغییرات شعاعی چگالی تنه درختان راش مورد بررسی قرار گرفت تا بتوان بر مبنای فاصله از مرکز مقطع عرضی تنه به سمت محیط بیرونی (پوست) ارزیابی درستی نسبت به مقادیر واقعی چگالی چوب داشت. معمولاً از میانگین چگالی بدست آمده از مقاطع عرضی هر بخش از راستای عمودی تنه برای محاسبات و یا برآورد زی توده استفاده می‌شود (واحدی و متاجی، ۱۳۹۲؛

¹ Artificial Neural Network

² Neuron

³ Hidden layers

مواد و روش‌ها

منطقه پژوهش

این تحقیق در قطعه ۲۱ سری ۳ جنگل‌های حاجیکلا- تیرانکلی ساری واقع در حوضه آبخیز ۷۳ جنگل‌های شمال ایران انجام گرفته است. مساحت منطقه ۴۶/۴ هکتار و محدوده ارتفاعی قطعه مورد بررسی، ۱۰۱۰ تا ۱۲۰۰ متر از سطح دریاست. این سری در محدوده $36^{\circ} 22' 38''$ تا $36^{\circ} 25' 30''$ عرض شمالی و $53^{\circ} 26' 7''$ تا $53^{\circ} 30' 25''$ طول شرقی قرار دارد. در محدوده پژوهش، کلیه درختان راش که توسط دستگاه‌های اجرایی در زمستان سال ۱۳۹۲ قطع شدند، برای نمونه‌برداری تخریبی، انتخاب شدند. در رویشگاه مذکور تیپ جنگل، درختان راش آمیخته به همراه ممرز، توسکا، افراپلت و افراشیردار است. سنگ مادر رویشگاه آهکی- آهک مارنی و تیپ خاک قهوه‌ای شسته‌شده با افق کلسیک است. منطقه تحقیق در محدوده ارتفاعی پارسل مورد بررسی دارای اقلیم حد فاصل نیمه‌مرطوب معتدل و نیمه‌مرطوب سرد است. میانگین حداکثر و حداقل دما به ترتیب $29/2$ درجه سانتی‌گراد (مرداد) و صفر درجه سانتی-گراد (دی) است. متوسط بارندگی سالیانه $618/8$ میلی‌متر است (میانگین حداقل بارندگی در مرداد و میانگین حداکثر بارندگی در آبان گزارش شده است).

روش پژوهش و جمع‌آوری داده‌ها

به‌منظور اجرای پژوهش مورد نظر، در حین نشانه‌گذاری قبل از قطع درختان، ابتدا سه کلاسه قطری ۳۰ تا ۶۰ سانتی‌متر، ۶۰ تا ۸۰ سانتی‌متر و بیشتر از ۸۰ سانتی‌متر برای تفکیک انتخاب شد (واحدی و همکاران، ۱۳۹۲). از هر طبقه قطری هفت درخت و در مجموع ۲۱ پایه از درختان گونه مذکور توسط دستگاه‌های اجرایی قطع شد. کلیه مشخصات زیست‌فیزیکی درختان راش اعم از قطر برابرسینه، ارتفاع کل درختان، و قطر کوچک و بزرگ تاج در حین نشانه‌گذاری و قبل از قطع اندازه‌گیری شد. پس

از قطع درختان، حذف سرشاخه‌ها و عملیات تجدید حجم، نمونه‌های یک دیسک کامل حتی‌الامکان به ضخامت ۲ سانتی‌متر (واحدی و متاجی، ۱۳۹۲؛ Aboal *et al.*, 2005; Henry *et al.*, 2010; Zhu *et al.*, 2010) در راستای طول تنه توسط ارموتوری برداشت شد. دیسک‌های مذکور در سه بخش از طول تنه یعنی به ازای ۵، ۳۵ و ۶۵ درصد از ارتفاع درختان برداشت شدند (Machado *et al.*, 2014). شایان ذکر است که ۵ درصد از ارتفاع مختلف برای برش دیسک تقریباً معادل قطر برابرسینه درختان محسوب می‌شود. از این‌رو دیسک‌های مربوط به بخش اول تنه، به‌طور قراردادی مربوط به قطر برابرسینه درختان گونه مورد بررسی محسوب می‌شود (Machado *et al.*, 2014). سپس برای بررسی روند شعاعی چگالی چوب، از ۱۰، ۵۰ و ۹۰ درصد از طول شعاع مقطع عرضی کلیه دیسک‌های برداشت‌شده از هر پایه، از مغز چوب به سمت پوست نمونه‌هایی با ابعاد مساوی تکه‌برداری شد (Machado *et al.*, 2014). حجم کلیه نمونه‌های تکه‌برداری شده $2 \times 2 \times 2$ سانتی‌متر مکعب در نظر گرفته شد (واحدی و متاجی، ۱۳۹۲؛ واحدی، ۱۳۹۳). کلیه نمونه‌ها پس از توزین بر روی ترازوی دیجیتالی در آون تحت دمای 105 درجه سانتی‌گراد خشک شدند تا به وزن ثابت برسند.

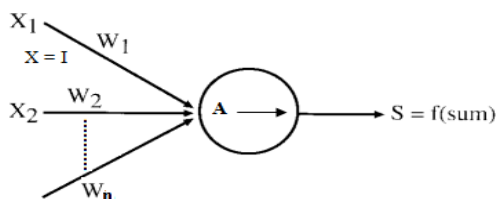
تجزیه و تحلیل داده‌ها

ضریب رطوبت هر نمونه از نسبت وزن خشک به وزن تر، و چگالی هر نمونه نیز از نسبت وزن خشک به حجم تر $(WD = M_{Dry} / V)$ محاسبه شد (Alvarez *et al.*, 2012; Henry *et al.*, 2010). پس از جمع‌آوری کلیه داده‌ها برای اجرای فرایند آنالیز، نرمال بودن مشاهدات توسط آزمون کولموگروف اسمیرنوف و همگنی داده‌ها توسط آزمون لون بررسی شد. برای مقایسه مقادیر مختلف چگالی چوب در راستای عمودی و شعاعی درون پایه‌ای و بین پایه‌ای از آزمون تجزیه واریانس یکطرفه استفاده شد. از آزمون توکی نیز برای مقایسه چندگانه میانگین استفاده شد.

(Hagan et al., 1996).

هر یک از داده‌های ماتریس ورودی در قالب Input از طریق ترکیب مقادیر ورودی نورون‌ها (I_i) و مقادیر وزنی یا سیناپس‌ها^۵ (W_i) محاسبه می‌شوند (رابطه ۲) (Woods and Bowyer, 1997).

رابطه ۲



$$\begin{array}{ccc} \text{Input} & \longleftrightarrow & \text{Network} \\ & & \longrightarrow \sum^n I_i W_i + \\ & & \text{Output} = \phi(\text{input}) \end{array}$$

در طراحی شبکه عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی رایج و عمومی FFBP^۱ استفاده شد. پس از انتخاب تابع آموزش TRAINLM^۲، تعداد لایه‌ها و نورون‌ها با توپولوژی مختلف برای رسیدن به آستانه اپتیمال مدل تخمینی تغییر پیدا کرد. در داخل هر نورون تابع انتقال^۷ وجود دارد که در حقیقت سیگنال‌های حاصل از ورودی را می‌گیرد و خروجی را محاسبه می‌کند. خطاهای محاسبه‌شده به لایه‌های قبل در طی چند دور رفت و برگشت^۸ پس انتشار می‌یابند و اوزان و بایاس‌ها اصلاح می‌شوند (Hagan et al., 1996). این دور تکرار تا به حداقل رسیدن خطا ادامه پیدا می‌کند. از تابع انتقال LOGSIG طبق رابطه ۳ استفاده شد.

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

متوسط چگالی هر یک از فواصل شعاعی و عمودی درختان راش در منطقه مورد بررسی به تفکیک بین کلیه پایه‌های قطع‌شده محاسبه شد.

برای مدل‌سازی مقادیر مختلف چگالی چوب به‌دست‌آمده تنه درختان راش، از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. داده‌های ورودی برای مدل‌سازی عبارتند از قطر برابر سینه (DBH)، شاخص محاسباتی حجم^۱ ($\text{Dim} = \text{DBH}^2 \times H$)، ضریب لاغری (H/DBH)، نسبت قطر تاج به قطر برابر سینه (CD/DBH)، نسبت قطر تاج به ارتفاع (CD/H) و جایگاه عمودی نمونه‌ها^۲ (RH) یا همان ارتفاع نسبی نمونه‌ها (Henry et al., 2010). مهم‌ترین گام‌های ایجاد یک مدل، آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی و ارزیابی مدل است. از این‌رو برای آماده‌سازی، متغیرهای مذکور طبق رابطه ۱ نرمالیزه یا استانداردسازی شدند؛ طوری که تمامی داده‌ها بین ۰ و ۱ قرار گرفتند (بیاتی و نجفی، ۱۳۹۲؛ Naghdi and Ghajar, 2012).

$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad \text{رابطه ۱}$$

در رابطه بالا، X_n : متغیر نرمال‌شده، X_i : هر یک از ورودی‌ها، X_{\min} و X_{\max} : به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار ماتریس داده‌های ورودی محسوب می‌شوند. در مورد مدل‌سازی، علاوه بر همگنی، بازسازی و استانداردسازی داده‌ها، طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی، از مهم‌ترین موارد است. در طراحی شبکه عصبی، تعیین ساختار شبکه عصبی (تعداد نورون‌ها، لایه و نحوه اتصال گره‌ها)، تعیین مشخصات گره، انتخاب قانون یادگیری^۳ و تعیین الگوریتم‌های آموزش شبکه مدنظر قرار می‌گیرند (شکل ۱). در میان موارد ذکرشده، تعیین الگوریتم‌های آموزش شبکه در حقیقت فرایند وزندهی اولیه، تعیین تابع بهینه برای محاسبه فعالیت خروجی گره‌ها و روش آموزش^۴ وزن‌های شبکه را در برمی‌گیرد

¹ Surrogate of tree volume

² Vertical position of samples or Relative height position

³ Adaption learning function

⁴ Training method

⁵ Synapses

⁶ Feed-forward back prop

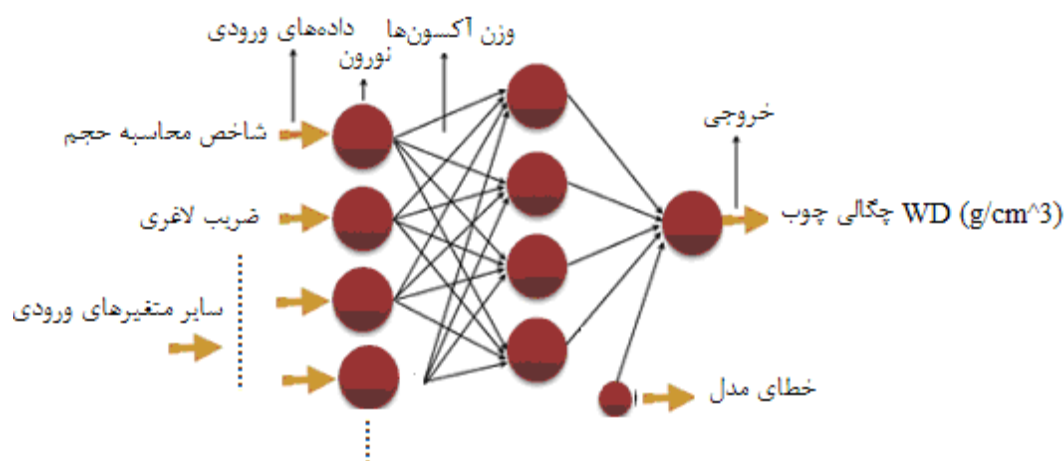
⁷ Transfer function

⁸ Epoch

در رابطه ۴، m : تعداد نورون در لایه خروجی، W_{ij} : وزن بین لایه i و j : Y_i : خروجی نورون i : B_j : نیز مقدار بایاس (خطای) نورون لایه j در شبکه FFBP است. برای ارائه مدل‌های مختلف تخمینی، ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبار و ۱۵ درصد نیز برای آزمون مدل استفاده شدند (Tiryaki and Aydin, 2014).

در رابطه بالا X_j : مجموع وزن‌های اختصاص یافته به هر نورون در لایه j و Y_j : تابع انتقال مربوط به نورون هر لایه است. مجموع اوزان هر نورون در یک لایه (X_j) از رابطه زیر به دست می‌آید (Naghd and Ghajar, 2012).

$$X_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} \times Y_i + B_j \quad \text{رابطه ۴}$$



شکل ۱- توپولوژی و ساختار شبکه عصبی مورد بررسی برای پیش‌بینی تغییرات عمودی چگالی تنه درختان راش

برای پیش‌بینی متغیر چگالی تنه درختان راش محسوب می‌شود. آنالیزها با نرم‌افزار Matlab R. 2011a صورت گرفت.

نتایج

ضریب خشکی و چگالی

با توجه به جدول ۱، نتایج آنالیز واریانس یکطرفه در رابطه با تغییرات رطوبت چوب و چگالی نمونه‌های تکه‌برداری شده در واحد حجمی ثابت نشان داد که ضرایب خشکی و چگالی در مقاطع شعاعی و عمودی چوب تنه درختان راش دارای تغییرات معنی‌داری نیستند ($P > 0.05$).

برای اعتبارسنجی به‌طور مستقیم از شاخص‌های ضریب تبیین آزمون R^2 ، میانگین مربعات خطای (MSE) آزمون داده‌های مربوط به هر یک از مدل‌های ارائه شده و میانگین درصد انحراف معیار استفاده شد (رابطه‌های ۵ و ۶).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)]^2, \quad 0 \leq MSE \quad \text{رابطه ۵}$$

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

در صورتی که مدلی با توپولوژی مختص به خود دارای حداکثر ضریب تبیین و حداقل خطا باشد، مدل نهایی یا مدل بهینه (Tiryaki and Aydin, 2014)

جدول ۱- نتایج تجزیه واریانس تغییرات شعاعی و عمودی ضریب رطوبت و چگالی چوب درختان راش

منبع تغییرات	میانگین مربعات	F	سطح معنی داری
ضریب رطوبت			
ضریب رطوبت در مقاطع عرضی تنه	۰/۰۰۲	۰/۹۹۳	۰/۴۲۴ ^{NS}
ضریب رطوبت در راستای عمودی تنه	۰/۰۰۰	۰/۰۱۴	۰/۹۸۶ ^{NS}
چگالی چوب			
چگالی چوب در مقاطع عرضی تنه	۰/۰۱۴	۱/۷۵۵	۰/۲۵۱ ^{NS}
چگالی چوب در راستای عمودی تنه	۰/۰۰۰۱	۰/۰۵۵	۰/۹۴۶ ^{NS}

F: آماره تحلیل واریانس، NS: عدم معنی داری ($P > 0.05$)

زیر نتایج آزمون توکی نشان داد که بین کلیه مقادیر میانگین ضرایب خشکی مقاطع عرضی و عمودی، چگالی مقاطع عرضی و عمودی تنه راش اختلاف معنی داری وجود ندارد.

جدول‌های ۲ و ۳ به ترتیب کمترین، بیشترین مقدار و میانگین (\pm اشتباه معیار) ضریب رطوبت و چگالی تنه مقاطع عرضی و عمودی تنه درختان راش را در منطقه پژوهش نشان می‌دهد. مطابق جدول‌های

جدول ۲- میانگین (\pm اشتباه معیار)، کمترین و بیشترین ضرایب خشکی شعاعی و عمودی تنه درختان راش

میانگین	بیشینه	کمینه	
ضریب رطوبت شعاعی			
۰/۸۷ \pm ۰/۰۰۹ a	۰/۸۹	۰/۸۶	ضریب رطوبت شعاعی در فاصله ۱۰ درصد
۰/۸۹ \pm ۰/۰۰۸ a	۰/۹۱	۰/۸۸	ضریب رطوبت شعاعی در فاصله ۵۰ درصد
۰/۸۴ \pm ۰/۰۴۱ a	۰/۹۰	۰/۷۶	ضریب رطوبت شعاعی در فاصله ۹۰ درصد
ضریب رطوبت عمودی			
۰/۷۷ \pm ۰/۰۲۹ a	۰/۹۴	۰/۵۸	ضریب رطوبت عمودی در فاصله ۵ درصد
۰/۷۷ \pm ۰/۰۲۱ a	۰/۹۴	۰/۶۱	ضریب رطوبت عمودی در فاصله ۳۵ درصد
۰/۷۷ \pm ۰/۰۱۹ a	۰/۹۱	۰/۶۴	ضریب رطوبت عمودی در فاصله ۶۵ درصد

حروف مشابه در هر ستون نشان‌دهنده عدم اختلاف معنی دار در سطح ۵ درصد است.

جدول ۳- میانگین (\pm اشتباه معیار)، کمترین و بیشترین چگالی شعاعی و عمودی تنه درختان راش

میانگین	بیشینه	کمینه	
چگالی شعاعی			
۰/۶۳ \pm ۰/۰۳۹ a	۰/۶۸	۰/۶۰	چگالی شعاعی در فاصله ۱۰ درصد
۰/۶۲ \pm ۰/۰۲۶ a	۰/۶۶	۰/۶۱	چگالی شعاعی در فاصله ۵۰ درصد
۰/۶۱ \pm ۰/۰۰۷ a	۰/۷۴	۰/۴۸	چگالی شعاعی در فاصله ۹۰ درصد
چگالی عمودی			
۰/۶۱ \pm ۰/۰۱۵ a	۰/۷۴	۰/۵۰	چگالی عمودی در فاصله ۵ درصد
۰/۶۲ \pm ۰/۰۲۱ a	۰/۸۲	۰/۴۵	چگالی عمودی در فاصله ۳۵ درصد
۰/۶۱ \pm ۰/۰۲۳ a	۰/۸۳	۰/۴۱	چگالی عمودی در فاصله ۶۵ درصد

حروف مشابه در هر ستون نشان‌دهنده عدم اختلاف معنی دار در سطح ۵ درصد است.

طراحی شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی چگالی تنه

آمار توصیفی هر یک از کمیت‌های ورودی شبکه عصبی برای مدلسازی چگالی تنه درختان راش در جدول ۴ نشان داده شده است. کمیت‌های مذکور هر کدام در قالب قطر

برابرسینه، شاخص حجم، نسبت قطر تاج به ارتفاع و قطر برابرسینه، ضریب لاغری و ارتفاع نسبی پس از استانداردسازی (نرمالیزه شدن) برای مدلسازی استفاده شد. پس از نرمال‌سازی، کمترین و بیشترین حد کلیه متغیرهای مذکور به ترتیب ۰ و ۱ بودند.

جدول ۴- میانگین (\pm اشتباه معیار)، کمترین و بیشترین کمیت‌های ورودی در شبکه عصبی

متغیرهای ورودی	کمینه	بیشینه	میانگین
قطر برابرسینه (سانتی‌متر)	۳۰	۹۵	$۴۱/۵۷ \pm ۶۱/۴۲$
ارتفاع کل (متر)	۲۷	۴۱	$۳۳/۲ \pm ۰/۷۷$
قطر تاج (متر)	۲/۵	۶	$۴/۲۶ \pm ۰/۲۱$

پس از طراحی توپولوژی یا ساختار شبکه متشکل از مقادیر ورودی، تعداد لایه، تعداد نورون و مقدار خروجی، نتایج مربوط به دقت پاسخ تابع انتقال (Logsig) کاربرد به دست آمد (جدول ۵). نتایج مربوط، طبق جدول ۵ نشان داد که حداکثر دقت دستیابی به پاسخ مربوط به مدل ۵ (حاوی متغیر قطر

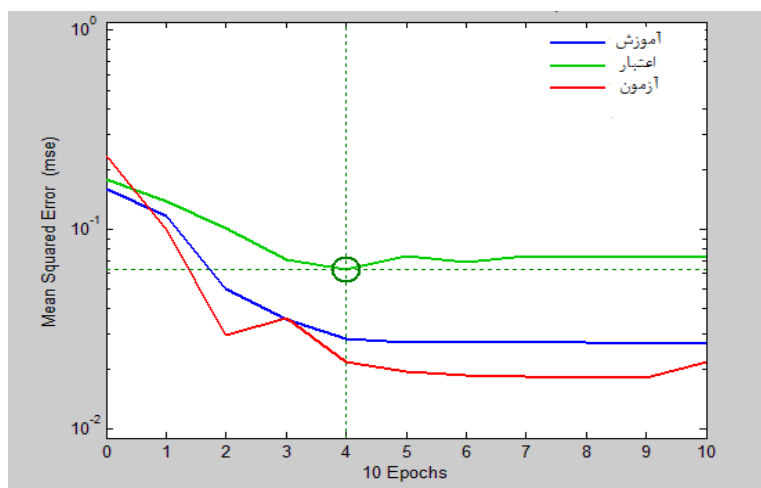
برابرسینه و مربع قطر و ارتفاع با تعداد یک لایه پنهان و ۲۰ نورون شامل تابع انتقالی (Logsig) و مدل ۱۰ با لایه ورودی شامل نسبت قطر به تاج، قطر برابرسینه، شاخص حجم و ضریب لاغری با تعداد سه لایه پنهان و ۲۰ نورون شامل تابع Logsig است.

جدول ۵- نتایج مربوط به توابع و ترکیب‌های بهینه توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی چگالی تنه درختان راش

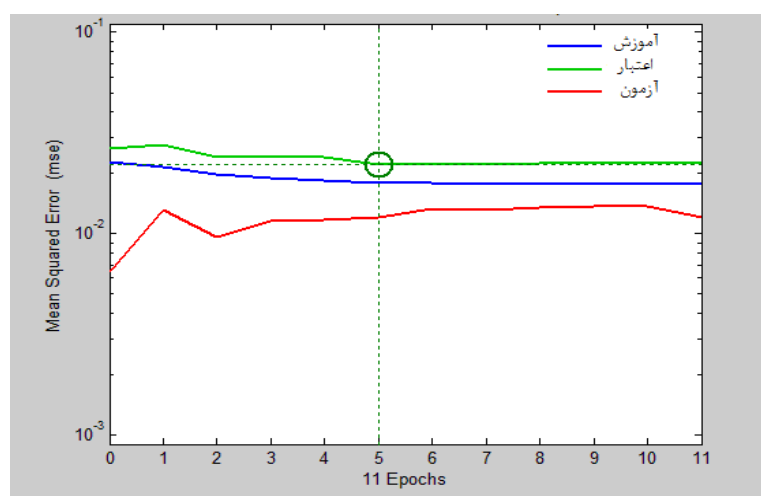
مدل	توپولوژی شبکه	تابع انتقال	Epoch	R ²	S %
۱	DBH \rightarrow ۱ \rightarrow ۵ \rightarrow WD	Logsig	۱۰	۰/۶۱	۱۱
۲	DBH \rightarrow ۲ \rightarrow ۱۵ \rightarrow WD	Logsig	۷	۰/۴۲	۱۰
۳	DBH, DBH ² \times H \rightarrow ۱ \rightarrow ۵ \rightarrow WD	Logsig	۸	۰/۵۰	۱۰/۹
۴	DBH, DBH ² \times H \rightarrow ۲ \rightarrow ۱۰ \rightarrow WD	Logsig	۱۱	۰/۵۲	۷/۱۵
۵	DBH, DBH ² \times H \rightarrow ۱ \rightarrow ۲۰ \rightarrow WD	Logsig	۶	۰/۸۲	۶/۷۲
۶	DBH, DBH ² \times H \rightarrow ۲ \rightarrow ۲۵ \rightarrow WD	Logsig	۶	۰/۶۸	۷/۲۱
۷	$\frac{H}{DBH}$ \rightarrow ۲ \rightarrow ۲۵ \rightarrow WD	Logsig	۳۲	۰/۴۵	۹/۴
۸	DBH, $\frac{H}{DBH}$ \rightarrow ۲ \rightarrow ۲۵ \rightarrow WD	Logsig	۳۵	۰/۶۱	۸/۷۳
۹	DBH, $\frac{CD}{DBH}$ \rightarrow ۲ \rightarrow ۲۵ \rightarrow WD	Logsig	۱۱	۰/۵۱	۷/۳۸
۱۰	$\frac{CD}{DBH}$, DBH, DBH ² \times H, $\frac{H}{DBH}$ \rightarrow ۳ \rightarrow ۲۰ \rightarrow WD	Logsig	۲۰	۰/۷۵	۶/۹
۱۱	$\frac{CD}{DBH}$, DBH, DBH ² \times H, $\frac{H}{DBH}$ \rightarrow ۲ \rightarrow ۲۰ \rightarrow WD	Logsig	۳۲	۰/۶۷	۸/۰۸

حداکثر دقت پیش‌بینی نشان می‌دهند. شکل‌های ۲ و ۳ به ترتیب مربوط به مدل ۱ و ۴ هستند که مدل ۱ دارای حداکثر میانگین مربعات خطای ۱۰ دوره تکرار رفت و برگشت است. از این‌رو مدل ۱ در بین کلیه مدل‌های معرفی‌شده، مدل مطرود و غیر قابل قبول برای پیش‌بینی چگالی چوب محسوب می‌شود. میانگین درصد انحراف معیار مدل ۵ تقریباً کمتر از مدل ۱۰ است، ولی طبق شکل‌های ۴ و ۵ خطای آزمون مدل ۱۰ کمتر از خطای آزمون مدل ۵ است. از این‌رو مدل ۱۰ به‌عنوان مدل بهینه در تحقیق حاضر معرفی می‌شود.

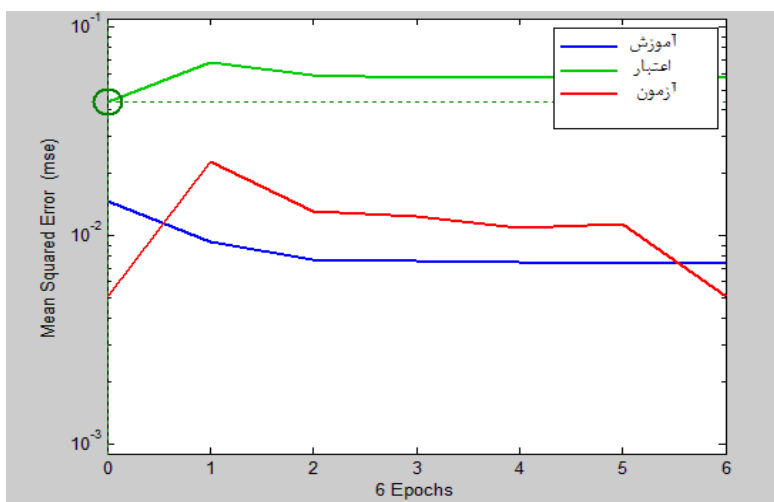
برای رسیدن به پاسخ صحیح با حداقل عدم قطعیت (MSE) از سعی و آزمون مختلف استفاده شد و نتایج متفاوتی به‌دست آمد. به عبارت دیگر در طراحی و معماری توپولوژی شبکه مورد استفاده، از دامنه‌های وسیع‌تری از متغیرهای ورودی، تعداد لایه‌ها و نورون‌ها استفاده شد، ولی جدول ۵ فقط معماری‌هایی را که در طی سعی و آزمون منجر به حداکثر دقت رسیدن پاسخ شدند نشان می‌دهد. اشکال زیر مقادیر میانگین مربعات خطای آموزش، اعتبار و آزمون مربوط به مدل‌های ۱، ۴، ۵ و ۱۰ را براساس تعداد تکرار دوره چرخش برای رسیدن به



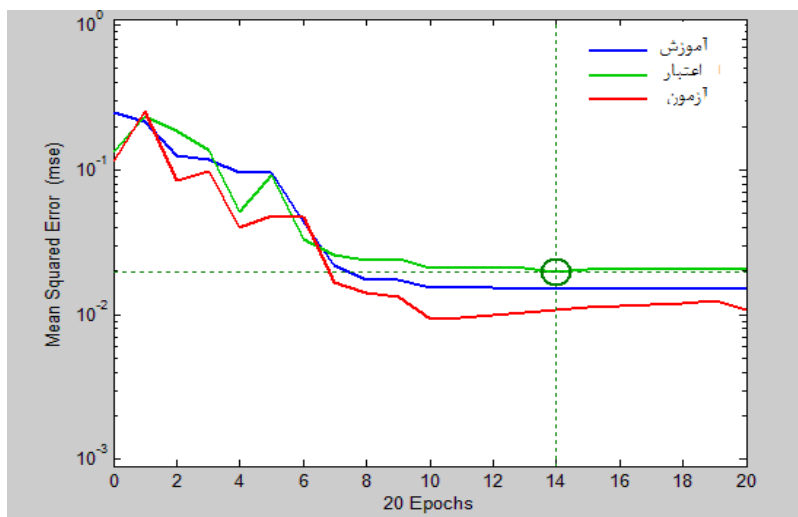
شکل ۲- خروجی خطای محاسباتی آموزش، اعتبار و آزمون مدل ۱ براساس تعداد دوره چرخش



شکل ۳- خروجی خطای محاسباتی آموزش، اعتبار و آزمون مدل ۴ براساس تعداد دوره چرخش



شکل ۴- خروجی خطای محاسباتی آموزش، اعتبار و آزمون مدل ۵ براساس تعداد دوره چرخش



شکل ۵- خروجی خطای محاسباتی آموزش، اعتبار و آزمون مدل ۱۰ براساس تعداد دوره چرخش

بحث

نتایج تحقیق حاضر نشان داد که برخلاف انتظار، تغییرات رطوبت چوب و چگالی بحرانی تنه در راستای شعاعی و عمودی تنه درختان راش دارای تغییرات معنی داری نیست. بدین معنی که علاوه بر محتوای رطوبتی، توزیع جرم حجمی راستای عرضی و عمودی تنه درختان راش منطقه مورد بررسی یکنواخت است. در مورد تغییرات عرضی و عمودی چگالی بحرانی چوب به خصوص در زمینه محاسبات زی توده،

تحقیقات مختلفی صورت گرفته است. برخی از پژوهش‌ها اذعان دارند که چگالی محاسباتی در راستای عمودی تنه برای برآورد زی توده درختان براساس شکل معماری درختان در قالب ضریب شکل تنه، دارای تفاوت معنی داری هستند (Navar, 2009) طوری که این مقدار تغییرات در ارتفاع برابر سینه به نسبت ۱۰ درصد ارتفاع نسبی درختان دارای تغییرات محسوسی است؛ به این دلیل که در برآورد زی توده با استفاده از معادلات بیولوژی (آلومتریک) با استفاده از

آنها بر این اصل استوارند که روند تغییرات شعاعی و عمودی چگالی درختان بین گونه‌های مختلف درختان از یک جنس یا بین جنس‌های مختلف به‌خصوص در رویشگاه‌ها و در زیست‌بوم‌های مختلف، بی‌تردید دارای تغییرات معنی‌داری‌اند و به همین دلیل در مدلسازی زی‌توده توده‌های آمیخته، چگالی چوب یکی از عامل‌های مهم برای افزایش دقت تخمین محسوب می‌شود (Alvarez et al. 2012; Chave et al., 2005; Djomo et al., 2010; Ketterings et al., 2001). همچنین پژوهش‌های مذکور تأکید کردند که چگالی چوب درون‌گونه‌ای در یک رویشگاه نمی‌تواند دارای تغییرات چندانی باشد. اگرچه باید در نظر داشت که هر چه واریانس میانگین چگالی چوب درختان یک گونه یا گونه‌های مختلف کمتر باشد، محاسبه غیرتخریبی زی‌توده و ترسیب کربن درختان همان گونه، دقیق‌تر و به واقعیت نزدیک‌تر است (Alvarez et al., 2012; Peichl and Arain, 2006). البته باید در نظر داشت که یکی دیگر از عوامل اختلاف مقادیر مختلف چگالی چوب بین پایه‌های مختلف یک گونه یا گونه‌های متفاوت از یک رویشگاه یا رویشگاه‌های دیگر، می‌تواند خطای اندازه‌گیری و نبود رویه استاندارد نمونه‌برداری باشد (vallet et al., 2006). علاوه بر آن، در مورد یکی دیگر از عوامل مؤثر در زمینه تغییرات یا عدم تغییرات چگالی چوب تنه، می‌توان به راهبرد و نحوه رویش درختان تحت تأثیر عوامل مختلف شرایط رویشگاهی و اکولوژیکی و شرایط بیومکانیکی چوب درختان اشاره کرد (Henry et al., 2010) که همه این موارد می‌تواند در زمینه مقادیر مختلف چگالی چوب درختان یک گونه یا گونه‌های مختلف، تأثیر اساسی داشته باشد.

براساس شواهد متعددی چگالی چوب تنه درختان علاوه بر ساختار مکانیکی، تحت تأثیر ویژگی‌های بیوفیزیکی از جمله قطر، ارتفاع، ضریب لاغری، ارتفاع نسبی، و نسبت ویژگی‌های تاجی است

قطر در ارتفاع نسبی درختان به‌جای قطر برابر سینه دقت تخمین زی‌توده افزایش می‌یابد (Fehrmann and Kleinn, 2006). پس می‌توان نتیجه‌گیری کرد که جرم حجمی تنه در ارتفاع نسبی مذکور، مقادیر بیشتری نسبت به ارتفاع برابر سینه دارد. همچنین در تحقیقات دیگر مانند (Amorim (1991)، De Castro et al. (1993) (بر گرفته از Henry et al. 2010) و Henry et al. (2010) گزارش شد که چگالی بحرانی چوب تنه درختان از مرکز مقاطع عرضی در راستای شعاعی به سمت پوست روند کاهشی داشته است. در صورتی که (Epinoza (2004 درست برخلاف این موضوع را نشان داد و واحدی و متاجی (۱۳۹۲) نیز در بررسی تغییرات شعاعی چگالی بحرانی تنه درختان بلوط از مرکز به سمت پوست روند سینوسی را گزارش کردند. همچنین می‌توان به پژوهش (Heitz et al. (2013 در زمینه تغییرات چگالی چوب در جهت عرضی ۳۰۰ گونه مختلف در مناطق استوایی و نیمه‌استوایی اشاره کرد که یافته‌هایشان نشان داد در این خصوص روند شاخص و مورد توافقی وجود ندارد. یکی از مهم‌ترین مواردی که در خصوص مقاطع عرضی گونه‌های مختلف درختان راش در زیست‌بوم‌های مختلف باید در نظر گرفته شود ناحیه دل‌قرمزی است که اغلب به شکل توده‌ای وجود دارند (Sachssee et al., 1991; Liu et al., 2005). بنیاد (Liu et al., 2005) در مورد بررسی ناحیه دل‌قرمزی راش در جنگل‌های حوزه شفارود گیلان نشان داد که ۲۷/۷۳ درصد از درختان گونه مذکور مبتلا به دل‌قرمزی با شکل نامشخص‌اند. نواحی دل‌قرمزی در درختان راش منطقه پژوهش بررسی نشد، ولی با توجه به اینکه در نتایج تحقیق حاضر گروه نمونه‌های مربوط به هر یک از مقاطع عرضی پایه‌های مختلف دارای اختلاف معنی‌دار نبودند از این لحاظ پراکندگی دل‌قرمزی در برخی از پایه‌های مورد بررسی در خصوص مقادیر چگالی چوب تأثیر بارزی نداشتند. در بین کلیه تحقیقات صورت‌گرفته، بیشتر

است، میانگین مربعات خطای آزمون آن نسبت به خطای آموزش و اعتبار در دامنه وسیع‌تری قرار دارد و با توجه به حد بهینه یا استاندارد خطای نشان‌داده شده، می‌توان دریافت که مدل مذکور طی چند سری الگوریتم آموزش معرفی شده است که از این لحاظ، مدل قابل قبول برای تخمین چگالی چوب در تحقیق حاضر معرفی نمی‌شود. البته در تحقیق حاضر به دلیل بیان ساده‌تر فقط از تابع Logsig استفاده شد. البته احتمال دارد که در صورت استفاده از توابع دیگر انتقال نورون نتایج متفاوت با دقت‌های متفاوتی حاصل شود. (Naghd and Ghajar (2012) در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی زمان چوبکشی در سیستم بهره‌برداری از توابع Logsig و Tansig با توپولوژی مختلف برای الگوریتم آموزش استفاده کردند و نتیجه گرفتند هر تابع با معماری یا ساختار مختلف در شبکه FFBP دارای دقت متفاوتی است. همچنین می‌توان به تحقیق بیاتی و نجفی (۱۳۹۲) اشاره کرد که از تابع انتقال Sigmoid برای شبکه چندلایه پرسپترون^۱ و تابع softmax برای شبکه تابع شعاع مدار^۲ با توپولوژی‌های مختلف برای برآورد حجم تنه درختان استفاده کردند و نتیجه گرفتند که هر شبکه با توپولوژی متفاوت و ورودی عدم ورود متغیرهای مستقل دارای دقت برآوردی متفاوتی است. همان‌طور که در موارد قبل نیز ذکر شد، برای تعیین صحت مدل، مقادیر ضریب رگرسیون (یا ضریب تبیین R^2)، میانگین درصد انحراف معیار (S%) و میانگین مربعات خطای آزمون مدل معیار ارزیابی و انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه کلیه مقادیر انحراف معیار در جدول ۵ نشان داده شده است، به جای نمایش برازش بین مشاهدات و تخمین مدل از خروجی اجرای خطای آموزش، اعتبار و آزمون براساس تعداد چرخش (برای پسانتشار تا رسیدن به حداقل خطا و پاسخ بهینه) برای مدل‌های غیر قابل

(Alvarez et al., 2012; Henry et al., 2010)، ولی با توجه به اینکه بین کلیه متغیرهای مذکور هم‌خطی چندگانه وجود دارد و از طرفی هر کدام از لایه‌های ورودی می‌توانند رابطه‌های مختلف (خطی یا غیر خطی با اوزان مختلف) با متغیر پاسخ مورد مطالعه در تحقیق حاضر داشته باشند، مدلسازی براساس تحلیل رگرسیون بسیار سخت یا ناممکن است. به این منظور، برای مدلسازی و پیش‌بینی چگالی تنه درختان راش از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج تحقیق حاضر نشان داد که مدلسازی و پیش‌بینی مقادیر مختلف چگالی بحرانی تنه درختان راش در منطقه مورد پژوهش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدلسازی توابع مختلف ریاضی بر اساس تحلیل رگرسیون دارای دقت زیادی است. به‌طور معمول در شبکه عصبی، هم‌خطی چندگانه و خود همبستگی بین متغیرها مؤثر نیست و علاوه بر آن، نوع روابط بین هر یک از متغیرهای ورودی و خروجی (خطی یا غیر خطی) تصحیح می‌شود (منه‌اج، ۱۳۸۱). در شبکه عصبی مصنوعی با توجه به اینکه وزن‌دهی، انتخاب لایه‌ها و نورون‌ها و دریافت سیگنال‌ها کاملاً تصادفی است و تبادل اطلاعات تا حد رسیدن به یک پاسخ با حداکثر دقت ادامه پیدا می‌کند (Hagan et al., 1996)، مقدار قابلیت پیش‌بینی مقادیر چگالی تنه درختان راش در منطقه تحقیق افزایش می‌یابد. نتایج این تحقیق نشان داد که در کل، تابع انتقال Logsig با توپولوژی مختلف شبکه طی الگوریتم آموزش، تقریباً ضریب رگرسیون مختلفی را نشان دادند. با توجه به معیار انتخاب مدل بهینه، علاوه بر ضریب رگرسیون (تبیین) میانگین درصد انحراف معیار بین مشاهدات و تخمین و خطای محاسباتی آزمون مدل باید ارزیابی شود. کلیه مدل‌های معرفی‌شده در تحقیق حاضر پس از وزن‌دهی اولیه، تحت الگوریتم آموزش قرار گرفتند. در مدل ۵ طبق شکل ۴، این حالت مشاهده نمی‌شود. مدل ۵ اگرچه دارای میانگین انحراف معیار کمی

¹ Multi-Layer Perceptron

² Radial Basis Function

منابع

آقاجانی، حامد، محمدرضا مروی مهاجر، علی جهانی، محمدرضا آصف، انوشیروان شیروانی و مجتبی آذریان، ۱۳۹۲. بررسی فاکتورهای مؤثر رویشگاهی بر فراوانی قارچ‌های ماکروسکوپی چوب‌زی و تحلیل حساسیت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: جنگل خیرود نوشهر)، تحقیقات جنگل و صنوبر ایران، ۴: ۶۱۷-۶۲۸

بنیاد، امیر اسلام، ۱۳۹۳. رابطه ارتفاع از سطح دریا، سن، شیب و سن درخت با دل‌قرمزی راش (*Fagus orientalis* Lipsky) در جنگل‌های حوزه شفارود گیلان، نشریه جنگل و فرآورده‌های چوب، ۲: ۳۷۱-۳۸۲.

بیاتی، هادی و اکبر نجفی، ۱۳۹۲. مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی با تحلیل رگرسیون در برآورد حجم تنه درختان، نشریه جنگل و فرآورده‌های چوب، ۲: ۱۷۷-۱۹۱.

علی جانپور شلمانی، عادل، محمود شعبانپور، حسین اسدی و فرید باقری، ۱۳۹۰. تخمین پایداری خاکدانه در خاک‌های جنگلی استان گیلان بوسیله شبکه عصبی مصنوعی و توابع انتقالی رگرسیونی، نشریه دانش آب و خاک، ۳: ۱۵۳-۱۶۲. منهای، محمدباقر، ۱۳۸۱. مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی). جلد اول. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر. ۷۱۵ ص.

واحدی، علی اصغر، ۱۳۹۳. تبیین مدل‌های محاسباتی و بهینه‌زی‌توده تنه ممرز (*Carpinus betulus* L.) با استفاده از معادلات آلومتریک در جنگل‌های هیرکانی، تحقیقات جنگل و صنوبر ایران، ۲: ۲۲۵-۲۳۶.

واحدی، علی اصغر و اسداله متاجی، ۱۳۹۲. میزان توزیع ترسیب کربن تنه درختان بلوط (*Quercus castaneifolia*) (C.A. May) در ارتباط با عوامل فیزیوگرافی جنگل‌های طبیعی شمال ایران، تحقیقات جنگل و صنوبر ایران، ۴: ۷۱۶-۷۲۸.

واحدی، علی اصغر، اسداله متاجی، ساسان بابایی کفاکی، جواد اسحاقی راد و سید محمد حاجتی، ۱۳۹۲. مدل‌سازی زی‌توده تنه گونه راش (*Fagus orientalis* Lipsky) با استفاده از معادلات آلومتریک در جنگل‌های هیرکانی، مجله جنگل ایران، ۳: ۳۰۹-۳۲۲.

قبول، استاندارد و بهینه استفاده شد. از این رو با توجه به نتایج به دست آمده هر چه میانگین مربعات خطای مربوط به آزمون داده‌ها در تعداد چرخش مشخص شده مقدار کمتری را نشان دهد، مدل از دقت بیشتری برخوردار است.

با توجه به اینکه ترغیب برای به دست آوردن مقادیر زی‌توده و ترسیب کربن درختان جنگل به ترتیب برای مدیریت بهینه توسعه پایدار و گرمایش زمین، با استفاده از روش‌های غیرتخریبی رو به افزایش است، برآورد هر چه دقیق‌تر چگالی بحرانی تنه که خود مستلزم نمونه‌برداری تخریبی است می‌تواند یک عامل مهم در این زمینه محسوب شود. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق نشان داد که برآورد مقادیر چگالی زی‌توده کلان درختی (تنه) با استفاده از مجموعه‌ای از ویژگی‌های بیوفیزیکی درختان با قابلیت اندازه‌گیری بدون هزینه، امکان‌پذیر است. ولی این امر مستلزم تحقیقات بیشتر در مورد دیگر گونه‌های درختان در رویشگاه‌های مختلف و منوط به رویه‌های نمونه‌برداری و تکنیک‌های تحلیلی مشابه است تا با این تفاسیر بتوان به نتایج جامعی در مورد موضوع تحقیق حاضر در جنگل‌های شمال کشور دست یافت.

سپاسگزاری

از آقای مهندس روح‌اله مقصودی دانشجوی دکتری هوش مصنوعی دانشگاه علوم و تحقیقات تهران و آقای دکتر اسماعیل قجر عضو هیأت علمی رشته جنگلداری دانشگاه گیلان به واسطه بیان دیدگاه‌های ارزنده برای پیشبرد تحقیق حاضر تشکر و قدردانی می‌شود.

- Aboal, J.R., J.R. Arévalo, and A. Fernández, 2005. Allometric relationships of different tree species and stand aboveground biomass in the Gomera laurel forest (Canary Islands), *Flora*, 200: 264–274.
- Alvarez, E., A. Duque, J. Saldarriaga, K. Cabrera, G.D.L. Salas, L.D. Valle, A. Lema, F. Moreno, S. Orrego, and L. Rodriguez, 2012. Tree above-ground biomass allometries for carbon stocks estimation in the natural forests of Colombia, *Forest Ecology and Management*, 267: 297-308.
- Baker, T.R., O.L. Phillips, Y. Malhi, S. Almeida, L. Arroyo, A. Di Fiore, T. Erwin, T.J. Killeen, S.G. Laurance, W.F. Laurance, S.L. Lewis, J. Lloyd, A. Monteagudo, D.A. Neill, S. Patio, N.C.A. Pitman, J.N.M. Silva, and R.V. Martinez, 2004. Variation in wood density determines spatial patterns in Amazonian forest biomass, *Global Change Biology*, 10: 545–562.
- Basuki, T.M., P.E. van Laake, A.K. Skidmore, and Y.A. Hussin, 2009. Allometric equations for estimating the above-ground biomass in tropical lowland Dipterocarp forests, *Forest Ecology and Management*, 257:1684–1694.
- Chave, J., C. Andalo, S. Brown, M.A. Cairns, J.Q. Chambers, D. Eamus, H. Folster, F. Fromard, N. Higuchi, T. Kira, J.P. Lescure, B.W. Nelson, H. Ogawa, H. Puig, B. Riera, and T. Yamakura, 2005. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests, *Oecologia*, 145: 87–99.
- Djomo, A.N., I. Adamou, S. Joachim, and G. Gode, 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.
- Espinoza, J.A., 2004. Within-tree density gradients in *Gmelina arborea* in Venezuela. *New Forests*, 28: 309–317.
- Fang, J.Y., and Z.M. Wang, 2001. Forest biomass estimation at regional and global levels, with special reference to China's forest biomass, *Ecological Research*, 16: 587–592.
- Fehrmann, L., and C. Kleinn, 2006. General considerations about the use of allometric equations for biomass estimation on the example of Norway spruce in central Europe, *Forest Ecology and Management*, 236: 412–421.
- Green, C., B. Tobin, M. O'Shea, E.P. Farrell, and K.A. Byrne, 2007. Above- and belowground biomass measurements in an unthinned stand of Sitka spruce (*Picea sitchensis* (Bong) Carr), *European Journal of Forest research*, 126: 179- 188.
- Hagan, M.T., H.B. Dcmuth, and M. Beale, 1996. Neural Network design, PWS publishing co, United States of America.
- Hanewinkela, M., W. Zhou, and C.H. Schill, 2004. A neural network approach to identify forest stands susceptible to wind damage, *Forest Ecology and Management*, 196(2): 227-243.
- Henry, M., A. Besnard, W.A. Asante, J. Eshun, S. Adu-Bredu, R. Valentini, M. Bernoux, and L. Saint-André, 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.
- Hietz, P., R.Valencia, and S. Joseph Wright, 2013. Strong radial variation in wood density follows a uniform pattern in two neotropical rain forests, *Functional Ecology*, 27 (3):684-692.
- Higuchi, N., and J. de Carvalho, 1994. Fitomassa e conteúdo de carbono de espécies arbóreas da Amazonia Anais do Seminario Emissao X Seqüestro de CO₂, Companhia Vale do Rio Dote., Rio de Janeiro, Brazil: 125–153.
- Joosten, R., J. Schumacher, C. Wirth, and A. Schulte, 2004. Evaluating tree carbon predictions for beech (*Fagus sylvatica* L.) in western Germany, *Forest Ecology and Management*, 189: 87- 96.
- Ketterings, Q.M., R. Coe, M.V. Noordwijk, Y. Ambagau, and C.A. Palm, 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.

- Kirby, K.R., and C. Potvin, 2007. Variation in carbon storage among tree species: Implications for the management of a small-scale carbon sink project, *Forest Ecology and Management*, 246: 208–221.
- Liu, S., C. Loup, J. Gril, O. Dumonceaud, A. Thibaut, and B. Thibaut, 2005. Studies on European beech (*Fagus sylvatica* L.). Variations of wood color parameters, *Journal of Forest Science*, 62: 625–632.
- Machado, J.S., J.L. Louzada, A.J.A. Santos, L. Nunes, O. Anjos, J. Rodrigues, R.M.S. Simões, and H. Pereira, 2014. Variation of wood density and mechanical properties of blackwood (*Acacia melanoxylon* R. Br.), *Materials and Design*, 56: 975–980.
- Mani, S., and N. Parthasarathy, 2007. Above-ground biomass estimation in ten tropical dry evergreen forest sites of peninsular India, *Biomass and Bioenergy*, 31: 284–290.
- Naghdi, R., and I. Ghajar, 2012. Application of Artificial Neural Network in the Modeling of Skidding Time Prediction, *Advanced Materials Research*, 403: 3538–3543.
- Navar, J., 2009. Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico, *Forest Ecology and Management*, 257: 427–434.
- Pajtik, J., B. Kono^pka, and M. Lukac, 2008. Biomass functions and expansion factors in young Norway spruce (*Picea abies* [L.] Karst) trees, *Forest Ecology and Management*, 256: 1096–1103.
- Peichl, M., and M.A. Arain, 2006. Above- and belowground ecosystem biomass and carbon pools in an age-sequence of temperate pine plantation forests, *Agricultural and Forest Meteorology*, 140: 51–63.
- Ribeiro, S.C., L. Fehrmann, C. Pedro Boechat Soares, L. Antônio Gonçalves Jacovine, C. Kleinn, and R. de Oliveira Gaspar, 2011. Above- and belowground biomass in a Brazilian Cerrado, *Forest Ecology and Management*, 262: 491–499.
- Sachsse, H., 1991. Heartwood types of common Beech, *Journal of Forstarchiv*, 62: 238–242.
- Tiryaki, S., and A. Aydin, 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.
- Vallet, P., J.F. Dho^te, G.L. Mogue^dec, M. Ravart, and G. Pignard, 2006. Development of total aboveground volume equations for seven important forest tree species in France, *Forest Ecology and Management*, 229: 98–110.
- Woods, K., and K.W. Bowyer, 1997. Generating ROC Curves for Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 3: 329–337.
- Zhu, B., X. Wang, W. Fang, S. Piao, H. Shen, S. Zhao, and C. Peng, 2010. Altitudinal changes in carbon storage of temperate forests on Mt Changbai, Northeast China, *Carbon Cycle Process in East Asia*, 123: 439–452.

**Modelling radial and vertical variations of bole wood density of beech
(*Fagus orientalis* Lipsky) in the Caspian forests using
artificial neural network technique**

A.A Vahedi^{*1}, A. Mataji², and F. Faraji³

¹ Ph.D, Forest Ecology and Silviculture, Research Institute of Forests and Rangelands, Tehran, I.R. Iran.

² Associate Prof., Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, I. R. Iran.

³ M.Sc., Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, I. R. Iran.

(Received: 11 January 2015, Accepted: 11 March 2015)

Abstract

Wood density is the most prominent variable that reflects aspects related to the history and evolution of biomass production, of carbon stock and of succession state of the area. In order to develop the wood density modeling, a long disk was taken at different height levels (at 5%, 35% and 65% of total tree height) of beech trees (*F. orientalis*) which were cut in compartment 26 located in the 3th district of Hajikola-Tirankoli forests of Sari in winter 2013. From each disk, specimens ($2 \times 2 \times 2 \text{ cm}^3$) were cut at three distances from the pith (10%, 50% and 90% of the radius length) and oven-dried at 105°C for 24 hours. After wood density calculation, the results of ANOVA showed that the radial and vertical variations of studied variable are not significantly different. All variables of wood density along with the bole were simulated based on the biophysical inputs through the neural network of feed forward back propagation (FFBP). In this study, all models including different topology with non-linear transfer function of Logsig were introduced. The result of modeling showed that the model consisting of crown diameter to diameter at breast height (DBH) ratio, DBH, surrogate of tree volume and slenderness ratio with topology of three hidden layers and twenty neurons with least mean squared error of test, was the best model to predict wood density ($R^2 = 0.75$; $S = 0.07$).

Keywords: Artificial intelligence, Carbon sequestration, Topology, Transfer function, Wood density.