

## شبیه‌سازی ذخایر آب در ساختار زی توده اشکوب درختی جنگل‌های طبیعی و آمیخته راش در شمال کشور با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

علی اصغر واحدی<sup>۱\*</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۸/۱۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۳/۱۱)

DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.20.78.53

### چکیده

با توجه به بحران کمبود آب در کشور، برآورد هر چه دقیق‌تر ذخایر آب در اکوسیستم‌های جنگلی می‌تواند از مهم‌ترین راهکارهای مورد استفاده در زمینه مدیریت بهینه منابع و چرخه آب برای توسعه بهره‌وری مدنظر قرار بگیرد. بدین منظور، با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی موجودی وزنی ذخایر آب تنه ۱۷۴ پایه قطع شده درختان گونه‌های مختلف اعم از راش، آزاد، ممرز، انجیلی، توسکا، بلوط و پلت شبیه‌سازی شد. از هر بخش از تنه استحصال شده درختان، قطعاتی با ابعاد حجمی ثابت در دمای ۱۰۵ درجه سانتی‌گراد در آون قرار گرفته و ضریب خشکی و چگالی ویژه کلیه نمونه‌ها اندازه‌گیری شدند. سه لایه ورودی شامل قطر برابر سینه، ارتفاع تنه و چگالی ویژه برای روند شبیه‌سازی متغیر پاسخ مورد استفاده قرار گرفتند. برای معماری توپولوژی شبکه عصبی مورد مطالعه از روش سعی و آزمون استفاده شد. نتایج نشان داد که استفاده از قطر برابر سینه به‌عنوان تنها لایه ورودی بر مبنای شاخص‌های اعتبار قطعیت شبکه عصبی، ۶۵ درصد از واریانس آزمون داده‌ها را توجیه کرد. با ورود هر سه لایه ورودی، خروجی بهینه با یک لایه پنهان حاوی تابع تانژانت سیگموئیدی در معماری صورت گرفته با تعداد ۱۵ نرون عصبی دارای حداکثر قطعیت برآوردی در جنگل‌های آمیخته راش مورد مطالعه است (RMSE = ۰/۰۰۱، MSE = ۰/۹۲،  $R^2 = ۰/۸۱$ ). برای صرفه‌جویی در هزینه‌ها، نیروی انسانی و جلوگیری از روش برآورد تخریبی، خروجی بهینه حاصل در قالب جعبه سیاه با قابلیت کاربرد در فضای سیستم‌های دیجیتالی دارای قابلیت کاربرد وسیع برای پیش‌بینی ذخایر آب و به تبع آن مدیریت چرخه آب در اکوسیستم جنگلی مورد مطالعه است.

واژه‌های کلیدی: جنگل‌های آمیخته راش، جنگل‌های هیرکانی، چرخه آب، زی توده درختان، شبکه عصبی مصنوعی

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

\*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: ali.vahedi60@gmail.com

## مقدمه

امروزه بحران کمبود آب و توزیع آن با توجه به خشکسالی‌های اخیر یکی از مهم‌ترین مشکلات موجود در کشورمان محسوب می‌شود. اگرچه شدت کشاورزی، دست‌اندازی‌های عوامل انسانی و ضعف مدیریت به‌عنوان مهم‌ترین عوامل کاهش منابع آب در کشور محسوب می‌شود؛ تأثیرات مربوط به تغییرات آب و هوایی و اخلاص در چرخه آب ناشی از بارندگی‌های نامتوازن حاصل از جریان‌های سطحی از جمله پدیده‌های نینو یا تغییرات عمده در میزان ذخایر آب موجود در اجزاء مختلف یا جریان‌های سطحی اکوسیستم‌های خشکی زمین را نباید نادیده گرفت. با توجه به شرایط اقلیمی موجود در کشور از جمله آب و هوای خشک، نیمه‌خشک و گرمسیری با زیرشاخه‌های متنوع اقلیمی، رویشگاه‌های هیرکانی با مقادیر بارندگی قابل توجه و شرایط اقلیمی معتدله با دارا توان اکولوژیک زیاد به‌عنوان یکی از پایدارترین و بزرگ‌ترین منابع آب در کشور محسوب می‌شود. در این راستا، جنگل‌های هیرکانی با بخش اعظم خاک‌های حاصلخیز، تولیدات زی‌توده کلان از جمله درختان قطور به‌عنوان مهم‌ترین ذخایر آب تلقی می‌شوند. منابع آب در جنگل‌ها ارتباط تنگاتنگی با میزان بارندگی، چرخه دینامیکی آب با توجه به روند پویایی اکوسیستم و میزان رطوبت موجود در آن دارد (۴). از طرفی میزان ذخایر آب در جنگل‌ها نقش بسیار مهمی در مکانیسم عملکرد روزنه‌های (استومات) برگ درختان، فعالیت‌های هوایی و غیرهوازی میکروبی و بیولوژیکی خاک و تعادل کربن دارد (۲۰). در واقع نوسانات ذخایر آب در اندام‌های مختلف زی‌توده گیاهان ارتباط متقابلی با جذب کربن طی فرآیند فتوسنتز و همچنین انتشار آن از طریق تنفس و در نتیجه افزایش بیش‌ازحد کربن در اتمسفر دارد. کلژون و همکاران (۲۲) و ژو و همکاران (۲۰) در مطالعات خود گزارش دادند که کاهش میزان منابع آب زی‌توده اکوسیستم‌های جنگلی پهن‌برگ موجب تغییرات زیاد در چرخه کربن اتمسفری و روند تبادل آن در فرآیند فتوسنتز می‌شود. بر مبنای روابط اکولوژیکی و ساختار فیزیولوژیکی حاکم در زی‌توده گیاهان اکوسیستم‌های طبیعی جنگل، با باز

شدن روزنه برگ‌ها در حین جذب کربن اتمسفری، آب وارد اتمسفر می‌شود. در واقع در این تبادل به‌طور میانگین در مقیاس جهانی، میزان جذب خالص سالیانه کربن اتمسفری در زی‌توده گیاهان در حدود  $109 \times 120$  تن و هدر رفت میزان آب از طریق فرآیند تعرق  $1012 \times 32/1$  تن است (۱۷ و ۱۸). یعنی به‌طور میانگین گیاهان به‌ازای جذب یک مولکول کربن اتمسفری،  $180$  مولکول آب از دست می‌دهند (۱۸). البته مهم‌ترین فرضیه در این زمینه این است که با افزایش حجم کربن در اتمسفر نرخ جذب کربن اتمسفری توسط درختان در جنگل‌ها بیشتر شده و فرآیند فتوسنتز شدت بیشتری پیدا می‌کند و میزان هدر رفت آب (طی فعالیت‌های هیدرولوژیکی) در اندام‌های درختان به‌دلیل افزایش شدت بهره‌وری استفاده از آب (WUE: Water use efficiency) برای انجام فتوسنتز به‌نوعی جبران شده و در واقع میزان بیشتری از آب توسط درختان جذب و در بافت‌های گیاهی ذخیره می‌شود (۱۸). همین امر سبب گشته که نرخ رشد زی‌توده درختان با افزایش گرمایش جهانی به‌دلیل افزایش غلظت کربن اتمسفری و بهره‌وری و ذخیره زیاده‌تر آب بیشتر شود. موند و همکاران (۲۳) نیز در این رابطه اذعان کردند که افزایش کربن اتمسفری در عصر حاضر یکی از مهم‌ترین عوامل در رابطه با افزایش نرخ رشد درختان و افزایش زی‌توده در جنگل‌های اروپا است.

مطالعات زیادی در رابطه با شبیه‌سازی چرخه آب در مقیاس جهانی و منطقه‌ای برای دریافت اطلاعات دقیق در رابطه با ویژگی‌های زیست‌فیزیکی - شیمیایی زمین و روند پویایی پوشش‌های گیاهی صورت گرفته است (۸، ۱۲ و ۲۰). البته در اکثر پژوهش‌ها، ذخایر آب گیاهان در ارتباط با مقادیر جذب کربن اتمسفری و روند تبادل آن در چرخه‌های مختلف مدنظر قرار گرفته‌اند. در واقع تخمین ذخایر موجود در منابع آب از جمله در جنگل‌ها برای بررسی و ارزیابی نقش اکوسیستم‌های مذکور در رابطه با چرخه کربن و چرخه آب در سطح جهانی و یا حداقل در سطح منطقه‌ای بسیار ضروری است (۱۱). نکته قابل ذکر این‌که اگرچه بهره‌برداری ذخایر آب

مناسب برای پایش تبدلات مقادیر آب بر مبنای روند بیولوژیکی درختان در مراحل مختلف تحولی توده‌های طبیعی جنگل ارائه دهد. با ارائه این پروتکل می‌توان در مدیریت بهینه جنگل، پایش بهینه‌ای در مقیاس وسیع برای ارزیابی روند تغییرات چرخه موجودی آب ذخیره شده در درختان در ارتباط با نرخ رشد زی توده و سناریوی گرمایش جهانی انجام داد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

تحقیق مورد نظر در سری ۳ جنگل‌های گلندرود نور واقع در حوزه آبخیز ۴۸ جنگل‌های شمال ایران صورت گرفته است. این سری از نظر تقسیمات اداری در حوزه استحفاظی اداره کل منابع طبیعی استان مازندران - نوشهر واقع می‌شود. 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. سری مورد مطالعه معروف به سری سرگلند به‌عنوان جنگل آمیخته راش محسوب می‌شود به طوری که درختان راش به‌صورت آمیخته با بلندمازو، ممرز، پلت، شیردار، نم‌دار، آزاد و سایر گونه‌های دیگر پراکنش دارند. جهت عمومی در کل سری غربی بوده و حداکثر شیب منطقه در برخی نقاط تا ۸۰٪ نیز می‌رسد. همچنین سنگ مادری در پارسل‌های مورد نظر آهک-مارن بوده و تیپ خاک نیز قهوه‌ای جنگلی تا راندزین است (۱). با توجه به داده‌های دریافتی مربوط به ایستگاه هواشناسی نوشهر آمار نشان داد که میانگین حداکثر و حداقل دما به ترتیب در اواسط مرداد ماه به میزان ۲۸/۸ درجه سانتی‌گراد و در ماه بهمن به میزان ۳/۹ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. متوسط بارندگی سالیانه ۱۲۹۳/۵ میلی‌متر می‌باشد که میانگین حداقل بارندگی در مرداد ماه (۳/۳ میلی‌متر) و میانگین حداکثر بارندگی در اواخر آبان ماه (۲۰۸ میلی‌متر) گزارش شده است.

در بافت‌های گیاهی به‌طور مستقیم امکان‌پذیر نیست ولی کل ذخایر آب در زی توده گیاهان در واقع به‌نوعی تعدیل‌کننده چرخه آب، رطوبت نسبی هوا، پایداری، شدت بارش و توزیع آن در داخل اکوسیستم جنگلی و شعاع اطراف آن است. البته نقش درختان در اکوسیستم‌های جنگلی با دارا بودن ویژگی‌های فیزیولوژیک تمایز یافته نسبت به سایر نباتات در اشکوب‌های زیرین، ساختار گسترده تاج و تنه‌های قطور در رابطه با استفاده از آب و ذخایر آن در بافت‌های مختلف بسیار حائز اهمیت است. در حقیقت بین ظرفیت وزنی آب و میزان زی توده درختان ارتباط مستقیمی وجود دارد. از آنجایی که تنه درختان با احتساب بیش از ۵۰ درصد از حجم صنعتی درختان (۴) و نزدیک به ۸۰ درصد از وزن خشک (زی توده هوایی) درختان را به خود اختصاص می‌دهد (۵، ۱۶ و ۲۵)، می‌تواند حداکثر سهم ذخایر وزنی آب را در بین اندام‌های مختلف درختان داشته باشد. بدین ترتیب در پژوهش حاضر برآورد ذخایر آب تنه درختان با حداکثر دقت در جنگل‌های طبیعی و آمیخته راش تحت مطالعه قرار گرفت. جنگل‌های راش در بخش میانی البرز شمالی واقع هستند و با بیشترین رطوبت نسبی و ریزش جوی زیاد دارای بیشترین میزان تولید زی توده در جنگل‌های شمال ایران هستند (۳). از اینرو با استناد به این که درختان جنگل‌های مذکور با مقادیر تولیدی زیاد می‌توانند دارای ذخایر آب قابل ملاحظه‌ای باشند، پژوهش حاضر در پی این است تا با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی پروتکل مناسبی برای برآورد هر چه دقیق‌تر مقادیر وزنی آب ذخیره شده در زی توده کلان جنگل آمیخته مذکور ارائه دهد. در این رابطه روند شبیه‌سازی مدل و تأثیرگذاری متغیرهای زیست‌فیزیکی برای رسیدن به حداکثر دقت برآورد با حداقل مقادیر آریبی یکی از اهداف مطالعه کنونی محسوب می‌شود. هدف نهایی پژوهش حاضر این است تا با استفاده از مدل‌های شبیه‌ساز با قابلیت دیجیتالی در سیستم‌های رایانه‌ای دقت ارزیابی در روند اخلاص در چرخه آب پس از هدر رفت میزان موجودی آب زی توده درختان را پس از قطع و حذف از جنگل افزایش داده و راه‌حلی

## روش پژوهش

برای تحقیق حاضر، تعداد ۱۷۴ پایه از گونه‌های مختلف درختان که برای قطع و استحصال نشانه‌گذاری شده بودند، انتخاب شدند. بر مبنای توزیع قطر برابر سینه (DBH) درختان در توده‌های نشانه‌گذاری شده کلاسه‌های قطری ۶۰-۸۰، ۳۰-۶۰ و بیش از ۸۰ سانتی‌متر برای انجام نمونه‌برداری تخریبی انتخاب شدند (۲۸). قبل از قطع درختان کلیه ویژگی‌های زیست‌فیزیکی درختان از جمله قطر برابر سینه و ارتفاع تجاری یعنی ارتفاع تنه از محل قطع کنده تا محلی که تاج شروع می‌شود (۷) اندازه‌گیری شدند. به منظور پراکندگی و گستردگی عملیات حجم قطع و تبدیل در عملیات میدانی، در سال ۱۳۹۳ داده‌های اندازه‌گیری شده با کلیه داده‌های موجود در آرشیو اسناد دستگاه اجرایی که حاوی داده‌های کمی درختان نشانه‌گذاری شده بودند، تطبیق داده شد. در عرصه به هنگام تبدیل تنه درختان پس از عملیات تجدید حجم توسط دستگاه‌های اجرایی، از انتهای هر قسمت از گرده بینه حاصل شده پس از اندازه‌گیری، از طول تنه به‌ازای ۵ - ۲ متر (۶، ۱۶ و ۲۹) یک دیسک کامل برداشت شد. از دو طرف مخالف دیسک ابعادی با قطعات ثابت  $2 \times 2 \times 2$  سانتی‌متر مکعب با پوست تکه‌برداری شد و نمونه‌های مزبور در آون به مدت ۲۴ ساعت در دمای ۱۰۵ درجه سانتی‌گراد خشک شدند (۶، ۱۶، ۲۶ و ۲۹) تا ضریب خشکی و چگالی ویژه هر نمونه محاسبه شود.

## تجزیه و تحلیل داده‌ها

برای اندازه‌گیری چگالی ویژه از رابطه زیر استفاده شد (۱۶):

$$\rho = \frac{M_{wk}}{V_{wk}} \quad [1]$$

در رابطه فوق،  $\rho$  چگالی ویژه بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب،  $M$  جرم خشک نمونه چوبی بر حسب گرم و  $V$  حجم نمونه بر حسب سانتی‌متر مکعب می‌باشد. برای اندازه‌گیری ذخایر آب موجود در تنه درختان قطع شده، ابتدا هر بخش از تنه استحصال شده با استفاده از قیاب با دقت ۰/۱ کیلوگرم توزین شد. سپس با اندازه‌گیری نسبت وزن خشک به وزن تر

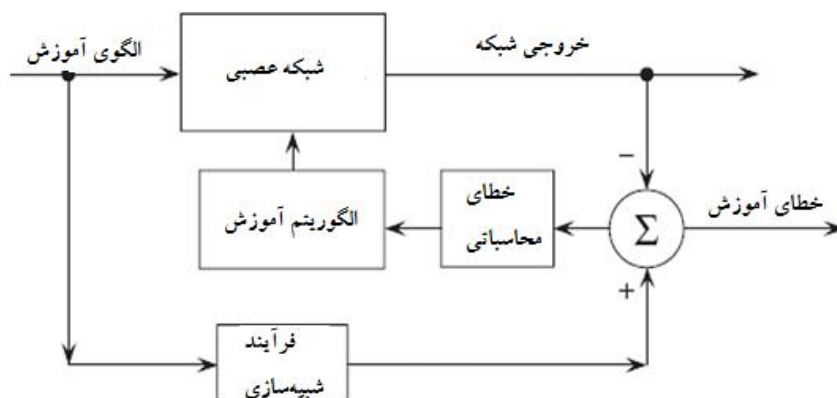
نمونه‌های تکه‌برداری شده، هر بخش از وزن تر تنه‌های استحصال شده در نسبت مزبور ضرب شده و مقادیر زی‌توده و به تبع آن مقادیر وزنی ذخایر آب طبق رابطه زیر حاصل شد.

$$W_{H_2O} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n (w_k - (\frac{m_k}{M_k}(w_k))) \rightarrow M_{Bole} - m_{Bole} = W_{H_2O} \quad [2]$$

در رابطه فوق،  $W_{H_2O}$  کل ذخایر وزنی آب تنه درختان بر حسب کیلوگرم یا تن،  $w_k$  وزن تر هر بخش از تنه درخت،  $m_k$  جرم خشک هر بخش از قطعات نمونه بر حسب گرم،  $M_k$  جرم تر هر بخش از قطعات نمونه بر حسب گرم،  $M_{Bole}$  وزن تر تنه درختان جنگل مورد مطالعه بر حسب تن و  $m_{Bole}$  زی‌توده (وزن خشک) تنه درختان جنگل مورد مطالعه بر حسب تن محسوب می‌شوند. در استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی از شبکه الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده شد. در اولین گام، کلیه داده‌ها در قالب ماتریس متغیرهای مستقل و متغیر وابسته طبق رابطه زیر استانداردسازی شدند (۵ و ۲۴).

$$X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad [3]$$

در رابطه بالا،  $X_n$ : متغیر نرمال شده،  $X_i$ : هر یک از ورودی‌ها،  $X_{min}$  و  $X_{max}$ : به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار ماتریس داده‌های ورودی محسوب می‌شوند. طراحی معماری شبکه مذکور از تعداد مختلف نورون و لایه‌های پنهان با انتخاب توابع انتقالی موجود صورت گرفت. برای طراحی توپولوژی شبکه عصبی، با انتخاب لایه ورودی، تعداد لایه پنهان و نورون‌ها به‌تناوب دچار تغییر می‌شود مادامی‌که به‌دقت مورد نظر و انتخاب مدل بهینه دستیابی پیدا کرد (۲۷). نکته قابل‌ذکر 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 روش سعی و خطا و البته تجربیات دیگر محققان است (۲). شکل (۱) ساختار فرآیند آموزش شبکه عصبی مصنوعی از نوع الگوریتم پس‌انتشار خطا را نشان می‌دهد.



شکل ۱. فرآیند شبیه‌سازی شبکه عصبی الگوریتم پس انتشار خطا

داده‌ها می‌باشد (۲ و ۲۴). در این رابطه اگر چنانچه بین آموزش، اعتبار و آزمون در تعداد دور رفت و برگشت پس انتشار برای کاهش خطا همسانی وجود داشته باشد و میزان میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها از همه موارد کمتر باشد در این صورت خروجی تعریف شده با توپولوژی طراحی شده در شبکه از اعتبار بیشتری برخوردار می‌باشد (۱۴ و ۱۵). برای اعتبارسنجی به منظور انتخاب مدل بهینه از شاخص‌های ضریب تبیین ( $R^2$ )، میانگین مربعات خطای آزمون داده‌های مربوط به هر یک از خروجی‌های ارائه شده و ریشه میانگین مربعات خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهدات استفاده شد. کلیه آنالیزهای انجام شده توسط نرم‌افزار مطلب Matlab صورت گرفت.

### نتایج تحقیق

جدول (۱) نتایج تحلیلی شبیه‌سازی ذخایر آب با استفاده از یک لایه ورودی را با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که مدل  $A_4$  با دو لایه پنهان شامل تابع لجستیک سیگموئید و تانژانت سیگموئید با لایه خروجی یک نورون عصبی حاوی تابع خطی دارای حداکثر دقت شبیه‌سازی مقادیر ذخایر آب تنه درختان در جنگل مورد مطالعه می‌باشد. مدل  $A_1$  با تعداد ۱۰ نورون عصبی حاوی تابع لجستیک سیگموئیدی در یک لایه پنهان با یک نورون عصبی حاوی تابع خطی در لایه خروجی در اولویت دوم برای پیش‌بینی و برآورد

برای انجام عملیات شبیه‌سازی از عوامل توصیفی قطر برابر سینه (DBH)، ارتفاع تنه (H) و چگالی ویژه ( $\rho$ ) با حداکثر همبستگی با متغیر پاسخ (ذخایر وزنی آب) استفاده شد. هرچقدر همبستگی بین متغیرهای ورودی با خروجی بیشتر باشد در این صورت سیگنال‌های دریافتی قوی‌تر بوده و دستیابی به پاسخ با حداکثر دقت انجام می‌شود. کلیه داده‌ها در قالب ماتریس با ابعاد چند بعدی به عنوان لایه‌های ورودی برای انجام شبیه‌سازی وارد شدند. رایج‌ترین توابع انتقالی مورد استفاده در هر یک از توپولوژی‌های طراحی شده عبارتند از تابع لجستیک سیگموئید، تابع تانژانت سیگموئید و تابع خطی ( $L-f$ ) که روابط آنها به ترتیب در زیر عنوان شده است:

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(-x_i)} - (\text{Log - sigmoid}) \quad [4]$$

$$Y = \frac{2}{[1 + \exp(-\gamma x_i)]} - (\text{Tan - sigmoid}) \quad [5]$$

$$\text{Purelin}(n) = n \rightarrow \text{Linear}(f) \quad [6]$$

در شبیه‌سازی شبکه عصبی با استفاده از توابع فوق، معمولاً خطاهای محاسبه شده به لایه‌های قبل در طی چند دور رفت و برگشت پس انتشار یافته تا وزن‌ها و اربیبی اصلاح شوند. در الگوریتم آموزش و ارزیابی شبکه، کل داده‌ها به سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم‌بندی می‌شوند که معیار ارزیابی مدل بهینه بر مبنای برازش و حداقل میانگین مربعات خطای آزمون

جدول ۱. نتایج تحلیلی شبیه‌سازی ذخایر آب با استفاده از یک لایه ورودی قطر برابر سینه

کد	ساختار ورودی شبکه	توپولوژی توابع انتقالی شبکه عصبی	تعداد نرون عصبی	Epoch	$R^2$	$MSE_{test}$	RMSE
A <sub>۱</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Logsig → Purelin	۱۰	۲۰	۰/۶۵۵	۰/۰۰۱۸	۲۱۶/۲۵
A <sub>۲</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Purelin	۱۰	۸	۰/۵۲۴	۰/۰۱۷۵	۲۴۳/۰۶
A <sub>۳</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Logsig → Purelin	۲۵ - ۲۰	۹	۰/۴۰۵	۰/۰۱۲	۲۳۷/۸۸
A <sub>۴</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Logsig → Tansig → Purelin	۲۵ - ۲۰	۱۱	۰/۶۶۵	۰/۰۰۹۹	۲۱۱/۲۷
A <sub>۵</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Tansig → Purelin	۱۰ - ۵	۲۵	۰/۳۸۶	۰/۰۱۳۰	۲۲۸/۶۶
A <sub>۶</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Logsig → Logsig → Purelin	۲۵ - ۲۰	۸	۰/۵۵۲	۰/۰۳۸	۳۴۶/۰۱
A <sub>۷</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Logsig → Tansig → Purelin	۱۰ - ۵ - ۵	۱۱	۰/۷۲۵	۰/۰۲۲	۲۲۳/۷۴
A <sub>۸</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Tansig → Tansig → Purelin	۳۰ - ۲۵ - ۲۵	۱۲	۰/۳۲۷	۰/۰۱۰۶	۲۹۵/۳۲
A <sub>۹</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Logsig	۲۵	۷۶	۰/۰۸۲	۰/۱۱۱	۶۳۹/۴۳۳
A <sub>۱۰</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Tansig → Tansig	۱۵	۵۹	۰/۷۱۹	۰/۰۱۴۸	۲۲۰/۰۸
A <sub>۱۱</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Logsig → Tansig → Tansig	۲۵ - ۲۰	۱۴	۰/۵۴	۰/۱۳۱	۷۱۲/۲۴
A <sub>۱۲</sub>	DBH → W <sub>H<sub>۰</sub></sub>	Logsig → Logsig → Logsig	۴۵ - ۳۰	۱۱	۰/۰۴۹	۰/۱۴۳	۷۱۷/۱۳

Epoch: تعداد دور رفت و برگشت پس‌انتشار خطا،  $R^2$ : ضریب تبیین،  $MSE_{test}$ : میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها، RMSE: ریشه میانگین مربعات خطای بین مشاهدات و مقادیر شبیه‌سازی شده

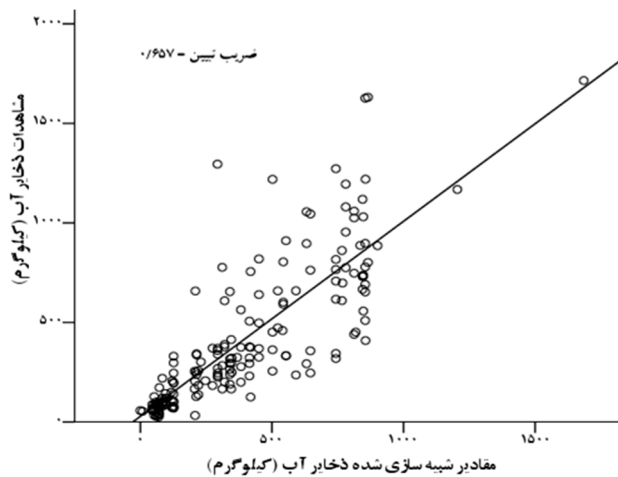
که مدل شبیه‌ساز B<sub>۱۰</sub> با یک لایه پنهان و تعداد ۱۵ نرون عصبی حاوی تابع تانژانت سیگموئیدی به‌عنوان بهترین پیشگو دارای حداکثر دقت برآوردی و قطعیت محاسباتی محسوب می‌شود (جدول ۲). خروجی B<sub>۵</sub> با دو لایه پنهان به‌ترتیب با ۱۰ و ۵ نرون عصبی حاوی تابع تانژانت سیگموئیدی و با یک نرون حاوی تابع خطی در لایه خروجی به‌عنوان بهترین پیشگو در اولویت دوم معرفی شد (جدول ۲). مطابق جدول ۲، طراحی‌های مختلف توپولوژی با استفاده از سه لایه ورودی قطر برابر سینه، ارتفاع تنه و چگالی ویژه در شبکه عصبی مورد استفاده تأثیر چندانی در افزایش دقت شبیه‌سازی متغیر پاسخ مورد مطالعه (موجودی وزنی آب تنه درختان جنگل آمیخته راش) نداشت.

شکل (۴) و (۵) به‌ترتیب برآزش بین مشاهدات و مقادیر شبیه‌سازی شده ذخایر آب مربوط به مدل B<sub>۵</sub> و B<sub>۱۰</sub> را نشان می‌دهد. با توجه به برآزش نشان داده شده در شکل ۵ و مقادیر

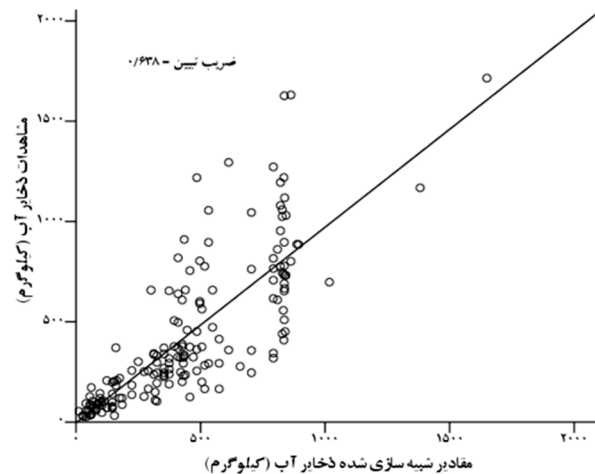
ذخایر آب با حداکثر قطعیت در جنگل مورد مطالعه را دارد. با افزایش تعداد لایه‌های پنهان و تعداد مختلف نرون‌های عصبی حاوی توابع مختلف در هر لایه دقت قابل‌ملاحظه‌ای مشاهده نشد.

اشکال زیر برآزش بین مشاهدات اندازه‌گیری شده ذخایر آب در تنه درختان جنگل آمیخته راش و مقادیر شبیه‌سازی شده ذخایر آب با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود ضریب تبیین حاصل از برآزش به‌دست آمده بین مشاهدات و خروجی مدل A<sub>۴</sub> مقدار عددی بیشتر و برآزش بهتری را نسبت به شکل (۲) نشان می‌دهد.

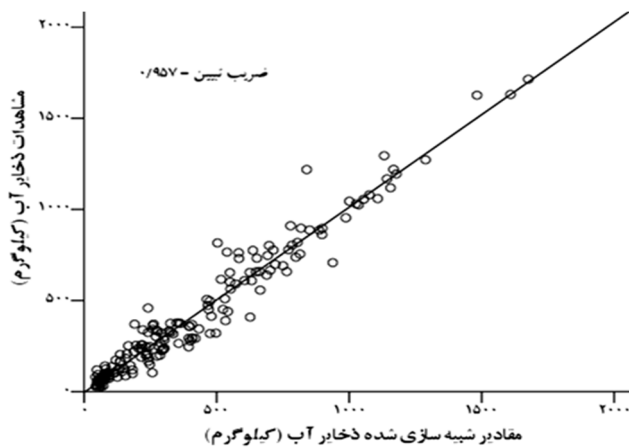
در روند شبیه‌سازی ذخایر آب در جنگل مورد مطالعه از عوامل توصیفی ارتفاع تنه و چگالی ویژه علاوه بر قطر برابر سینه نیز به‌عنوان لایه‌های ورودی برای افزایش دقت برآورد و پیش‌بینی متغیر پاسخ استفاده شد (جدول ۲). نتایج نشان داد



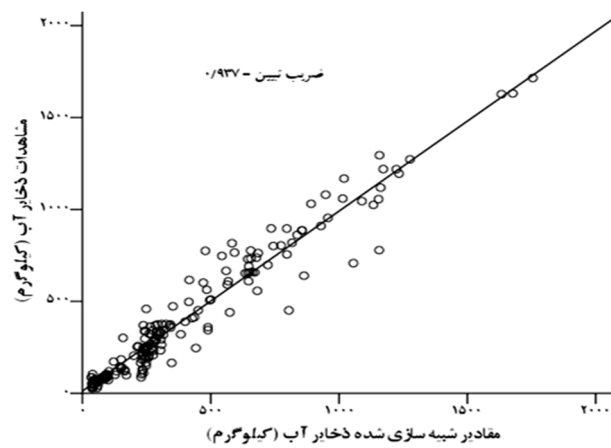
شکل ۳. برازش بین مشاهدات ذخایر آب و مقادیر شبیه‌سازی شده مدل A<sub>۲</sub> حاصل از شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۲. برازش بین مشاهدات ذخایر آب و مقادیر شبیه‌سازی شده مدل A<sub>۱</sub> حاصل از شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۵. برازش بین مشاهدات ذخایر آب و مقادیر شبیه‌سازی شده مدل B<sub>۱</sub> حاصل از شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۴. برازش بین مشاهدات ذخایر آب و مقادیر شبیه‌سازی شده مدل B<sub>۵</sub> حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

۲، شکل ۵). نتایج زیادی نشان دادند که مقادیر زی توده تنه درختان همبستگی زیادی با قطر برابر سینه دارد (۵، ۱۰ و ۲۶). هر چقدر میزان تولید خالص سالیانه زیادتر باشد و از آنجایی که درختان برای تولید هر چه بیشتر زی توده به میزان آب بیشتری (WUE) نیاز دارند از این لحاظ در زی توده کلان که دارای مقادیر وزنی زیادی هستند، ذخایر آب بیشتری وجود دارد. به همین دلیل در نتایج شبیه‌سازی بهینه پژوهش حاضر، قطر برابر سینه تقریباً ۶۵ درصد از تغییرات واریانس را در برازش مربوط به آزمون داده‌ها توجیه کرده است. مطالعات زیادی نشان

عددی ضریب تبیین می‌توان با قطعیت اذعان کرد که مدل شبیه‌ساز نهایی معرفی شده می‌تواند به‌عنوان خروجی بهینه حاصل از شبیه‌سازی ذخایر آب در پژوهش حاضر معرفی شود.

## بحث

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که لایه‌های ورودی قطر برابر سینه، ارتفاع تنه و چگالی ویژه به‌عنوان عوامل پیشگو قابلیت زیادی برای پیش‌بینی صحیح مقادیر وزنی آب ذخیره شده تنه در درختان جنگل آمیخته راش تحت مطالعه را دارند (جدول

جدول ۲. نتایج تحلیلی شبیه‌سازی ذخایر آب با استفاده از سه لایه ورودی قطر برابر سینه، ارتفاع تنه و چگالی ویژه

کد	ساختار ورودی شبکه	توپولوژی توابع انتقالی شبکه عصبی	تعداد دوره‌های آموزش	Epoch	$R^2$	$MSE_{test}$	RMSE
B <sub>۱</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Logsig $\rightarrow$ Purelin	۱۰	۱۰	۰/۹۱۶	۰/۰۰۳۶	۱۰۳/۸
B <sub>۲</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Purelin	۱۰	۱۲	۰/۸۷۴	۰/۰۰۳۳	۱۰۸/۵۵
B <sub>۳</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Logsig $\rightarrow$ Purelin	۲۵ - ۲۰	۱۲	۰/۶۱۱	۰/۰۰۲۳	۱۳۵/۸۷
B <sub>۴</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Logsig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Purelin	۲۵ - ۲۰	۱۵	۰/۷۷۸	۰/۰۰۴۰۱	۱۵۳/۹۵
B <sub>۵</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Purelin	۱۰ - ۵	۲۲	۰/۸۶۱	۰/۰۰۱۱	۹۰/۱۳
B <sub>۶</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Logsig $\rightarrow$ Logsig $\rightarrow$ Purelin	۲۵ - ۲۰	۱۲	۰/۸۳۸	۰/۰۰۲۱	۱۱۰/۸۲
B <sub>۷</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Logsig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Purelin	۱۰ - ۵ - ۵	۱۶	۰/۷۰۱	۰/۰۰۱۷	۱۱۵/۸۸
B <sub>۸</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Purelin	۳۰ - ۲۵ - ۲۵	۱۷	۰/۷۱۹	۰/۰۰۳۳۸	۱۹۱/۳۷
B <sub>۹</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Logsig	۲۵	۲۱	۰/۵۹۷	۰/۰۰۴۰۶	۲۱۴/۱۱
B <sub>۱۰</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Tansig $\rightarrow$ Tansig	۱۵	۱۶	۰/۹۱۸	۰/۰۰۱۰۶	۸۱/۰۸
B <sub>۱۱</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Logsig $\rightarrow$ Tansig $\rightarrow$ Tansig	۲۵ - ۲۰	۱۳	۰/۲۱	۰/۰۰۱۰۷	۲۰۱/۰۳
B <sub>۱۲</sub>	DBH H $\xrightarrow{Matrix_{inputs}}$ W <sub>H,o</sub> $\rho$	Logsig $\rightarrow$ Logsig $\rightarrow$ Logsig	۴۵ - ۳۰	۳۱	۰/۱۵	۰/۱۲۲	۲۱۴/۱۴

Epoch: تعداد دور رفت و برگشت پس‌انتشار خطا،  $R^2$ : ضریب تبیین،  $MSE_{test}$ : میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها، RMSE: ریشه میانگین مربعات خطای بین مشاهدات و مقادیر شبیه‌سازی شده

حوضچه‌های کربن (زی‌توده) محسوب می‌شوند. از اینرو با توجه به همبستگی چرخه آب و ذخایر میزان آب با موجودی کربن درختان در اکوسیستم‌های جنگلی (۲۰) برای به حداکثر

داده‌اند که ارتفاع درختان همبستگی کمتری نسبت به قطر برابر سینه با مقادیر زی‌توده تنه درختان داشته و در واقع به‌نوعی با کندی خیلی زیاد سبب افزایش دقت مدل‌های محاسباتی



بودند. ولی مطالعات مختلفی بر این نکته تأکید دارند که اولویت انتخاب بهترین خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای ریشه میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها، همسانی روند کاهش خطای آزمون داده‌ها با آموزش و اعتبار داده‌ها، ریشه میانگین مربعات خطای بین مشاهدات (مقادیر واقعی) و مقادیر تخمینی می‌باشد (۵، ۱۳، ۱۵ و ۱۶). از اینرو در پژوهش حاضر با رعایت تمام موازین عنوان شده مدل  $B_1$  به‌عنوان مدل بهینه و نهایی معرفی شد.

معمولاً همبستگی بین لایه‌های ورودی، نوع ارتباط بین لایه‌های ورودی و خروجی، تقارن و یا عدم تقارن بین داده‌ها در شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی برخلاف کلیه تحلیل‌های محاسباتی (مانند مدل‌سازی رگرسیون) هیچ تأثیری در روند پیشگویی ندارد و تکنیک مزبور در تمام شرایط محیطی و دینامیکی دارای دقت بسیار زیادی می‌باشد (۵ و ۱۳). کیولیالی و همکاران عنوان کردند که تکنیک استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین منابع آب با توجه به لایه‌های ورودی همبسته برای پیش‌بینی حوادث شدید و یا شرایط دینامیکی غیرعادی در زمینه هیدرولوژی دارای حداکثر دقت شبیه‌سازی می‌باشد (۹). در این زمینه، میزان عدم قطعیت در روند شبیه‌سازی می‌تواند مربوط به خطاهای انسانی در حین اندازه‌گیری مشاهدات یا روند تغییرات شدید محیطی باشد. دوفرین در مطالعه‌ای در رابطه با روند شبیه‌سازی ظرفیت آب موجود در جنگل‌های راش میزان عدم قطعیت را به خطاهای موجود در نحوه اندازه‌گیری مشاهدات یا تفاوت‌هایی که بین متغیرهای توصیفی در مقیاس مورد مطالعه وجود دارد ارتباط داد (۱۱). خطاهای ارائه شده در ارائه مدل بهینه در تحقیق حاضر نیز می‌تواند منوط به موارد ذکر شده باشد. البته شبکه عصبی مصنوعی با قدرت تحلیلی و محاسباتی بسیار قابل توجه برای رسیدن به متغیر پاسخ، می‌تواند به‌عنوان ابزار مهم برای تصمیم‌گیری در رابطه با نحوه مدیریت منابع آب و عملیات اجرایی پس از آن باشد (۱۹). در واقع استفاده توپولوژی‌های بهینه در شبکه عصبی مصنوعی

رساندن دقت برآوردی ذخایر آب، ارتفاع درختان به‌همراه چگالی ویژه تنه علاوه بر قطر برابر سینه در قالب ماتریس داده‌های ورودی برای شبیه‌سازی استفاده شد. چگالی درختان به‌نوعی بیانگر روند تحولات اقلیمی و رویشگاهی، ویژگی‌های ساختاری و فیزیولوژی درختان معرفی شده است (۵، ۱۶ و ۲۶). از اینرو احتساب این متغیر به‌عنوان لایه ورودی برای شبیه‌سازی باعث افزایش دقت برآورد و پیش‌بینی ذخایر وزنی آب و چرخه آن در روند دینامیکی جنگل می‌شود. نتایج تحقیق حاضر نشان داد که با طراحی و معماری‌های مختلف توپولوژی شبکه عصبی مورد مطالعه در پژوهش حاضر مدل شبیه‌ساز  $B_1$  با یک لایه پنهان و ۱۰ نورون عصبی حاوی تابع تانژانت سیگموئیدی با لایه‌های ورودی مذکور دارای بیشترین دقت برآوردی می‌باشد. در این رابطه قارون و همکاران (۱۳) از مقادیر بارندگی و شاخص تفاضل نرمال شده گیاهان (NDVI) به‌عنوان لایه‌های ورودی در شبکه عصبی از نوع الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش‌بینی کوتاه مدت میزان کارایی مقادیر آب در جنگل پس از آتش‌سوزی استفاده کردند و در نتایج خود نشان دادند ضریب همبستگی حاصل از برازش آزمون داده‌ها  $R = 0.95$  بوده و خروجی بهینه به‌دست آمده دارای حداقل خطای برآوردی می‌باشد. خروجی بهینه به‌دست آمده در پژوهش ایشان دارای تعداد ۱۰ نورون عصبی شامل تابع تانژانت سیگموئیدی در دو لایه، یک نورون حاوی تابع خطی در لایه خروجی و سه دور بسامد کاهش انتشار خطا (Epoch) می‌باشد. در پژوهش حاضر نیز مطابق با خروجی به‌دست آمده ( $B_5$ ) توپولوژی مذکور با دو لایه پنهان حاوی تابع تانژانت سیگموئیدی با تعداد نورون مشابه و لایه خروجی با یک نورون عصبی حاوی تابع خطی دارای دقت قابل ملاحظه‌ای بود ولی در ادامه معماری برای دستیابی به بهترین مدل شبیه‌ساز با حداکثر قدرت پیشگویی نتایج پژوهش حاضر براساس مدل  $B_1$  ساده‌تری را نشان داد. همان‌طور که در نتایج پژوهش حاضر نشان داده شد، برخی از مدل‌های غیر بهینه که در دسته‌بندی مدل‌های مجاز قرار نگرفتند بعضاً دارای ضریب تبیین بیشتری

نمود. البته واحدی (۲۸) در رابطه با ارائه مدل‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی مقادیر زی‌توده روی زمینی درختان در جنگل‌های آمیخته راش در شمال ایران اذعان کرد که معماری هر یک از مدل‌های بهینه می‌تواند با تغییر در نوع پوشش گیاهی، ساختار و تفاوت در شرایط رویشگاهی متفاوت باشد و از اینرو استفاده از این مدل‌ها مختص جنگل‌ها و یا توده‌های درختانی است که دارای شرایط رویشگاهی مشابهی باشند. بنابراین، نکته حائز اهمیت در این است که شرایط کاربرد مدل‌های شبیه‌سازی شده در پژوهش حاضر همانند مدل‌های محاسباتی با پارامترهای (ضرایب) عددی، مشروط به شباهت رویشگاهی جنگل مورد مطالعه به لحاظ تیپ، ساختار، عوامل فیزیوگرافی، آب و هوایی، اداپتی و کلیه شرایط رویشگاهی است. از آنجایی که حذف موجودی آب در داخل اکوسیستم‌های پیچیده‌ای همچون جنگل‌های طبیعی می‌تواند یکی از عوامل مؤثر در آشفستگی و اختلال در چرخه آب محسوب شود، ارائه مدل‌های شبیه‌ساز در پژوهش حاضر می‌تواند با استفاده از تخمین هر چه دقیق‌تر میزان هدر رفت موجودی آب زی‌توده روی زمینی درختان پس از قطع درختان توسط دستگاه‌های اجرایی یا بر اثر عوامل آشفستگی در مقیاس‌های متفاوتی در سطح جنگل برای مدیریت بهینه جنگل بر مبنای اصل توسعه پایدار و یا حفظ و توسعه هرچه بیشتر سطح رویشگاه‌های جنگلی سودمند واقع شود. از طرفی، با توجه به روند بیولوژیکی درختان سرپا با حداکثر موجودی آب در زی‌توده تر و آستانه پایان دیرزیستی و رود به مرحله خشکیدگی (خشکه‌دار) با حداقل میزان آب در زی‌توده خشک (فیتومس)، با استفاده از مدل‌های ارائه شده می‌توان به الگوی مناسبی در رابطه با تبدلات مقادیر آب و ارزیابی روند چرخه آب در هر یک از مراحل تحولی توده‌های طبیعی در سطوح وسیعی از رویشگاه جنگل پرداخت.

برای مدیریت بهینه منابع آب باعث کاهش هزینه‌های مالی و نیروی انسانی در این زمینه شده و هیچ محدودیتی نیز در رابطه با استفاده از خروجی‌های بهینه برای تخمین نزدیک به میزان واقعیت ذخایر آب در سطح محلی در جنگل‌های مورد مطالعه وجود ندارد (۱۹). منابع اصلی مقادیر وزنی ذخایر آب شبیه‌سازی شده در تنه درختان جنگل مورد مطالعه در واقع بخشی از میزان بارش هر سال، بخار آب موجود در اتمسفر که حاصل از فعالیت‌های هیدرولوژیکی درختان بوده و میزان آب موجود در خاک که توسط جریان‌ات اسمزی و کشش‌های آوندی چوب (Stem flow) در داخل تنه درختان جریان داشته، می‌باشد. از اینرو با توجه به نتایج به‌دست آمده در پژوهش حاضر می‌توان برآوردی نزدیک به واقعیت در رابطه با ذخایر وزنی آب در زی‌توده درختان برای مدیریت بهینه منابع آب داشت. در حقیقت در پژوهش حاضر با توجه به لایه‌های ورودی مورد استفاده برای شبیه‌سازی که دارای همبستگی زیادی با متغیر پاسخ بودند و با توجه به میانگین مربعات خطای به‌دست آمده در مدل بهینه ( $MSE_{test} = 0/001$ ) و مقادیر عددی ریشه میانگین مربعات خطای بین تخمین و مشاهدات ( $RMSE = 81/08$ ) و ضریب تبیین به‌دست آمده ( $R^2 = 0/957$ )، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که خروجی بهینه انتزاعی دارای دقت زیادی برای پیش‌بینی بوده و از لحاظ محاسباتی دارای قطعیت قابل اطمینان می‌باشد. از اینرو، دارای قابلیت کاربرد در سطح وسیعی از جنگل‌های مورد مطالعه برای برآورد موجودی وزنی آب تنه درختان می‌باشد. در واقع بر مبنای شاخص‌های اعتبارسنجی و صحت‌سنجی با استفاده از مدل بهینه نهایی معرفی شده در نتایج حاصل (مدل  $B_1$ ) می‌توان با استفاده از اندازه‌گیری متغیرهای عامل معرفی شده موجودی آب زی‌توده درختان جنگل آمیخته راش در رویشگاه مورد مطالعه را در سطح وسیعی با حداکثر قطعیت برآورد

## منابع مورد استفاده

۱. بی‌نام، ۱۳۸۷. طرح جنگل‌داری سری سه گن‌درود (تجدیدنظر دوم)، اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران - نوشهر.

۲. فیض‌نیا، س.، ح. م. عسگری و م. معظمی. ۱۳۸۶. بررسی کارایی روش شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوب معلق روزانه (بررسی موردی حوزه آبخیز زرد رامهرمز، استان خوزستان)، نشریه دانشکده منابع طبیعی ۶۰(۴): ۱۱۹۹-۱۲۱۰.
۳. مروی مهاجر، م. ۱۳۸۴. جنگل‌شناسی و پرورش جنگل. چاپ اول، انتشارات دانشگاه تهران، تهران.
۴. نمیرانیان، م. ۱۳۸۵. اندازه‌گیری درخت و زیست‌سنجی جنگل. چاپ اول، انتشارات دانشگاه تهران، تهران.
۵. واحدی، ع. ا.، ا. متاجی و ف. فرجی. ۱۳۹۳. ارائه مدل تغییرات شعاعی و عمودی چگالی تنه درختان راش (*Fagus orientalis* L.) در جنگل‌های هیرکانی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی. مجله جنگل ایران ۶(۴): ۴۹۸-۴۸۳.
6. Aboal, R. J., J. Ramon Arevalo and A. Fernandez. 2005. Allometric relationships of different tree species and stand above ground biomass in the Gomera laurel forest (Canary Islands). *Flora*. 200:264-274.
7. 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, *For. Ecol. Manage.* 257: 1684-1694.
8. Bonan, G. B., S. Levis, S. Sitch, M. Vertenstein and K. W. Oleson. 2003. A dynamic global vegetation model for use with climate models concepts and description of simulated vegetation dynamics, *Glob. Change. Bio.* 9: 1543-1566.
9. Coulibaly, P., B. Bobee and F. Antcil. 2001. Improving extreme hydrologic events forecasting using a new criterion for artificial neural network selection, *Hydrol. Process* 15: 1533-1536.
10. 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, *For. Ecol. Manage.* 260: 1873-1885.
11. Dufrene E., H. Davi C. Francois G. L. Maire, V. L. Dantec and A. Granier. 2005. Modelling carbon and water cycles in a beech forest Part I: Model description and uncertainty analysis on modelled NEE, *Ecol. Model.* 185: 407-436.
12. Frolking, S., N. Roulet, T. R. Moore, P. J. H. Richard, M. Lavoie and S. D. Muller. 2001. Modeling northern peatland decomposition and peat accumulation, *Ecosystems*. 4: 479-498.
13. Gharun M., M. Azmi and M. A. Adams. 2015. Short-Term Forecasting of Water Yield from Forested Catchments after Bushfire: A Case Study from Southeast Australia, *Water* 7: 599-614.
14. Hagan, M. T., H. B. Dcmuth and M. Beale. 1996. *Neural Network Design*, PWS Publishing Co, United States of America.
15. Haykin, S. 2008. *Neural Networks and learning machines*, Third edition, Pearson Education, 906 pp.
16. 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, *For. Ecol. Manage.* 260: 1375-1388.
17. Hetherington A. M. and F. I. Woodward. 2003. The role of stomata in sensing and driving environmental change, *Nature*. 424: 901-908.
18. Holtum, J. A. M. and K. Winter. 2010. Elevated [CO<sub>2</sub>] and forest vegetation: more a water issue than a carbon issue?, *Func. Plant. Bio.* 37: 694-702.
19. Iliadis L. S. and F. Maris. 2007. An Artificial Neural Network model for mountainous water-resources management: The case of Cyprus mountainous watersheds, *Environmental Modelling & Software* 22: 1066-1072.
20. Ju, W., J. M. Chen, T. A. Black, A. G. Barr, H. Maccaughey and N. T. Roulet. 2006. Hydrological effects on carbon cycles of Canada's forests and wetlands, *Tellus* 58: 16-30.
21. 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, *For. Ecol. Manage.* 146: 199-209.
22. Kljun, N., T. A. Black, T. J. Griffis, A. G. Barr, D. Gaumont-Guay, K. Morgenstern, J. H. McCaughey and Z. Nestic. 2004. Net carbon exchange of three boreal forests during a drought. *In: Proceedings of the 26<sup>th</sup> Conference on Agricultural and Forest Meteorology*, August 23-27, Vancouver, BC, Canada. American Meteorology Society, Boston, MA, P4,5, 4 pp.
23. Mund, M., E. Kummert, M. Hein, G. A. Bauer and E. D. Schulze. 2002. Growth and carbon stocks of a spruce forest chronosequence in central Europe, *For. Ecol. Manage.* 171: 275-296.
24. Naghdi, R. and I. Ghajar. 2012. Application of Artificial Neural Network in the Modeling of Skidding Time Prediction, *Adv. Mater. Res.* 403: 3538-3543.
25. Navar, J. 2009. Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico, *For. Ecol. Manage.* 257: 427-434.
26. Ribeiro, C. S., 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, *For. Ecol. Manage.* 262: 491-499.

27. 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, *Cons. Build. Mater.* 62: 102-108.
28. Vahedi, A. A. 2016. Artificial neural network application in comparison with modeling allometric equations for predicting above-ground biomass in the Hyrcanian mixed-beech forests of Iran, *Biomass and Bioenergy* 88: 66- 76.
29. 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, *J. Plant. Res.* 123: 439-452.

## Simulating Water Resources within Biomass Structure of Trees Storey in the Natural and Mixed-Beech Forests in North of Iran using Artificial Neural Network

A. A. Vahedi<sup>1\*</sup>

(Received: Nov. 1-2015 ; Accepted: June 6-2016)  
DOI: 10.18869/acadpub.jstnar.20.78.53

### Abstract

Due to water shortage in country, more accurate estimate of water reserve can be one of the most important guidelines on the optimal management of water resource and cycle for development of water productivity efficiency. Therefore, using artificial neural network techniques the water supply of 174 fallen trees from different species was simulated. From any part of each bole, components of constant volume were extracted and placed in 105°C to be oven-dried to measure specific drought index and wood density. Three input layers of diameter at breast height, height and specific wood density were used to simulate the response variable. The method of trial and test were used for neural network topology architecture. The results showed that the use of only diameter as input layer based on the validation indices explained 65% of variance of test of data. Using the three layers in the neural network, optimized output including function of Tan-sigmoid in the designed architecture with the number of 15 neurons demonstrated the highest accuracy ( $R^2=0/92$ ,  $MSE= 0/001$ ,  $RMSE=81/08$ ). In order to save the costs and manpower and to avoid a destructive method, the optimized output in the form of black box has the wide applicability to predict the water reserve in the mixed-beech forests to manage water cycle in the studied ecosystem.

**Keywords:** Artificial neural network, Carbon sink, Mixed-beech forests, Water cycle.

---

1. Forestry, Res. Institute of Forests and Rangelands, Agric. Res. Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran.

\*: Corresponding Author, Email: ali.vahedi60@gmail.com