دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

"مقاله پژوهشی"

# پیش‌بینی میزان رواناب رودخانه زرینه‌رود در شرایط تغییر اقلیم با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

مینا آقاجانزاده سراسکانرود[۱]، جواد بهمنش[۲]، حسین رضایی[۳] و نسرین آزاد[۴]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه
۲- استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، (نویسنده مسوول: j.behmanesh@urmia.ac.ir)
۳- استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه
۴- دانش‌آموخته دکتری آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه
تاریخ ارسال: ۹۷/۱۰/۱۶ تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۳/۰۵
صفحه: ۲۰ تا ۳۰

**چکیده**

**در پژوهش حاضر، تاثیر تغییر اقلیم بر تغییر رواناب سطحی زرینه‌رود واقع در دشت میاندوآب مورد بررسی قرار گرفت. در این راستا، سناریوهای A1B، A2 و B1 از طریق مدل ریزمقیاس‌نمایی LARS-WG و با به‌کاربردن مدل گردش عمومی جو HadCM3 و مدل شبکه عصبی مصنوعی در دو دوره زمانی مختلف (۲۰۶۵-۲۰۴۶، ۲۰۹۹-۲۰۸۰) مورد مطالعه قرار گرفتند. بدین‌منظور بهترین ترکیب پارامترهای ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP جهت برآورد رواناب از میان پارامترهای هواشناسی مختلف با تاخیر صفر و یک روز و پارامتر رواناب با تاخیر یک روز انتخاب گردید. سپس از داده‌های هواشناسی پیش‌بینی‌شده توسط مدل اقلیمی LARS-WG در سال‌های آینده به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی منتخب استفاده شده و در ادامه رواناب پیش‌بینی گردید. نتایج ارزیابی داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی‌شده توسط مدل LARS-WG با استفاده از شاخص‌های آماری و خطاسنجی مختلف بیانگر این است که اختلاف معنی‌داری بین مقادیر شبیه‌سازی شده و مشاهداتی وجود ندارد. تحلیل عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز حاکی از دقت خوب و مناسب این مدل در شبیه‌سازی تغییرات رواناب در حوضه مورد بررسی است. نتایج نشان داد که متوسط رواناب سالانه در دوره ۲۰۶۵-۲۰۴۶ نسبت به دوره پایه در حدود ٤/٦٢ متر مکعب بر ثانیه افزایش و در دوره ۲۰۹۹-۲۰۸۰ نسبت به دوره پایه در حدود ١٤/٧ مترمکعب بر ثانیه کاهش خواهد یافت.**

**واژه‌های کلیدی: تغییر اقلیم، رواناب سطحی، شبکه عصبی مصنوعی، مدل ریزمقیاس نمایی، مدل گردش عمومی**

## مقدمه

گرم‌شدن زمین و تاثیر آن بر چرخه آب مسئله‌ای است که امروزه تمام دانشمندان علوم جوی بر روی آن اتفاق نظر دارند. هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC) گزارش کرده است که دمای سطح خشکی و آب در کره زمین از قرن ۱۹ تاکنون به‌میزان ۰/۴ تا ۰/۷۸ درجه سانتی‌گراد افزایش داشته است. همچنین در مقیاس جهانی از سال ۱۹۹۰ تاکنون ۱۰ سال گرم به‌وقوع پیوسته که از سال ۱۸۶۰ تاکنون بی‌سابقه بوده است (۲۱). تحلیل هیدرولوژیک سناریوهای تغییرات اقلیمی نشان می‌دهد که خشکسالی‌های شدید در برخی از مکان‌ها و سیل در مکان‌های دیگر رخ می‌دهد (۲۸). تغییر آب و هوا به‌طور گسترده‌ای در سراسر جهان مورد بررسی قرار گرفته و این مشکل به مسئله اصلی جامعه بین‌المللی تبدیل شده است (۳۰).

به‌دلیل اهمیت تغییراقلیم و تاثیراتی که می‌تواند بر آب و هوا و منابع آب داشته باشد، در سال‌های اخیر این مهم برای حوضه‌های آبریز مختلف در سطح کره زمین مد نظر قرار گرفته است. مظفری و همکاران (۲۰) تغییرات اقلیمی استان سیستان و بلوچستان را با استفاده از مدل LARS-WG پیش‌بینی کردند که در آن داده‌های سناریوی A2 مدل گردش عمومی جو ECHO-G اجرا شد. نتایج کلی بررسی‌ها برای دوره مذکور گویای افزایش ۸ درصدی بارش در استان بود. باگیس و همکاران (۴) اثرات تغییر آب و هوا را بر بارندگی با استفاده از سناریوهای مختلف در بلژیک مرکزی بررسی کردند. نتایج مطالعات آنها نشان داد که در طول سال‌های ۲۱۰۰-۲۰۷۱ بارندگی در فصل زمستان افزایش و در فصل تابستان کاهش خواهد یافت.

به‌دلیل اثرات مختلفی که تغییرات پارمترهای هواشناسی تحت تاثیر تغییر اقلیم می‌توانند بر منابع آب داشته باشند، بررسی تاثیر تغییر اقلیم بر تغییرات منابع آب‌های سطحی و زیرزمینی در سال‌های اخیر مورد توجه محققان قرار گرفته است. در این مطالعات از خروجی مدل‌های گردش عمومی جوی در سناریوهای مختلف به‌عنوان ورودی مدل‌ها استفاده شده و رواناب رودخانه و سطح آب زیرزمینی تحت تاثیر شرایط تغییر اقلیم آینده بررسی شده است. انصاری و همکاران (۳) اثرات سناریوهای تغییر اقلیم بر منابع آب سفیددشت در استان چهارمحال بختیاری را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها از مدل گردش عمومی (HadCM3) برای شبیه‌سازی ری‌های زمانی متغیرهای اقلیمی در دوره آتی و از مدل IHACRES و GMS به ترتیب برای شبیه‌سازی رواناب سطحی و سطح آب زیرزمینی منطقه استفاده کردند. نتایج نشان داد که در دوره آتی در انتهای دوره (سال ۲۰۳۵) میزان تجمعی تغذیه آب زیرزمینی در سناریو A2 به B1 حدود ۱۰ متر مکعب بر ثانیه افزایش می‌یابد که حاکی از افزایش اثرات تغییر اقلیم در سناریو A2 نسبت به سناریو B1 بود. گودرزی و همکاران (۱۰) تاثیرات تغییر اقلیم بر تغییرات رواناب سطحی حوضه‌ی آبریز دریاچه ارومیه را تحت سناریوهای A1B، A2 و B1 با کاربست مدل HadCM3 و مدل بارش- رواناب IHACRES در سه دوره زمانی مختلف مورد ارزیابی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که متوسط رواناب در دوره‌های آتی نسبت به دوره پایه کاهش می‌یابد. در یک تحقیق دیگر، نتایج

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

پیش‌بینی جریانات رودخانه صوفی‌چای در حوزه دریاچه ارومیه در شرایط تغییر اقلیم به‌وسیله مدل بارش–رواناب IHACRES توسط حسینی و همکاران (۱۵) نشان داد که اختلاف میان مدل‌های اقلیمی تحت سناریوی B1 برای هر دو دوره آتی نزدیک (۲۰۳۰–۲۰۱۱) و دور (۲۰۶۵–۲۰۴۶) و همچنین تحت سناریوی A2 برای دوره نزدیک بخصوص در فصل گرم سال نسبتا اندک اما تحت سناریوی A2 و دوره دور، اختلافات بسیار قابل توجه بود. استیل‌دان و همکاران (۲۵) تاثیر تغییر اقلیم را بر هیدرولوژی جریان رودخانه در طول سال‌های ۲۰۲۱–۲۰۶۰ با استفاده از مدل گردش عمومی ECHAM5 و سناریوی A1B و مدل مفهومی بارش–رواناب HBV-Light در ۹ حوضه واقع درکشور ایرلند مورد بررسی قرار دادند. در نهایت به این نتیجه رسیدند که به‌دلیل افزایش بارش زمستان، کاهش بارش تابستان و افزایش دما تغییرات مورد انتظار در میانگین جریان زمستان و تابستان و همچنین میانگین سالانه حداکثر جریان روزانه بسته به ویژگی‌های آبریز و میزان تغییرات مورد انتظار در بارش در هر حوضه متفاوت خواهد بود. مسعود و تاکوچی (۱۸) اثر تغییر اقلیم بر میزان دبی را با استفاده از مدل MRI-CGCM3.2S و سناریو A1B مورد بحث قرار دادند. نتایج پیش‌بینی‌شده نشان داد که بیشترین افزایش متوسط سالانه بارش (رواناب) در آینده نزدیک ۲۳٪ (۳۴٪) و در آینده دور ۳۱٪ (۳۹٪) است.

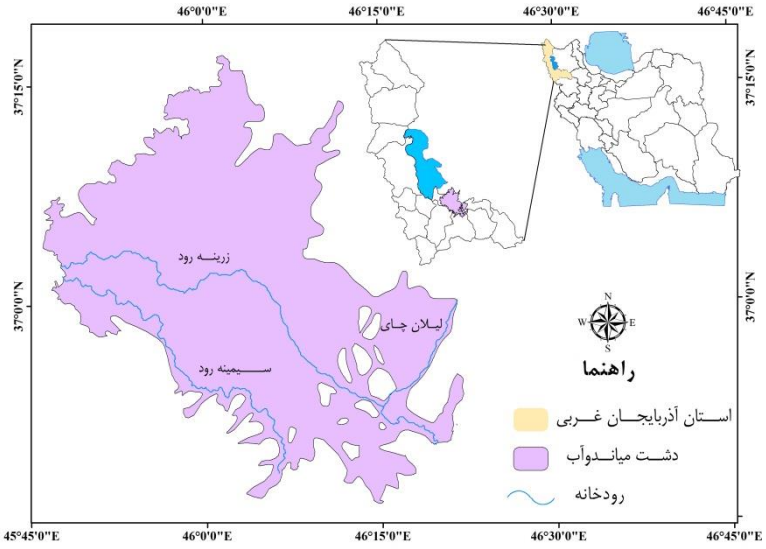
با توجه با کاربردهای وسیع مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در تخمین پارامترهای مختلف در زمینه‌های متفاوت و علوم مختلف، در سال‌های اخیر از این ابزار قدرتمند در علم آب نیز استفاده شده و بخصوص در تخمین رواناب سطحی تحقیقات اندکی در برخی نقاط دنیا انجام شده است. مساح بوانی و مرید (۱۹) اثر تغییر اقلیم بر جریان ورودی به سد چادگان در حوضه آبریز رودخانه زاینده‌رود را با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی بررسی کردند و با مطالعه ورودی‌های مختلف به این نتیجه رسیدند که داده‌های ورودی دما، بارش و تابش خورشیدی بهترین خروجی را دارد. همچنین نتایج نشان داد که در دوره آتی میزان جریان ۵/۸ درصد کاهش می‌یابد. غفاری و وفاخواه (۸) شبیه‌سازی فرآیند بارش– رواناب را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و فازی عصبی تطبیقی، برای حوضه آبخیز حاجی‌قوشان انجام دادند. در این سیستم داده‌های روزانه بارندگی با دو تاخیر به‌عنوان بهترین ورودی انتخاب شد. دلاور و همکاران (۷) اثر تغییر اقلیم بر نوسانات تراز دریاچه ارومیه را با استفاده از مدل لارس و شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های ورودی همزمان بارندگی و دمای متوسط ماهانه و شماره ماه مورد نظر، مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که تراز دریاچه طی سال‌های آینده روند کاهشی خواهد داشت. حقی‌زاده و همکاران (۱۲) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی– فازی تطبیقی و روش رگرسیون چندمتغیره خطی، رواناب خروجی از حوضه آبخیز خرم‌آباد را با ترکیب‌های مختلف از داده‌های ورودی بارندگی با تاخیرهای مختلف شبیه‌سازی کردند. سلیمانی (۲۴) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی رواناب حوضه آبخیز جراحی در یک منطقه نیمه‌خشک ایران پرداختند و با واردکردن داده‌های هیدرومتری و آب و هوایی به‌صورت ماهیانه در مدل، به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی آب رودخانه‌ها مناسب و کارآمد است. بزرگ‌حداد و همکاران (۶) از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی بارش– رواناب رودخانه دز و همچنین بررسی عوامل موثر هیدرولوژیک و فاکتورهای هوا (درجه حرارت، تبخیر و تعرق، بارش باران و جریان ورودی) در مدل شبیه‌سازی و پیش‌بینی بارش–رواناب استفاده کردند. ساندراکومار و همکاران (۲۶) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی رواناب رودخانه شارد پرداختند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش‌بینی نسبتا خوب رواناب با استفاده از داده‌های ورودی بارش، بارش با یک تاخیر و رواناب با یک تاخیر برای یک حوضه آبریز نیمه‌خشک کوچک است. با توجه به اینکه بررسی‌های انجام‌شده نشان‌دهنده اثر تغییر اقلیم بر منابع آب بوده و کمترین تغییر در میزان بارش و درجه حرارت می‌تواند باعث کاهش یا افزایش رواناب‌های فصلی و سالیانه و سیلاب‌ها و یا خشکسالی‌های زودرس شده و سیستم‌های آبی را دچار چالش کند، لذا تحقیق در این زمینه ضروری می‌باشد. در ضمن، قسمت اعظم آب دریاچه ارومیه و سفره‌های آب زیرزمینی دشت میاندوآب از طریق دو رودخانه زرینه‌رود و سیمینه‌رود تامین می‌شود، بنابراین تحقیق در خصوص اثر تغییرات اقلیم بر دبی رودخانه‌های مذکور می‌تواند بسیار مهم جلوه کند. با بررسی منابع صورت گرفته، این مهم در دشت میاندوآب تا بحال صورت نگرفته و نتایج این تحقیق می‌تواند مورد استفاده دستگاه‌های اجرایی قرار گیرد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و جمع‌آوری داده‌ها

دشت میاندوآب در استان آذربایجان غربی و در جنوب شرق دریاچه ارومیه در محدوده طول جغرافیایی ۴۵ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۴۵ درجه و ۵۳ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۶ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۱۵ دقیقه شمالی واقع شده است (شکل ۱). دشت میاندوآب با وسعتی بالغ بر ۱۰۰۰ کیلومتر مربع در محل دلتای مشترک زرینه‌رود و سیمینه‌رود در جنوب شرق دریاچه ارومیه واقع شده است. این دشت بخشی از حوضه آبریز دریاچه ارومیه است که با میانگین بارش سالیانه حدود ۲۵۰ میلی متر و درجه حرارت سالیانه ۱۰/۹ درجه سانتیگراد جز مناطق نیمه‌خشک محسوب می‌شود. جهت انجام این تحقیق از داده‌های روزانه رواناب ایستگاه ساریقمیش و داده‌های بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر و ساعت آفتابی ایستگاه سینوپتیک میاندوآب طی دوره آماری ۲۰ ساله (۱۹۹۵–۲۰۱۴) استفاده گردید. آزمون همگنی و تصادفی‌بودن برای داده‌های مذکور به‌ترتیب با استفاده از روش‌های ویل کاکسون (۲۲) و ران تست (۱۷) انجام شد و نتایج به‌دست‌آمده نشان‌دهنده صحت فرض‌های تصادفی‌بودن و همگنی داده‌ها می‌باشد.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]




شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه
Figure 1. Geographical location of the studied area

**مدل LARS-WG**

معتبرترین ابزار برای تولید داده‌های هواشناسی سال‌های آینده و پیش‌بینی آنها استفاده از مدل‌های گردش عمومی جوی و اقیانوسی می‌باشد. این مدل‌ها قادرند پارامترهای جوی و اقیانوسی را برای یک دوره بلندمدت مدل‌سازی نمایند. ضعف عمده این مدل‌ها قدرت تفکیک مکانی کم آنها است. این مدل‌ها قابل استفاده در مطالعات کاربردی با ابعاد کوچک‌تر از خود نیستند. اغلب مطالعات هیدرولوژیک با فرآیندهای کوچک‌مقیاس و زیرحوضه‌ای سر و کار دارند که مقیاس آنها بسیار کوچک‌تر از مقیاسی است که مدل‌های گردش عمومی جو به ما می‌دهند. به‌همین دلیل مدل‌های جهانی برای استفاده در مطالعات هیدرولوژیک باید ریزمقیاس شوند، HadCM3 یک مدل جفت‌شده جوی- اقیانوسی می‌باشد که توسط گوردون و همکاران (۱۱) ارائه شده است. این مدل دارای شبکه‌ای با ابعاد ۲/۵ درجه عرض جغرافیایی و ۳/۷۵ درجه طول جغرافیایی است. مدل LARS-WG5 یکی از مشهورترین مدل‌های تولید داده‌های هواشناسی است که نسخه اولیه این مدل در بوداپست طی سال ۱۹۹۰ ابداع شد. هسته اصلی این مدل استفاده از زنجیره مارکوف است که به‌طور مکرر از آن استفاده شده است (۲۳). این مدل در مطالعات مختلف بیش از سایر مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفته است و در شرایط آب و هوایی منطقه رودشت اصفهان توسط آبابائی و همکاران (۱) مورد ارزیابی قرارگرفته است.

**مدل شبکه عصبی مصنوعی**

مدل شبکه عصبی مصنوعی مدل ساده‌شده‌ای از سیستم عصبی طبیعی بوده و همانند مغز با پردازش روی داده‌های تجربی، قابلیت یادگیری دارد. در واقع شبکه‌ها با انجام محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند و به‌همین دلیل به آنها سیستم‌های هوشمند گفته می‌شود. مزیت شبکه عصبی یادگیری مستقیم از روی داده‌ها بدون نیاز به برآورد مشخصات آماری آنها بوده و بدون در نظرگرفتن هیچ فرضیه اولیه و دانش قبلی از روابط بین پارامترهای مورد مطالعه، قادر به پیداکردن رابطه بین مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها برای پیش‌بینی هر خروجی متناظر با ورودی دلخواه می‌باشد. بنابراین در این تحقیق از مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی رواناب رودخانه استفاده گردید. این شبکه در واقع یک ساختار ریاضی است که توانایی نشان دادن فرآیندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی جهت ارتباط بین ورودی و خروجی‌های هر سیستم را دارا بوده و با داده‌های موجود طی فرآیند یادگیری، آموزش‌دیده و جهت پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است. در هر لایه تعدادی پردازشگر به نام نرون وجود دارد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند.

## مواد و روش‌ها

پیش‌بینی رواناب رودخانه زرینه‌رود در این تحقیق در سه گام متوالی انجام گرفت. در گام اول، مدل HadCM3 به‌عنوان مدل گردش عمومی جوی- اقیانوسی تحت سناریوهایA1B، A2 وB1 برای پیش‌بینی تغییرات اقلیم منطقه و مدل LARS-WG جهت ریزمقیاس‌نمایی داده‌های خروجی مدل گردش عمومی جو و تولید مقادیر روزانه پارامترهای هواشناسی ازجمله بارش و دما مورد استفاده قرار گرفتند. تولید داده توسط مدل LARS-WG طی سه مرحله واسنجی، ارزیابی و شبیه‌سازی یا تولید داده‌های هواشناسی دهه‌های آینده صورت می‌گیرد که در مرحله اول مدل آب و هوایی مذکور با استفاده از داده‌های روزانه بارش، دماهای کمینه و بیشینه و ساعات آفتابی ایستگاه مورد مطالعه در یک

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

دوره آماری ۲۰ساله (۱۹۹۵-۲۰۱۴) به‌عنوان دوره پایه واسنجی گردید. در مرحله بعد با استفاده از ضریب تبیین (رابطه ۱) و ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۲)، عملکرد مدل با مقایسه مقادیر برآوردی و مشاهداتی در دوره پایه مورد ارزیابی قرار گرفت.

$$R^2 = \left(\frac{\sum(X_O-\bar{X}_O)(X_P-\bar{X}_P)}{\sqrt{\sum(X_O-\bar{X}_O)^2\sum(X_P-\bar{X}_P)^2}}\right)^2 \quad (۱)$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum(X_O-X_P)^2}{n}} \quad (۲)$$

که در آن $X_o$: مقادیر مشاهده‌ای، $X_p$: مقادیر شبیه‌سازی‌شده، $\bar{X}_O$: متوسط مقادیر مشاهده‌ای، $\bar{X}_P$: متوسط مقادیر شبیه‌سازی‌شده و n: تعداد داده‌ها می‌باشند.

در مرحله سوم داده‌های آب و هوایی دوره‌های ۲۰۴۶-۲۰۶۵ و ۲۰۸۰-۲۰۹۹ تحت سناریوهای A1B، A2 و B1 برای ایستگاه سینوپتیک میاندوآب پیش‌بینی گردید. لازم بذکر است که در این تحقیق داده‌های آب و هوایی برای هر دوره ۵۰ بار پیش‌بینی و متوسط‌گیری شدند. در نهایت با استفاده از داده‌های هواشناسی تولیدشده، مقادیر تبخیر-تعرق گیاه مرجع محاسبه‌شده و برای هر دو دوره و سناریوهای مذکور پیش‌بینی شد. جهت محاسبه تبخیر-تعرق گیاه مرجع، به‌دلیل اینکه معادله پنمن- مانتیث- فائو (۲)، به متغیرهای آب و هوایی زیادی نیاز داشت و همه این متغیرها توسط مدل تولید نمی‌شد بنابراین مقادیر تبخیر- تعرق گیاه مرجع توسط رابطه هارگریوز و سامانی (۱۳) محاسبه گردید. لازم به توضیح است که مقادیر تبخیر-تعرق به‌دست آمده در دوره آینده، با استفاده از رابطه کالیبراسیون به‌دست‌آمده از روی مقادیر دوره پایه مطابق رابطه (۳) اصلاح گردید.

$$ET_{H-S} = 1.01\, ET_{PM} \quad (۳)$$

که در آن $ET_{H-S}$ مقادیر تبخیر-تعرق محاسبه‌شده توسط روابطه هارگریوز- سامانی و $ET_{PM}$ مقادیر تبخیر- تعرق محاسبه‌شده توسط روابطه پنمن- مانتیث فائو می‌باشد.

در گام دوم این تحقیق، از جعبه نرم‌افزاری شبکه عصبی مصنوعی متلب و یکی از معروف‌ترین شبکه‌های آن، شبکه MLP (شبکه پرسپترون چندلایه) جهت مدل‌بندی رواناب رودخانه زرینه‌رود استفاده گردید. داده‌های ورودی برای این مدل شامل مقادیر داده‌های هواشناسی روزانه (بارش، دمای متوسط، تابش خورشیدی وتبخیر- تعرق گیاه مرجع) و داده‌های روزانه رواناب (از سال ۱۹۹۵تا ۲۰۱۴) می‌باشد که در جدول (۱) سناریوهای مختلف برای شبیه‌سازی ارائه شده است. در جدول (۱) پارامترهای $R_{t-1}$، $P_{t-1}$، $T_{t-1}$، $ET_{t-1}$ و $Rs_{t-1}$ به‌ترتیب رواناب رودخانه، بارش، دمای متوسط، تبخیر- تعرق گیاه مرجع و تابش خورشیدی در زمان t-1 است و پارامترهای $P_t$، $T_t$، $ET_t$ و $Rs_t$ به‌ترتیب نشان‌دهنده بارش، دمای متوسط و تبخیر-تعرق گیاه مرجع و تابش خورشیدی در زمان t می‌باشد. در این شبکه ۷۰ درصد داده‌ها (۱۴ سال داده ابتدایی دوره) برای واسنجی شبکه و ۳۰ درصد داده‌ها (۶ سال داده انتهایی دوره) برای صحت‌سنجی انتخاب گردید که در مرحله واسنجی ۸۰ درصد و ۲۰ درصد داده‌ها به‌ترتیب برای آموزش و تست شبکه اختصاص داده شد. برای یافتن شبکه عصبی با الگوی مناسب به کمک الگوریتم آموزشی و سنجش کارایی مدل، معیارهای مختلفی وجود دارد که هدف همه‌ی آن‌ها، کمینه‌شدن خطای مدل است. در این تحقیق از معیار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه (۲)) استفاده گردید و با استفاده از کدنویسی در محیط متلب، ابتدا تعداد نرون‌ها در هر سناریو بر اساس خطای کمینه مرحله واسنجی انتخاب شده و بهترین سناریو با مقایسه خطای مرحله صحت-سنجی سناریوهای مختلف انتخاب گردید.

در نهایت در گام سوم، داده‌های هواشناسی پیش‌بینی‌شده توسط مدل LARS-WG در سال‌های آینده به‌عنوان داده‌های ورودی در مدل منتخب شبکه عصبی مصنوعی قرار گرفته و مقادیر رواناب در آینده پیش‌بینی گردید.

جدول ۱- سناریوهای ورودی برای شبیه‌سازی رواناب

Table 1. Input scenarios for runoff simulation

| شماره سناریو | پارامترهای ورودی شبکه | شماره سناریو | پارامترهای ورودی شبکه |
|---|---|---|---|
| ۱ | $R_{t-1}$, $P_t$ | ۱۱ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$, $ET_t$, $ET_{t-1}$ |
| ۲ | $R_{t-1}$, $P_t$, $T_t$ | ۱۲ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$, $Rs_t$, $Rs_{t-1}$ |
| ۳ | $R_{t-1}$, $P_t$, $ET_t$ | ۱۳ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$, $T_t$, $T_{t-1}$, $ET_t$, $ET_{t-1}$ |
| ۴ | $R_{t-1}$, $P_t$, $Rs_t$ | ۱۴ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$, $ET_t$, $ET_{t-1}$, $Rs_t$, $Rs_{t-1}$ |
| ۵ | $R_{t-1}$, $P_t$, $T_t$, $ET_t$ | ۱۵ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$ |
| ۶ | $R_{t-1}$, $P_t$, $T_t$, $Rs_t$ | ۱۶ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$, $T_{t-1}$ |
| ۷ | $R_{t-1}$, $P_t$, $ET_t$, $Rs_t$ | ۱۷ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$, $ET_{t-1}$ |
| ۸ | $R_{t-1}$, $P_t$, $T_t$, $ET_t$, $Rs_t$ | ۱۸ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$, $Rs_{t-1}$ |
| ۹ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$ | ۱۹ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$, $T_{t-1}$, $ET_{t-1}$ |
| ۱۰ | $R_{t-1}$, $P_t$, $P_{t-1}$, $T_t$, $T_{t-1}$ | ۲۰ | $R_{t-1}$, $P_{t-1}$, $T_{t-1}$, $ET_{t-1}$, $Rs_{t-1}$ |

## نتایج و بحث

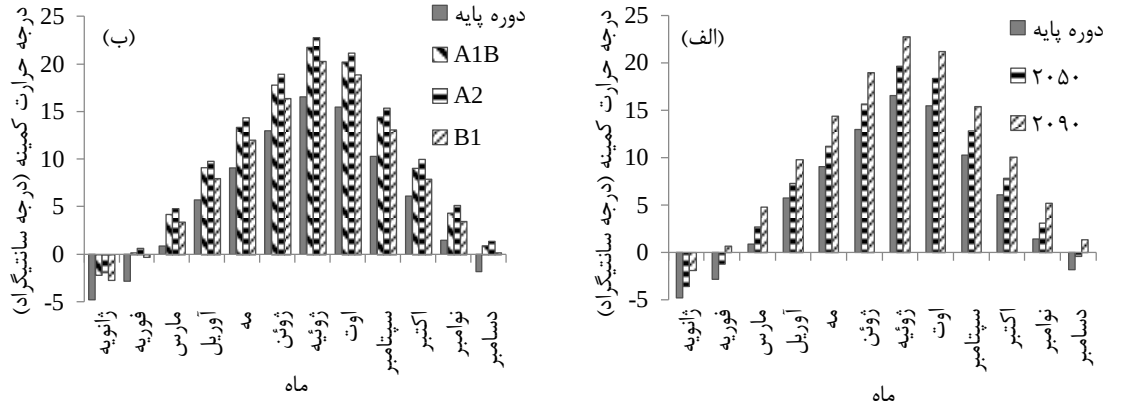
جدول ۲ نتایج ارزیابی داده‌های شبیه‌سازی‌شده توسط مدل LARS-WG و داده‌های واقعی دوره پایه (۱۹۹۵-۲۰۱۴) را نشان می‌دهد. چنانچه مشاهده می‌شود مقدار ضریب تبیین در همه موارد از میزان قابل توجهی برخوردار بوده و مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا نیز کم می‌باشد.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

بنابرین توانایی مدل LARS-WG در شبیه‌سازی داده به اثبات رسیده و برای تولید داده در سال‌های آتی مورد استفاده قرار گرفت. شکل‌های ۲ تا ۵ نتایج حاصل از اجرای مدل در پیش‌بینی پارامترهای هواشناسی را به‌ترتیب در پارامترهای دمای کمینه، دمای بیشینه، دمای متوسط و بارندگی نشان می‌دهد.

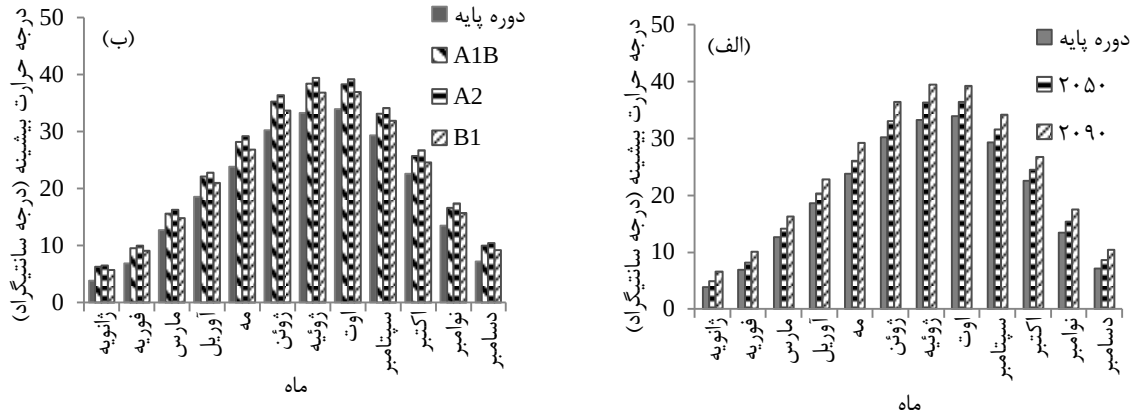
جدول ۲- نتایج صحت‌سنجی مدل LARS-WG در دوره پایه (۱۹۹۵-۲۰۱۴) با استفاده از آماره‌های واسنجی
Table 2. The results of validation of the LARS-WG model in the base period (1995-2014) using calibration statistics

| متغیر | دمای حداقل (درجه سانتی‌گراد) | دمای حداکثر (درجه سانتی‌گراد) | بارندگی (میلی‌متر) | تابش (مگاژول بر متر مربع بر روز) |
|---|---|---|---|---|
| $R^2$ | ۰/۹۹۹۴ | ۰/۹۹۹۱ | ۰/۹۹۵۹ | ۰/۹۹۹۴ |
| RMSE | ۰/۱۸۷۷ | ۰/۳۶۳۹ | ۱/۳۸۵۰ | ۰/۳۳۰۷ |




شکل ۲- الف: مقایسه میانگین ماهانه دمای کمینه ایستگاه میاندواب بر اساس سناریو A2 در سه دوره. ب: مقایسه میانگین ماهانه دمای کمینه ایستگاه میاندواب در دوره پایه و دوره ۲۰۹۰ براساس سه سناریو A1B، A2 و B1

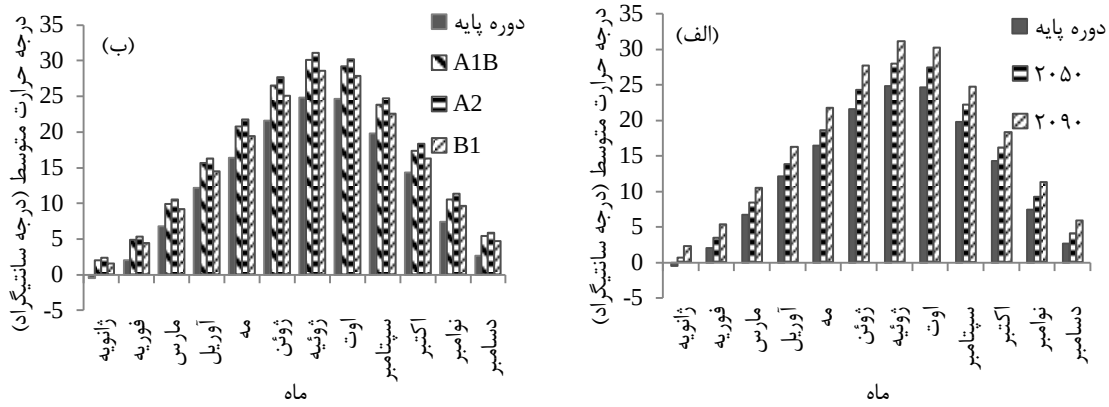
Figure 2. a: Comparison of the monthly average minimum temperature in Miandoab station based on scenario A2 in three periods. b: Comparison of the monthly average minimum temperature in Miandoab station in the base period and 2090 based on three scenarios A1B, A2 and B1




شکل ۳- الف: مقایسه میانگین ماهانه دمای بیشینه ایستگاه میاندواب بر اساس سناریو A2 در سه دوره. ب: مقایسه میانگین ماهانه دمای بیشینه ایستگاه میاندواب در دوره پایه و دوره ۲۰۹۰ بر اساس سناریو های A1B، A2 و B1

Figure 3. a: Comparison of the monthly average maximum temperature in Miandoab station based on scenario A2 in three periods. b: Comparison of the monthly average maximum temperature in Miandoab station in the base period and 2090 based on three scenarios A1B, A2 and B1

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

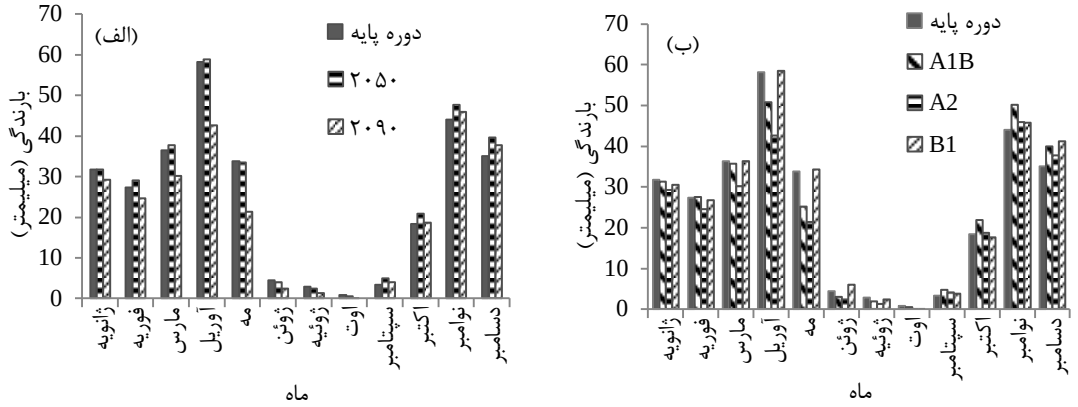



شکل ۴- الف: مقایسه میانگین ماهانه دمای متوسط ایستگاه میاندواب بر اساس سناریو A2 در سه دوره. ب: مقایسه میانگین ماهانه دمای متوسط ایستگاه میاندواب در دوره پایه و دوره ۲۰۹۰ بر اساس سناریوهای A1B، A2 و B1

Figure 4. a: Comparison of the monthly average mean temperature in Miandoab station based on scenario A2 in three periods. b: Comparison of the monthly average mean temperature in Miandoab station in the base period and 2090 based on three scenarios A1B, A2 and B1

همانطور که نتایج مربوط به دمای کمینه، دمای بیشینه و دمای متوسط در شکل‌های ۲ تا ۴ در قسمت‌های الف نشان میدهد، در هر سه شاخص دمایی، درجه حرارت یک روند افزایشی را تا سال ۲۰۹۹ نشان می‌دهد. مشابه این نتایج بهمنش و همکاران (۵) در ارومیه، ایسلام و همکاران (۱۶) در کلرادو، ذهبیون و همکاران (۲۹) در حوضه آبریز قره‌سو، گودرزی و همکاران (۱۰) در حوضه آبریز دریاچه ارومیه در مطالعات خود افزایش دما را در دهه‌های آتی گزارش کردند. نتایج تحقیق حاضر نشان می‌دهد که افزایش دما در ماه‌های گرم سال بیشتر از ماه‌های سرد سال می‌باشد و به‌طور میانگین دمای هوا تا سال ۲۰۹۰ در دشت میاندوآب در ماه‌های فصل تابستان در سناریوهای A1B، A2 و B1 به‌ترتیب حدود ۴/۵۶، ۵/۵۴ و۳/۱۶ درجه سیلسیوس افزایش خواهد یافت. بیشترین افزایش دما مربوط به دمای کمینه و به‌میزان ۵/۲۵ ، ۶/۲۵ و ۳/۷۸ درجه سیلسیوس به‌ترتیب تحت سناریو A1B، A2 وB1 در ماه جولای می‌باشد. براساس مطالعات ذهبیون و همکاران (۲۹) در حوضه آبریز قره‌سو، دما در ماه‌های مختلف ۱-۴ درجه سانتی‌گراد افزایش می‌یابد. مطالعات گوهری و همکاران (۹) نیز در بررسی تغییرات آب‌و هوای حوضه زاینده‌رود در دوره ۲۰۱۵-۲۰۴۴ حاکی از افزایش متوسط دما به‌میزان ۱/۱- ۱/۵ درجه سیلسیوس می‌باشد. مطالعات مظفری و همکاران (۲۰) نیز در ارزیابی شرایط خشکسالی در استان سیستان و بلوچستان در دوره ۱۳۹۱-۱۴۱۰ و تحت سناریو A2 حاکی از افزایش میانگین سالانه دما در حدود ۰/۳ درجه سیلسیوس می‌باشد که بیشترین افزایش ماهانه دما مربوط به فصل زمستان حدود ۰/۹ درجه سیلسیوس می‌باشد. طبق نتایج مطالعه حاضر، در هر سه شاخص دمایی در منطقه میاندوآب تحت سناریو A2 شیب افزایش دما بیشتر می‌شود و افزایش دما بین سال‌های ۲۰۵۵ تا ۲۰۹۰ بیشتر از افزایش دما بین دوره پایه تا ۲۰۵۵ بوده و تحت سناریو B1 و A1B دارای شیب منفی است. همچنین مقایسه سناریوهای مختلف نشان می‌دهد که در هر سه شاخص دمایی در اغلب ماه ها افزایش دما در سناریوی A2 بیشتر از A1B و در سناریوی A1B بیشتر از سناریوی B1 می‌باشد. نتایج تحقیق انصاری و همکاران (۳) نیز با تحقیق حاضر همسو است. بررسی نتایج بارندگی در شکل ۵ نشان می‌دهد که بارش‌های بهاره در دو دوره نسبت به دوره پایه کاهش و بارش‌های پاییزه افزایش خواهد یافت. بیشترین کاهش بارندگی تا سال۲۰۹۰ در سناریوی A1B مربوط به ماه می و ۸/۷۷ میلی‌متر، در سناریوی A2 مربوط به ماه آوریل و ۱۵/۶۲ میلی‌متر و در سناریوی B1 مربوط به ماه ژانویه و ۱/۲۳ میلی‌متر می‌باشد. بیشترین افزایش بارندگی در سناریوی A1B مربوط به ماه نوامبر و ۶/۱۳ میلی‌متر و در سناریوهای A2 و B1 مربوط به ماه دسامبر و به‌ترتیب ۴/۵ و ۶/۵ میلی‌متر می‌باشد. بارندگی مربوط به دوره پایه نشان می‌دهد که بیشینه بارندگی‌ها در ماه‌های فصل بهار اتفاق می‌افتد ولی در سال ۲۰۹۰ بیشینه بارندگی‌ها به فصل پاییز منتقل خواهد شد. نتایج حاصله موافق نتایج باگیس و همکاران (۴)، موافق نتایج بهمنش و همکاران (۵) و مخالف نتایج هارمسن و همکاران (۱۴) در پرتوریکو می‌باشد. دلیل تفاوت در روند افزایشی یا کاهشی پارامتر بارندگی و نیز جابجایی نقاط حدی این پارامتر در اثر تغییر اقلیم در سال‌های آینده در مناطق مختلف می‌تواند به اقلیم منطقه و تاثیر تغییر اقلیم بر آن مربوط باشد. نتایج تحقیق حاضر نشان می‌دهد که کاهش بارندگی در اغلب ماه‌ها در در دشت میاندوآب در سناریوی A2 بیشتر از B1 می‌باشد که این نتایج کاملا با نتایج بهمنش و همکاران (۵) همخوانی دارد.

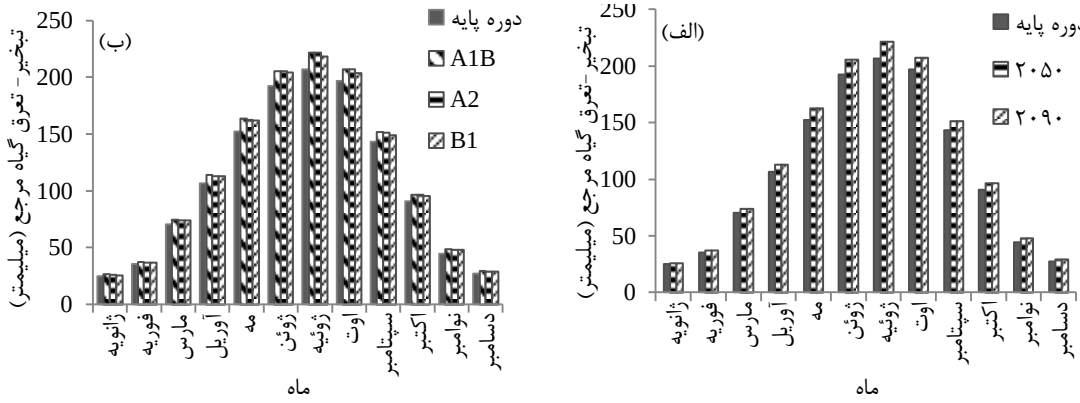
[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]




شکل ۵- الف: مقایسه بارندگی ماهانه ایستگاه میاندواب بر اساس سناریو A2 در سه دوره. ب: مقایسه بارندگی ماهانه ایستگاه میاندواب در دوره پایه و دوره ۲۰۹۰ بر اساس سناریو های A1B، A2 و B1

Figure 5. a: Comparison of the monthly precipitation in Miandoab station based on scenario A2 in three periods. b: Comparison of the monthly precipitation in Miandoab station in the base period and 2090 based on three scenarios A1B, A2 and B1

نتایج بررسی‌های مربوط به شکل ۶ نشان می‌دهد که $ET_o$ تا سال ۲۰۹۰ افزایش خواهد یافت و این افزایش در ماه‌های گرم سال بیشتر از ماه‌های سرد سال می‌باشد. به‌طوری‌که بیشترین افزایش $ET_o$ تا دوره ۲۰۹۰ در ماه جولای به‌میزان ۲۳/۷۴، ۲۹/۰۱ و ۱۵/۴۳ میلی‌متر به‌ترتیب تحت سناریوهای A1B، A2 وB1 خواهد بود. مشابه این نتایج مطالعات بهمنش و همکاران (۵) در ارومیه افزایش $ET_o$ تا سال ۲۰۹۰ و مطالعات هارمسن و همکاران (۱۴) در پرتوریکو افزایش $ET_o$ تا سال ۲۱۰۰ را نشان می‌دهد. همچنین نتایج نشان می‌دهد که افزایش $ET_o$ در سناریوی A2 بیشتر از سناریوی B1 می‌باشد که مشابه نتایج مطالعات هارمسن و همکاران (۱۴) در پرتوریکو می‌باشد.




شکل ۶- الف: مقایسه تبخیر-تعرق گیاه مرجع ماهانه ایستگاه میاندواب بر اساس سناریو A2 در سه دوره. ب: مقایسه تخیر-تعرق ماهانه ایستگاه میاندواب در دوره پایه و دوره ۲۰۹۰ بر اساس سناریوهای A1B، A2 و B1

Figure 6. a: Comparison of the monthly reference evapotranspiration in Miandoab station based on scenario A2 in three periods. b: Comparison of the monthly reference evapotranspiration in Miandoab station in the base period and 2090 based on three scenarios A1B, A2 and B1

## نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

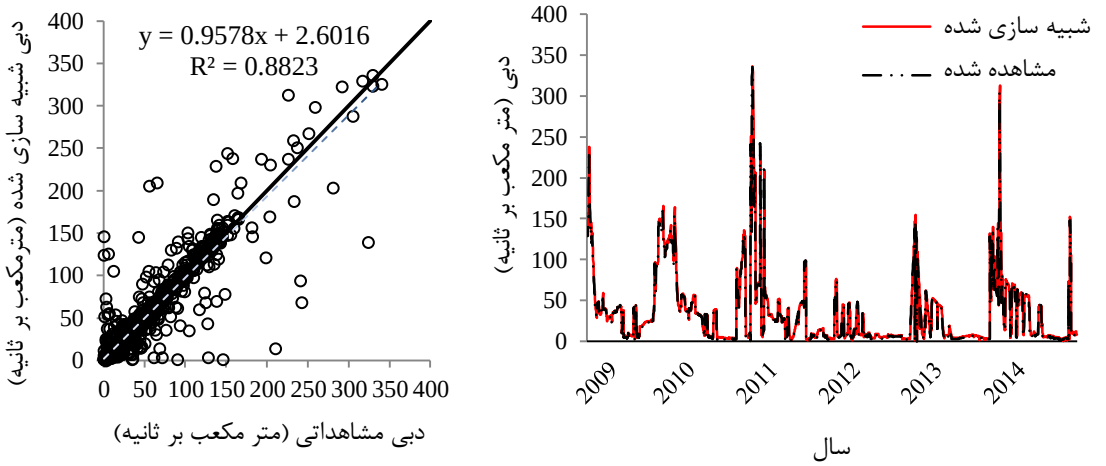
در این مطالعه از مدل شبکه‌عصبی مصنوعی MLP استفاده‌شده و۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی اختصاص داده شده است. برای تخمین رواناب، ورودی‌های متنوع از رواناب رودخانه و پارامترهای اقلیمی مورد استفاده قرار گرفته و بهترین سناریو بر اساس مقایسه خطاها در دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی، مطابق جدول (۳) انتخاب گردید. همانطور که این جدول نشان می‌دهد با به‌کارگیری همزمان رواناب، بارش و دمای متوسط با یک تاخیر (سناریوی شماره ۱۶)، کمترین خطا و بهترین نتیجه به‌دست می‌آید. مدل منتخب در دوره واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب دارای RMSE ۱۸/۴۰ و ۱۵/۱۰ متر مکعب بر ثانیه است. بر اساس مطالعات ساندراکومار و همکاران (۲۶) در حوضه رودخانه شاراد مقدار RMSE در مرحله آزمایش و تست به‌ترتیب ۱۹/۸۱ و ۸/۲۳ میلی‌متر می‌باشد. در شکل ۷ نیز مقایسه و همبستگی رواناب مشاهده‌شده و رواناب شبیه‌سازی نشان داده شده است. با توجه به شکل می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی مقادیر رواناب رودخانه را با دقت خوبی شبیه‌سازی می‌کند.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

جدول ۳- نتایج سناریوهای مختلف در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

Table 3. The results of different scenarios in runoff simulation using artificial neural network

| شماره سناریو | نتایج واسنجی | | نتایج صحت‌سنجی | شماره سناریو | نتایج واسنجی | | نتایج صحت‌سنجی |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | تعداد نرون | RMSE ($m^3/s$) | RMSE ($m^3/s$) | | تعداد نرون | RMSE ($m^3/s$) | RMSE ($m^3/s$) |
| ۱ | ۲ | ۴۶/۹۷ | ۱۷/۹۰ | ۱۱ | ۲ | ۲۹/۷۳ | ۱۷/۳۳ |
| ۲ | ۲ | ۲۷/۸۱ | ۱۷/۳۱ | ۱۲ | ۱ | ۲۷/۵۴ | ۱۵/۸۷ |
| ۳ | ۱ | ۲۸/۳۱ | ۱۶/۳۵ | ۱۳ | ۱ | ۶۵/۲۰ | ۳۰/۹۷ |
| ۴ | ۱۸ | ۲۱/۹۰ | ۵۲/۱۰ | ۱۴ | ۱ | ۵۲/۹۸ | ۶۳/۷۲ |
| ۵ | ۱ | ۲۶/۸۱ | ۱۶/۶۴ | ۱۵ | ۱ | ۲۶/۳۴ | ۱۸/۷۷ |
| ۶ | ۲۰ | ۲۹/۰۷ | ۲۹/۰۶ | ۱۶ | ۲ | ۱۸/۴۰ | ۱۵/۱۰ |
| ۷ | ۳۸ | ۳۳/۳۹ | ۳۶/۲۵ | ۱۷ | ۲ | ۲۶/۴۲ | ۱۹/۰۱ |
| ۸ | ۳۰ | ۵۳/۷۸ | ۴۵/۴۵ | ۱۸ | ۲ | ۱۹/۷۰ | ۱۷/۴۳ |
| ۹ | ۲ | ۲۵/۲۴ | ۱۷/۰۲ | ۱۹ | ۲ | ۲۶/۴۲ | ۱۹/۰۱ |
| ۱۰ | ۱ | ۲۶/۳۳ | ۱۶/۶۳ | ۲۰ | ۲ | ۲۷/۲۱ | ۱۹/۳۸ |

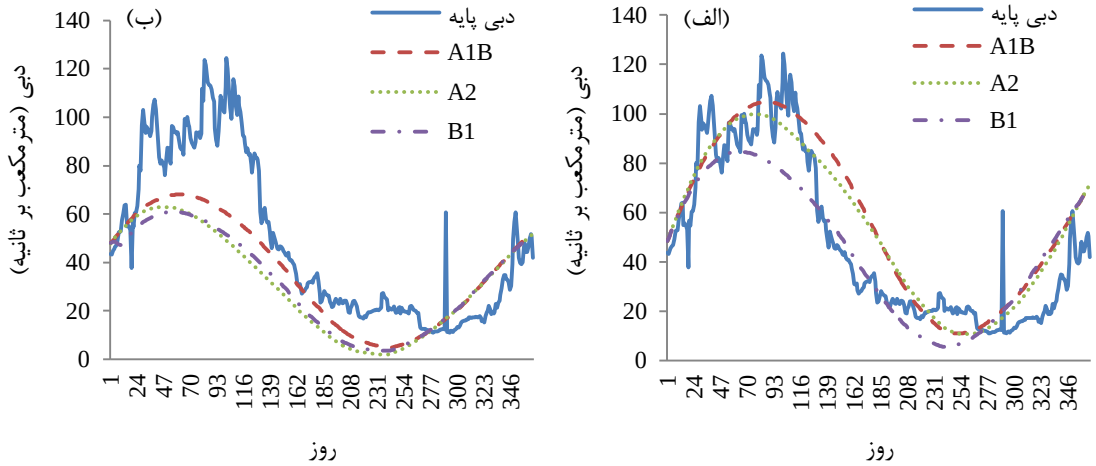



شکل ۷- مقایسه و میزان همبستگی رواناب مشاهده‌شده و شبیه سازی‌شده مدل شبکه عصبی در مرحله صحت‌سنجی

Figure 7. Comparison and correlation between observed and simulated runoff using neural network model in the validation phase

شکل ۸، رواناب زرینه‌رود را براساس سناریوهای A1B، A2 وB1 در دوره‌های پایه، ۲۰۵۰ و ۲۰۹۰ نشان می‌دهد. نتایج حاصل از مدل، نشانگر این است که متوسط رواناب سالانه بلندمدت در دهه‌های ۲۰۵۰ نسبت به دوره پایه ۴/۶۲ متر مکعب بر ثانیه افزایش می‌یابد. همانگونه که شکل ۵ نشان می‌دهد این موضوع حاکی از افزایش بارش در این دوره است. میزان رواناب در دوره ۲۰۹۰ نسبت به دوره پایه ۱۴/۷ متر مکعب بر ثانیه کاهش خواهد یافت که با توجه به شکل‌های ۲-۵ این تغییر حاکی از افزایش دما و کاهش بارش در این دوره است. همانطور که شکل ۸ نشان می‌دهد، با بررسی نتایج در دوره ۲۰۵۰ مشاهده می‌گردد که میزان رواناب تحت سه سناریوی مذکور در فصل بهار و پاییز افزایش و در فصل تابستان کاهش می‌یابد. همچنین نتایج نشان می‌دهد که رواناب در فصل زمستان تحت سناریوی B1 کاهش یافته و در دو سناریوی دیگر تغییر چندانی نخواهد داشت. نتایج در دوره دوم نیز تحت هر سه سناریو نشانگر کاهش رواناب در تمامی فصول به‌جز فصل پاییز است و به‌طورکلی می‌توان گفت رواناب در دوره ۲۰۹۰ نسبت به دوره ۲۰۵۰ کاهش خواهد یافت. در بررسی سناریوها در دو دوره آتی، نتایج نشان می‌دهد که در دوره اول تحت سناریوی B1 رواناب کاهش می‌یابد. همچنین در دوره اول افزایش رواناب در سناریوی A1B بیشتر از سناریوی A2 خواهد بود و میزان کاهش رواناب در دوره دوم نیز در سناریوی A2 بیشتر از B1 و در سناریوی B1 بیشتر از سناریوی A1B می‌باشد. با توجه به پیش‌بینی درجه حرارت، بارندگی و رواناب رودخانه زرینه‌رود که به‌ترتیب در شکل‌های ۲ تا ۵ و ۸ ارائه شده‌اند، می‌توان نتیجه گرفت که در فصل‌هایی که کاهش بارندگی و افزایش دما در دوره‌های آینده دیده می‌شود، میزان رواناب کاهش پیدا می‌کند و بیشترین کاهش رواناب در فصل بهار که دما در حال افزایش است و بارش بیشترین کاهش خود را دارد، دیده خواهد شد. گودرزی و همکاران (۱۰) در بررسی تاثیر تغییر اقلیم بر تغییرات رواناب سطحی در حوضه آبریز دریاچه ارومیه با مدل مفهومی بارش رواناب، به نتایج عکس در دوره اول و نتایج مشابه در دوره دوم دست یافتند. مساح بوانی و مرید (۱۹) به نتایج مشابه با نتایج دوره دوم دست یافتند. طائی سمیرمی و همکاران (۲۷) با استفاده از مدل‌های لارس و IHACRES نتایج مشابهی با نتایج دوره دوم مشاهده نمودند.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]




شکل ۸- الف: مقایسه رواناب پیش‌بینی‌شده در دوره پایه و ۲۰۵۰ تحت سناریوهای A1B, A2 و B1. ب: مقایسه رواناب پیش‌بینی‌شده در دوره پایه و ۲۰۹۰ تحت سناریوهای A1B, A2 و B1

Figure 8. a: Comparison of predicted runoff in the base period and 2050 under scenarios A1B, A2 and B1. b: Comparison of predicted runoff in the base period and 2090 under scenarios A1B, A2 and B1

## منابع


1. Ababaei, B., T. Sohrabi, F. Mirzaei, V. Rezaverdinejad and B. Karimi. 2010. Climate change impact on wheat yield and analysis of the related risks: (Case study: Esfahan Ruddasht region). Water and Soil Science, 201(3): 135-150 (In Persian).
2. Allen, R.G., L.S. Pereira, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration- Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and drainage paper 56, FAO, Rome, Italy, 333 pp.
3. Ansari, S., A.R. Massah Bavani and A. Roozbahani. 2016. Effects of climate change on groundwater recharge (Case study: Sefid Dasht plain). Journal of Water and Soil, 30(2): 416-431 (In Persian).
4. Baguis, P., E. Roulin, P. Willems and V. Ntegeka. 2010. Climate change scenarios for precipitation and potential evapotranspiration over central Belgium. Theoretical and Applied Climatology, 99(3-4): 273-286.
5. Behmanesh, J., N. Azad Talatappeh, M. Montaseri, H. Rezayi and K. Khalili. 2015. Climate change impact on reference evapotranspiration, precipitation deficit and vapor pressure deficit in Urmia. Water and Soil Science, 25(2): 79-91 (In Persian).
6. Bozorg-Haddad, O., M. Zarezadeh-Mehrizi, M. Abdi-Dehkordi, H.A. Loáiciga and M.A. Mariño. 2016. A self-tuning ANN model for simulation and forecasting of surface flows. Water Resources Management, 30(9): 2907-2929.
7. Delavar, M., O. Babaee and E. Fattahi. 2014. Investigating the effects of climate change on the fluctuation of Urmia Lake level. Journal of Climate Research, 1393(19): 53-65 (In Persian).
8. Ghafari, G.A. and M. Vafakhah. 2013. Simulation of rainfall-runoff process using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy interface system (Case study: Hajighoshan watershed). Journal of Watershed Management Research, 4(8): 120-136 (In Persian).
9. Gohari, A., S. Eslamian, J. Abedi-Koupai, A. Massah Bavani, D. Wang and K. Madani. 2013. Climate change impacts on crop production in Iran's Zayandeh-Rud River Basin. Science of the Total Environment, 442: 405-419.
10. Goodarzi, M., B. Salahei and A. Hosseini. 2015. Investigating the effect of climate change on surface runoff variations. Eco Hydrology, 2(2): 175-189 (In Persian).
11. Gordon, C., C. Cooper, C.A. Seinor, H. Banks, J.M. Gregory, T.G. Johns, J.F.B. Mitchell and R.A. Wood. 2000. The simulation of SST, Seas ice extents and ocean heat transports in a version of the Hadley Center coupled model without flux adjustment. Climate Dynamics, 16: 147-168.
12. Haghizadeh, A., M. Muhammadlou and F. Nouri. 2015. Simulation of rainfall-runoff process using artificial neural network and adaptive neural fuzzy system and multivariate regression (Case study: Khorramabad basin). Eco Hydrology, 2(2): 233-243 (In Persian).
13. Hargreaves, G.H. and Z.A. Samani. 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. Applied Engineering Agriculture, 1(2): 96-99.
14. Harmsen, E.W., N.L. Miller, N.J. Schlegel and J.E. Gonzalez. 2009. Seasonal climate change impacts on evapotranspiration, precipitation deficit and crop yield in Puerto Rico. Agricultural Water Management, 96(7): 1085-1095.


[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

15. Hosseini, S.H., M.A. Ghorbani and A. Massah Bavani. 2015. Raifall-runoff modelling under the climate change condition in order to project future streamflows of sufichay watershed. Journal of Watershed Management Research, 6(11): 1-14 (In Persian).
16. Islam, A., L.R. Ahuja, L.A. Garcia, L. Ma, A.S. Saseendran and T.J. Trout. 2012. Modeling the impacts of climate change on irrigated corn production in the Central Great Plains. Agricultural Water Management, 110: 94-108.
17. Khalili, K. and M. Nazeri Tahrudi. 2014. Modeling of annual water level changes of Urmia Lake with linear time series models. Water Management in Arid Lands, 1(1): 27-36 (In Persian).
18. Masood, M. and K. Takeuchi. 2016. Climate change impacts and its implications on future water resource management in the Meghna Basin. Futures, 78: 1-8.
19. Massah Bavani, A. and S. Morid. 2015. The effect of climate change on the flow of Zayandehrud River in Isfahan. Journal of Water and Soil Science, 9(4): 17-28 (In Persian).
20. Mozaffari, A., Sh. Shafiee and Z. Taghizadeh. 2015. Evaluation of drought conditions in Sistan and Balouchestan (1391-1491) using downscaling the data of general atmospheric circulation model. Scientific Research Quarterly of Geographical Data, 24(93): 101-114 (In Persian).
21. Muttiah, R.S. and R.A. Wurbs. 2002. Modeling the impacts of climate change on water supply reliabilities. Water International, 27(3): 407-419.
22. Nazeri Tahrudi, M., K. Khalili and J. Behmanesh. 2015. Evaluation of common statistical distribution functions and the calculation methods of their parameters for estimating the probability of hydrological drought events (Case study: West of Lake Urmia rasin rivers). Journal of Water and Soil Science, 25(3): 155-168 (In Persian).
23. Semenov, M.A. and E.M. Barrow. 1997. Use of a stochastic weather generator in the development of climate change scenarios. Climate Change, 35(4): 397-414.
24. Solaimani, K. 2009. Rainfall-runoff prediction based on artificial neural network (a case study: Jarahi Watershed). American-Eurasian Journal of Agricultural and Environmental Sciences, 5(6): 856-865.
25. Steele-Dunne, S., P. Lynch, R. McGrath, T. Semmler, S. Wang, J. Hanafin and P. Nolan. 2008. The impacts of climate change on hydrology in Ireland. Journal of hydrology, 356(1-2): 28-45.
26. Sundara Kumar, P., T.V. Praveen and M. Anjanaya Prasad. 2016. Artificial neural network model for rainfall- runoff -A case study. International Journal of Hybrid Information Technology, 9(3): 263-272.
27. Tai Semiromi, S., H.R. Moradi and M. Khodaghli. 2014. Investigation of changes in Neishabour river flow under different climate change scenarios. Human and Environment quarterly, 12(2): 1-19 (In Persian).
28. Yimer, G., A. Jonoski and A. Vav Griensven. 2009. Hydrological response of a catchment to climate change in the upper Beles river basin, upper Blue Nile, Ethiopia. Nile Basin Water Engineering Scientific Magazine, 2: 49-59.
29. Zahabiyoun, B., M. Goodarzi and A. Massah Bavani. 2010. Application of SWAT model in basin runoff estimation in future periods affected by climate change. Journal of Climate Research, 1(3-4): 45-60 (In Persian).
30. Zhu, Y., Z. Lin, J. Wang, Y. Zhao and F. He. 2016. Impacts of climate changes on water resources in Yellow River Basin, China. Procedia Engineering, 154: 687-695.

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]
[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]

# Prediction of Zarrinehrud River Run-Off in the Climate Change Condition using Artificial Neural Networks

**Mina Aghajanzadeh Saraskanroud[1], Javad Behmanesh[2], Hossein Rezaei[3] and Nasrin Azad[4]**

1- M.Sc. Student of Water Resources Engineering, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia
2- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia (Corresponding Author: j.behmanesh@urmia.ac.ir)
3- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia
4- Ph.D. of Irrigation and Drainage, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University Urmia
Received: 6 January, 2019 Accepted: 26 May, 2019

**Abstract**

In the present research, the climate change effect on variation of surface runoff of Zarrinehrud located in the Miandoab plain was investigated. In this direction, the scenarios including A1B, A2 and B1 via LARS-WG downscaling model and with applying the HadCM3 general circulation model and artificial neural network model in two different periods (2046-2065, 2080 -2099) were studied. For this purpose, the best combination of input parameters of the MLP artificial neural network model was selected to estimate the runoff among various meteorological parameters with time delay of zero and one day and runoff parameter with one-day delay. Then, the meteorological data predicted by the LARS-WG in the future were used as inputs for the selected neural network model and consequently the runoff was predicted. The comparison of results between observed and simulated data by LARS-WG model using different statistical and error measurement indices indicates that there is no significant difference between simulated and observed values. Performance analysis of the artificial neural network model indicates that the mentioned model has good and suitable accuracy to simulate the runoff variations in the studied area. The results showed that the average annual runoff in the period of 2046-2065 will increase about 4.62 CMS than base period and it will decrease about 14.7 CMS during the period 2080-2099 compared to the base period.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Climate Change, HadCM3, LARS-WG, Surface Runoff

[ Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03 ]

[ DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.12.8 ]
[ DOI: 10.52547/jwmr.11.22.20 ]