

مقاله علمی-پژوهشی

## ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل بهینه‌سازی ازدحام اسپرم (مطالعه موردی: آبخوان دشت شبستر)

سارینا امامی<sup>۱</sup>، صابره دربندی<sup>۲\*</sup>، محمدعلی قربانی<sup>۳</sup>، سعید صمدیان فرد<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۶/۰۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۲۵

### چکیده

با توجه به محدودیت منابع آب زیرزمینی در ایران، محاسبه دقیق، استفاده صحیح، تنظیم و نگهداری این منابع از اهمیت بالایی برخوردار است. یکی از روش‌های مؤثر برای مدیریت و بهره‌برداری بهینه از این منابع در حال و آینده، استفاده از مدل‌سازی است. در این پژوهش مدل‌سازی تغییرات تراز آب زیرزمینی به صورت ماهانه در دوره ۲۰۲۲-۲۰۱۳ با مدل‌های MLP، WNN و MLPSSO-Wavelet انجام شد که از داده‌های نه سال اول برای آموزش و سال آخر جهت اعتبارسنجی استفاده شد و بهترین مدل با استفاده از معیارهای ضریب تبیین ( $R^2$ )، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) تعیین گردید. بارش و دمای ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره آینده (۲۰۲۱-۲۰۴۰) با استفاده از مدل CanESM2 تحت سناریوهای RCP2.6 و RCP8.5 که ارتباط منطقی و مناسبی با ویژگی‌های اقلیمی مشاهداتی دارند پیش‌بینی و با استفاده از مدل LARS-WG ریزمقیاس‌سازی شدند. در دوره آبی، تحت هر دو سناریو و در ماه‌های فوریه، جولای و اکتبر میانگین بارش کاهش و در نه ماه دیگر افزایش خواهد یافت. برای دما نیز به جز سناریو RCP8.5 و ماه ژوئن، در ۱۱ ماه دیگر و تحت هر دو سناریو، افزایش دما پیش‌بینی می‌شود و بیش‌ترین افزایش دما (۳۷/۴۳ درصد)، در ماه ژانویه و تحت سناریو RCP2.6 خواهد بود. تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر با افت ۴/۴۲ متری، از ۱۳۰۳/۶۴ متر در سال ۲۰۰۳ به ۱۲۹۹/۲۲ متر در سال ۲۰۲۲ رسیده است. مطابق نتایج، مدل MLPOSSO-Wavelet با  $R^2=0.83$ ،  $MAE=0.71$  و  $RMSE=0.74$  در مرحله اعتبارسنجی، دقت بیشتری نسبت به مدل‌های دیگر دارد. تراز آب زیرزمینی دشت شبستر تحت سناریو RCP2.6 در شش ماه ابتدایی کاهش و در شش ماه دوم نسبت به شش ماه اول افزایش خواهد یافت. تحت سناریو RCP8.5 فقط در ماه‌های ژانویه، فوریه و دسامبر کاهش تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی می‌شود و بیش‌ترین کاهش در ماه ژانویه اتفاق خواهد افتاد.

### واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، شبکه عصبی، مدل‌سازی، LARS-WG

### مقدمه

نسبت به آب‌های سطحی، به‌عنوان یک منبع مهم در جهان مورد توجه است (محمدی و همکاران، ۱۳۹۶). در منابع مختلف علمی، متوسط بلند مدت شرایط آب و هوایی یک منطقه به‌عنوان اقلیم و تغییر در متوسط دمای زمین، به‌عنوان تغییر اقلیم تعریف شده است (Su et al., 2021). در دهه‌های اخیر موضوع تغییر اقلیم به دلیل آثار نامطلوب آن در حیطه‌های زیست محیطی، اقتصادی، اجتماعی و ... به یکی از مباحث مهم تبدیل شده و این امر باعث ایجاد علاقه‌مندی بسیار زیاد در پژوهشگران برای آشکارسازی نمودهای مختلف آن ایجاد شده است. در حال حاضر محور اصلی تحقیقات در این مورد، استفاده از خروجی و نتایج حاصل از مدل‌های گردش عمومی جو<sup>۴</sup> (GCM) و سناریوهای منتشر شده توسط هیئت بین دولتی تغییر

آب زیرزمینی یکی از ارزشمندترین منابع طبیعی می‌باشد که تضمین‌کننده سلامت بشر، توسعه اقتصادی و تنوع زیست‌محیطی است. این منبع آب با توجه به دلایل زیادی مثل در دسترس بودن زیاد، آسیب‌پذیری کمتر، کیفیت مطلوب و نیز ظرفیت ذخیره زیاد

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
- ۲- دانشیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
- ۳- استاد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

\*- نویسنده مسئول: (Email: sdarbandi.tabrizu@yahoo.com)

ANN استفاده کردند. مطابق نتایج این تحقیق مدل ANN با ضریب نش- ساتکلیف<sup>۱۱</sup> (NSE) به ترتیب برابر با ۰/۹۹ در مقیاس ساعتی و ۰/۸۴ در مقیاس روزانه بهترین عملکرد را نسبت به مدل‌های دیگر ارائه داد. امامی و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهشی به مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دشت میاندوآب با استفاده از الگوریتم‌های انتخابات<sup>۱۲</sup> (EA)، GA و ANN پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل EA با مقادیر RMSE، CC و NSE به ترتیب برابر با ۰/۰۲۹، ۰/۹۰ و ۰/۷۳ توانایی بالاتری در مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دارد. حسینی و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهشی به مدل‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی دشت زاوه تربت حیدریه با استفاده از مدل‌های شبکه‌عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۱۳</sup> (MLP) پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل MLP با  $CC=0.96$  و  $RMSE=0.001$  متر با دقت بالایی قادر به پیش‌بینی تراز سطح ایستابی می‌باشد مومنه و همکاران (۱۳۹۹) در تحقیقی به ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر تراز آب زیرزمینی دشت چمچمال در دوره‌های آتی پرداختند. نتایج نشان داد که سطح آب زیرزمینی تحت سناریوهای A2، B1 و B1A در دوره‌های ۲۰۳۰-۲۰۱۱ و ۲۰۶۵-۲۰۴۶ بین ۹/۶- تا ۱۷/۹۲- متر افت خواهد داشت. آقاجانزاده سراسکانرود و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهشی اثر تغییر اقلیم بر منابع آب زیرزمینی دشت میاندوآب در استان آذربایجان غربی را با استفاده از مدل ANN مورد بررسی قرار دادند. ایشان با این هدف سناریوهای A1B، A2 و B1 را از طریق مدل LARS-WG ریزمقیاس‌نمایی کرده و با به‌کار بردن مدل HadCM3 در دو دوره زمانی ۲۰۶۵-۲۰۴۶ و ۲۰۹۹-۲۰۸۰ مورد مطالعه قرار دادند و از داده‌های ماهانه سطح آب زیرزمینی ۲۵ چاه پیژومتری در دشت میاندوآب با دوره آماری ۱۰ ساله (۲۰۱۴-۲۰۰۵) استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که متوسط عمق سطح آب زیرزمینی این دشت به‌طور میانگین در دوره‌های ۲۰۶۵-۲۰۴۶ و ۲۰۹۹-۲۰۸۰ به ترتیب ۲/۸۷ و ۹/۳ درصد افزایش خواهد یافت. پیری و همکاران (۱۴۰۱) در تحقیقی به‌منظور مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دشتستان بوشهر از مدل‌های ANN، SVM و درخت تصمیم<sup>۱۴</sup> استفاده کردند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل تراز ماهانه سطح ایستابی ۵۰ حلقه چاه طی دوره آماری ۱۰ ساله (۱۳۹۷-۱۳۸۸) بود. نتایج حاکی از این بود که حداکثر افت معادل ۱۰ متر در دشت فوق در دوره ۱۰ سال مورد مطالعه اتفاق افتاده و مدل ANN به‌عنوان روش برتر نسبت به سایر مدل‌ها تعیین شد. سلامتیان و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی به مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دشت قم در دوره ۱۳۹۷-۱۳۸۶ با

اقلیم<sup>۱</sup> (IPCC) است. مدل‌های GCM ابزارهای پیشرفته‌ای به شمار می‌آیند که شرایط اقلیمی را در مقیاس جهانی و قاره‌ای شرح می‌دهند (جعفری گدنه و همکاران، ۱۳۹۹). پیش‌بینی‌ها و تحقیقات اخیر نشان می‌دهند که ترکیب عوامل مختلف نظیر اثرات افزایش جمعیت نامتوازن، گرم‌تر شدن زمین و تغییر در کاربری اراضی مناطق مختلف در آینده‌ای نه‌چندان دور باعث وابستگی و نیاز اکثر مردم جهان به منابع آب‌های زیرزمینی خواهد شد (مومنه و همکاران، ۱۳۹۹). پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی از نظر ایجاد سازه‌های مهندسی، مطالعات هیدروژئولوژی و مدیریتی و مصارف کشاورزی اهمیت بسیار بالایی دارد. تاکنون مدل‌های هوشمند زیادی با این هدف توسعه یافته و توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته است که از جمله می‌توان مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> (ANN)، نروفازی<sup>۳</sup> و هیبرید عصبی موجکی<sup>۴</sup> (WNN) را نام برد. رجایی و همکاران (۱۳۹۵) به مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی حوضه آبریز شریف آباد قم با استفاده از مدل‌های WNN، برنامه‌ریزی ژنتیک<sup>۵</sup> (GP)، رگرسیون خطی چند متغیره<sup>۶</sup> (MLP) و ANN پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل WNN برای تراز آب زیرزمینی ماهانه پیش‌بینی دقیق‌تری دارد. محمدی و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهشی کارایی الگوریتم ازدحام ذرات<sup>۷</sup> (PSA) در مدل‌سازی تراز سطح ایستابی آبخوان دشت اردبیل را بررسی کردند. نتایج پژوهش ایشان نشان‌دهنده عملکرد خوب این الگوریتم در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با جذر میانگین مربعات خطا<sup>۸</sup> (RMSE) برابر با ۰/۴۱۷ متر بود. سلیمانی و همکاران (۱۳۹۶) به بررسی اثر تغییر اقلیم بر بیلان و تراز آب زیرزمینی دشت رامهرمز در استان خوزستان پرداختند. ایشان از مدل HADCM3 و سناریو A2 برای پیش‌بینی شرایط اقلیمی سال‌های ۲۰۴۰-۲۰۱۱ استفاده کردند. نتایج این پژوهش حاکی از افزایش ۷۸ میلی‌متری بارش سالانه و افزایش ۰/۵ درجه سانتی‌گراد کمینه و بیشینه دما در دوره آتی بود و با توجه به محاسبات بیلان آب زیرزمینی، نتیجه گرفتند که آبخوان رامهرمز با کاهش ۸/۶۸- میلیون مترمکعبی مواجه خواهد شد. لوئیز و همکاران (۲۰۱۸) با هدف پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ایالت ریو گراند دو سول در کشور برزیل، از روش‌های خود رگرسیون میانگین متحرک<sup>۹</sup> (ARMA)، ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۰</sup> (SVM) و

- 1- Intergovernmental Panel On Climate Change
- 2- Artificial Neural Network
- 3- Neuro Fuzzy
- 4- Wavelet Neural Network
- 5- Genetics Programming
- 6- Multiple Linear Regression
- 7- Particle Swarm Algorithm
- 8- Root Mean Square Error
- 9- Auto Regressive Moving Average
- 10- Support Vector Machine

- 11- Nash-Sutcliffe Efficiency
- 12- Election Algorithm
- 13- Multi Layer Perceptron
- 14- Decision Tree

استفاده از مدل LARS-WG شامل داده‌های بارش، دمای ماکزیمم، دمای مینیمم و ساعات آفتابی می‌باشد. در این تحقیق داده‌های ورودی برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی شامل بارش و دمای میانگین است. شکل ۱ محدوده آبخوان دشت شبستر و موقعیت جغرافیایی ایستگاه سینوپتیک شبستر و چاه‌های پیژومتری مورد بررسی در این پژوهش را نشان می‌دهد.

### بررسی وضعیت اقلیمی دشت شبستر

شکل‌های ۲ و ۳ به ترتیب نمودارهای ماهانه و سالانه سری زمانی بارش ایستگاه سینوپتیک شبستر در طول دوره آماری پایه از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۲ را نشان می‌دهند.

مطابق شکل‌های ۲ و ۳ مشاهده می‌شود که در ماه‌ها و سال‌های مختلف، میزان بارش منطقه شبستر دچار نوسان بوده، لیکن نکته حائز اهمیت این است که برای نمونه با وجود این که در سال‌های گذشته بارش‌های بالای ۵۰ میلی‌متر در چند ماه از سال‌های مختلف به ثبت رسیده، اما در ۳۰ ماه اخیر بارش بالای ۵۰ میلی‌متر ثبت نشده است و بارش در همه ماه‌های ۲ سال و نیم اخیر کم‌تر از این مقدار بوده است.

همچنین طبق شکل ۳ که تغییرات میزان بارش در مقیاس سالانه را نشان می‌دهد، مشاهده می‌شود کم‌ترین بارش به ثبت رسیده مربوط به سال ۲۰۱۷ بوده است که به میزان ۱۱۵/۱۴ میلی‌متر می‌باشد. همچنین مشاهده می‌شود که با وجود نوسان در میزان بارش سال‌های مختلف، از سال ۲۰۲۰ به بعد روند نزولی در میزان بارش دشت اتفاق افتاده است. به‌طور کلی بارش سالانه دشت شبستر از ۲۲۴/۱۶ میلی‌متر در سال ۲۰۱۳ به ۱۳۵/۸۸ میلی‌متر کاهش یافته است و فرآیند تغییر اقلیم در این منطقه به‌وضوح قابل مشاهده می‌باشد.

در شکل‌های ۴ و ۵ نمودارهای سری زمانی دمای میانگین ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره آماری پایه از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۲ به ترتیب در مقیاس‌های ماهانه و سالانه رسم شده است. مطابق شکل‌های ۴ و ۵ تغییر در رفتار آب و هوای منطقه در مورد پارامتر دما نیز صادق است، به‌طوری که مطابق با شکل ۴ که سری زمانی دمای میانگین دشت شبستر را در مقیاس ماهانه نشان می‌دهد، مشاهده می‌شود که به‌عنوان نمونه در ماه‌های سرد سال‌های قبل، دماهای به‌مراتب بیشتری به ثبت رسیده و حتی دمای ۴/۱۶- نیز تجربه شده است اما در چند سال اخیر، کم‌ترین میزان دمای ثبت شده ۱/۵۴- بوده که اختلاف بسیار زیادی با موارد دمای ماه‌های سرد سال‌های قبل‌تر نشان می‌دهد.

استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی<sup>۱</sup> (ANFIS) پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که این مدل با  $CC=0.96$  و  $RMSE=0.26$  در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دقت مناسبی دارد و در دوره ۱۲ ساله مورد مطالعه، سطح آب زیرزمینی بین چهار تا ۲۸ متر در مناطق مختلف آبخوان دشت قم افت داشته است. مطالعات محققین مختلف نشان می‌دهد که تغییر اقلیم در سال‌های آتی اثر قابل توجهی بر روی تراز آب‌های زیرزمینی دشت‌های مختلف کشورمان خواهد داشت. در آبخوان دشت شبستر، آب‌های زیرزمینی به‌عنوان منبع استراتژیک و قابل دسترس، نقش مهم و حیاتی را در تأمین نیازهای آبی مختلف شرب، صنعت و کشاورزی ایفا می‌نماید. بهره‌برداری بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی جهت مصارف کشاورزی و همچنین کاهش نزولات جوی و وقوع خشکسالی‌ها در سال‌های گذشته سبب افت شدید سطح آب زیرزمینی در دشت مذکور گردیده است. با توجه به اهمیت این موضوع، هدف از این پژوهش بررسی اثر تغییر اقلیم بر تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر با استفاده از مدل بهینه‌سازی ازدحام اسپرم می‌باشد که تاکنون تحقیقی در این ارتباط انجام نگرفته است.

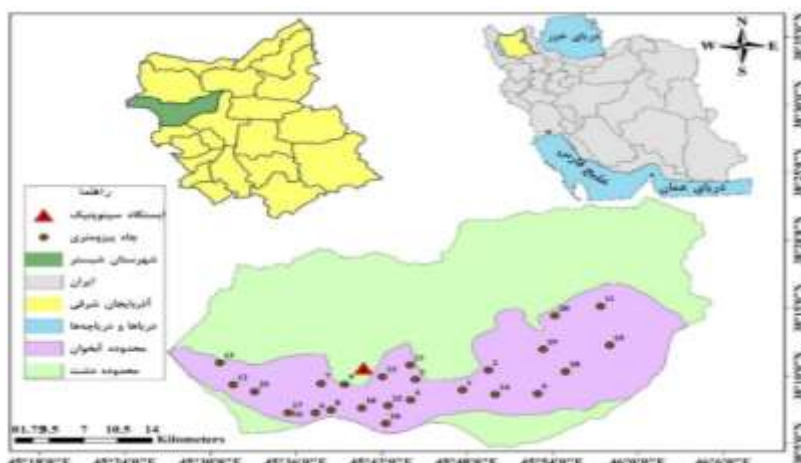
## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

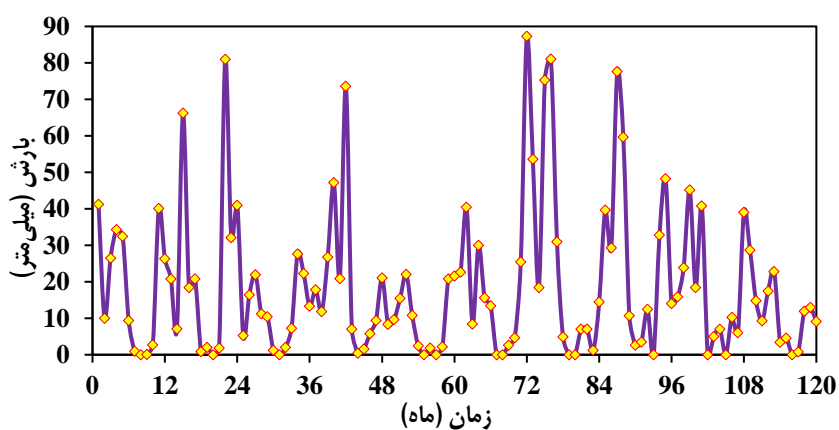
منطقه مورد مطالعه در این تحقیق دشت شبستر می‌باشد که در شمال غربی استان آذربایجان شرقی و در محدوده ۶۰ کیلومتری غرب شهرستان تبریز و موقعیت جغرافیایی ۳۸ درجه، ۱۰ دقیقه و ۶۰ ثانیه شمالی و ۴۵ درجه، ۴۰ دقیقه و ۶۰ ثانیه شرقی و در ارتفاع ۱۳۵۰ متری از سطح دریا قرار دارد. دشت شبستر یکی از زیرحوضه‌های مهمی می‌باشد که جزء زیرحوضه‌های ۲۵ گانه حوضه آبریز دریاچه ارومیه به‌شمار می‌رود و وسعت آن حدود ۱۲۹۳ کیلومتر مربع است که ۴۷۹ کیلومتر مربع از آن جزء محدوده آبخوان این دشت به‌حساب می‌رود. میانگین بارش سالانه شبستر ۲۲۳ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه آن ۱۴/۶۵ درجه سانتی‌گراد در طول دوره آماری ۲۰۲۲-۲۰۰۳ است.

### داده‌های مورد استفاده در این پژوهش

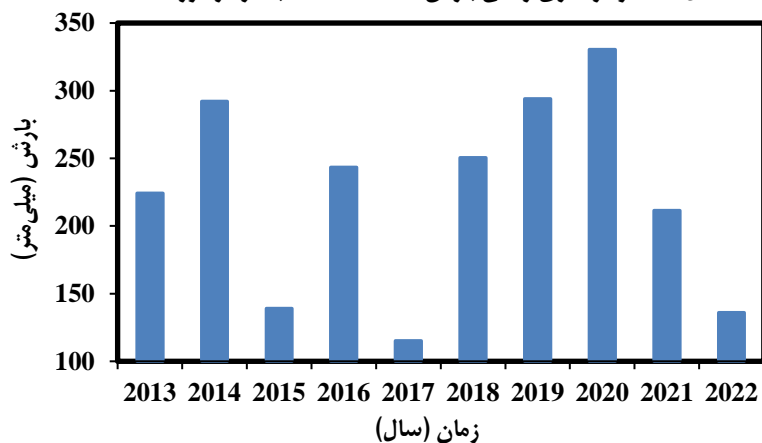
برای تهیه هیدروگراف واحد آبخوان دشت شبستر، از داده‌های تراز آب زیرزمینی ۲۵ چاه پیژومتری موجود در محدوده این آبخوان در دوره آماری ۲۰ سال (۲۰۲۲-۲۰۰۳) و برای مدل‌سازی نیز از داده‌های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره آماری ۱۰ سال (۲۰۲۲-۲۰۱۳) استفاده شده است. داده‌های هواشناسی مورد



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه سینوپتیک شبستر و چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت شبستر



شکل ۲- نمودار سری زمانی بارش ماهانه دشت شبستر در دوره ۲۰۲۲-۲۰۱۳



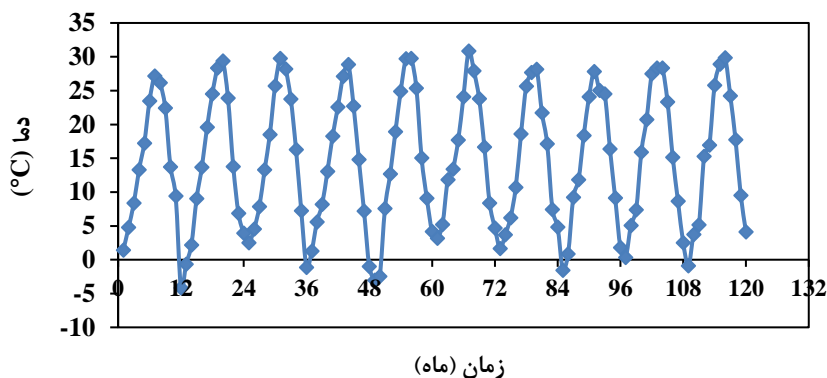
شکل ۳- نمودار سری زمانی بارش سالانه دشت شبستر در دوره ۲۰۲۲-۲۰۱۳

سالانه مربوط به سال ۲۰۲۰ به مقدار ۳۳۰/۴۸ میلی‌متر و کمترین میزان دمای متوسط سالانه مربوط به سال ۲۰۱۳ به میزان ۱۳/۶۵

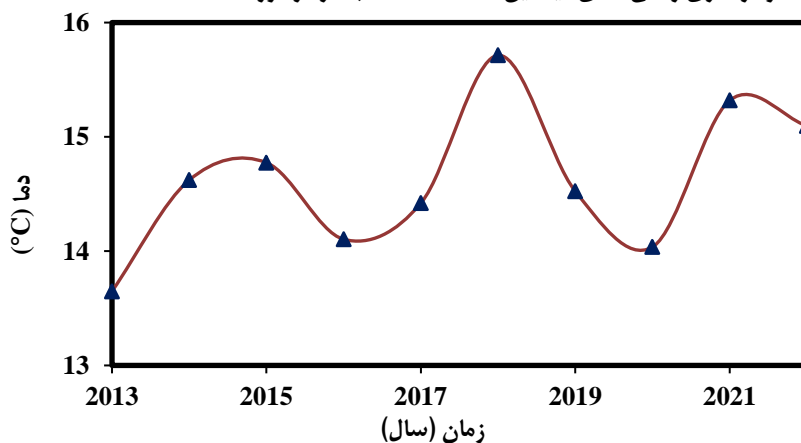
همچنین طبق شکل ۵ که تغییرات میزان دمای میانگین در مقیاس سالانه را نشان می‌دهد. بیشترین مقدار بارندگی متوسط

نوسان در میزان دمای سال‌های مختلف، به‌طور کلی دمای میانگین سالانه دشت شبستر از ۱۳/۶۵ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۳ به ۱۵/۱۰ درجه سانتی‌گراد افزایش یافته است که این مورد یکی از تأثیرات تغییر اقلیم در منطقه می‌باشد.

درجه سانتیگراد می‌باشد همچنین کمترین میزان بارندگی متوسط سالانه در سال ۲۰۱۷ به میزان ۱۱۵/۱۴ میلی‌متر و بیشترین دمای متوسط سالانه در سال ۲۰۱۸ به مقدار ۱۵/۷۱ درجه سانتیگراد است. همانطوری که مشاهده می‌گردد کمترین دما و بیشترین بارندگی متوسط سالانه با هم مطابقت زمانی ندارند. طبق این شکل، با وجود



شکل ۴- نمودار سری زمانی دمای میانگین ماهانه دشت شبستر در دوره ۲۰۱۳-۲۰۲۲



شکل ۵- نمودار سری زمانی دمای میانگین سالانه دشت شبستر در دوره ۲۰۱۳-۲۰۲۲

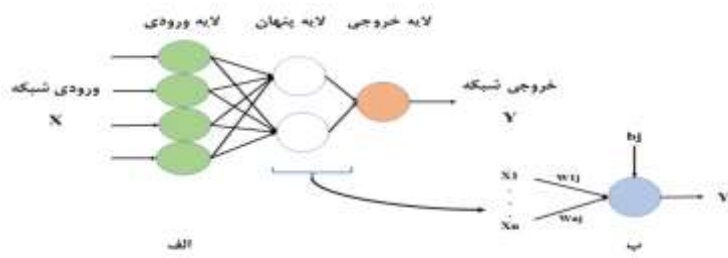
در این روش، با پردازش داده‌های مشاهداتی، ساختار و رابطه‌های حاکم بر پدیده مورد نظر، یادگیری و تعیین می‌شود. سپس مدل آموزش دیده برای پیش‌بینی رویدادهای آینده استفاده می‌شود. ساختار پرکاربرد این شبکه‌ها سه لایه ورودی، پنهان و خروجی دارد (Jain et al., 1999). شکل ۶ ساختار کلی یک شبکه ANN را نشان می‌دهد. در شکل دو،  $X(x_1, x_2, \dots, x_i, i=1, 2, \dots, n)$  بردار ورودی‌ها،  $W_{ij}$  وزن اتصالی از  $i$  امین گره به  $j$  امین گره در لایه بعدی،  $b_j$  بایاس مربوط به گره  $j$ ام،  $y_i$ ها خروجی هر لایه و  $Y$  خروجی نهایی شبکه ANN است.

#### مدل سازی تراز آب زیرزمینی دشت شبستر

در این پژوهش جهت مدل‌سازی تغییرات تراز آب زیرزمینی دشت شبستر از مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، هیبرید عصبی-موجکی (WNN) و مدل هیبرید عصبی- موجکی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ازدحام اسپرم (MLPSSO-Wavelet) استفاده شده است.

#### شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از تکنیک‌های اصلی سیستم هوش مصنوعی هستند که بر اساس ساختار مغز انسان توسعه یافته‌اند.



شکل ۶- الف- شبکه‌های پیشروی سه لایه ب- شمای زمین گره.

مادر" نامیده می‌شود که دارای ویژگی‌های شوک بوده و به سرعت می‌تواند به صفر کاهش پیدا کند. تابع موجک  $\varphi t$  به شکل ریاضی رابطه یک تعریف می‌شود:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0 \quad (۱)$$

#### مدل بهینه‌سازی ازدحام اسپرم<sup>۱</sup> (SSO)

مدل بهینه‌سازی SSO یک رویکرد مدرن ایجاد شده مبتنی بر ازدحام است که الهام گرفته شده از رفتار گروه اسپرم‌ها در حین فرآیند لقاح می‌باشد و توسط Shehadeh et al.(2018) پیشنهاد شده است. لقاح یک فرآیند پیچیده برای یک اسپرم است که با یک تخمک پیوند می‌یابد. در طی این فرآیند، کل گروه در مسیری بین دو نقطه دهانه رحم و لوله فالوپ<sup>۲</sup> شناور می‌شوند. به‌طور کلی، در فرآیند تلقیح، تعداد اسپرم‌هایی که در این مسیر شناور می‌شوند را می‌توان تا صد و سی میلیون سلول شمارش کرد که از بین آن‌ها فقط یک اسپرم وجود دارد که تخمک را بارور می‌کند. اول از همه، ازدحام اسپرم‌ها توسط دستگاه تناسلی مردانه در سمت ابتدای مسیر ایجاد می‌شود که به آن ناحیه سرویکس<sup>۳</sup> می‌گویند. این نقطه، منطقه شروع عمل لقاح است. بر این اساس، هر اسپرم مکانی تصادفی در آن نقطه برای آماده شدن برای انتقال به‌دست می‌آورد، جایی که هر سلول دارای مقداری سرعت در صفحه دکارتی است. در این پژوهش مدل SSO با اهداف کمینه نمودن مقدار ریشه مربعات میانگین خطای تراز آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه‌سازی شده می‌باشد. از نظر ریاضی، در SSO، سرعت اولیه ازدحام را می‌توان بر اساس رابطه دو محاسبه کرد:

$$Initial\_Velocity = D \cdot V_i(t) \cdot \text{Log}_{10}(pH\_Rand_1) \quad (۲)$$

در این رابطه پارامتر  $V_i$  سرعت سلول  $i$  در تکرار  $t$  و  $D$  ضریب میرایی سرعت می‌باشد که عددی تصادفی بین صفر تا یک است و  $pH\_Rand_1$  مقدار  $pH$  در محل به‌دست آمده است، که عددی تصادفی بین هفت تا ۱۴ می‌باشد.

محققان در این زمینه متوجه شدند که این سلول‌ها به‌صورت

شبکه‌های عصبی مصنوعی در کل از تعدادی نرون و اتصالات بین آن‌ها تشکیل شده‌اند. هر نرون در یک لایه مشخص قرار داشته و با نرون‌های موجود در لایه قبل و بعد مرتبط است. این اتصالات وزن خاصی دارند که تأثیر آن بر نرون خروجی را مشخص می‌کنند (-حسینی و همکاران، ۱۳۹۹). در فرآیند یادگیری یک شبکه عصبی، مقداردهی اولیه وزن‌ها به‌صورت تصادفی بوده و با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی، وزن‌ها به‌گونه‌ای تغییر می‌یابند که بهترین عملکرد خروجی شبکه اتفاق بیفتد که این روش یادگیری، آموزش شبکه نامیده می‌شود. بعد از آموزش، می‌توان برای پیش‌بینی شرایط آینده از این مدل استفاده کرد که طی آن ورودی مشخصی داده شده و خروجی متناسب با آن به‌دست می‌آید که می‌تواند یک عدد، بردار یا حتی یک تابع باشد (آقاجانزاده سراسکانرود و همکاران، ۱۳۹۹).

#### هیبرید عصبی موجکی (WNN)

موجک، موج کوچکی است که انرژی آن در یک ناحیه کوچک متمرکز شده است و یک ابزار مناسب برای مطالعه پدیده‌های گذرا می‌باشد. یک موجک دارای کم‌ترین نوسان است که به سمت صفر کاهش می‌یابد و این کاهش باید در جهات مثبت و منفی در دامنه آن محدود باشد. این ویژگی باعث انعطاف‌پذیری موجک می‌شود. تبدیل موجک تابعی است که نسخه بهبود یافته تبدیل فوریه را نشان می‌دهد. تبدیل فوریه برای تجزیه سیگنال‌های غیرثابت به کار می‌رود و تبدیل موجک امکان تجزیه و تحلیل مؤثر سیگنال‌های غیرثابت را به‌وجود می‌آورد (Nayak et al., 2013).

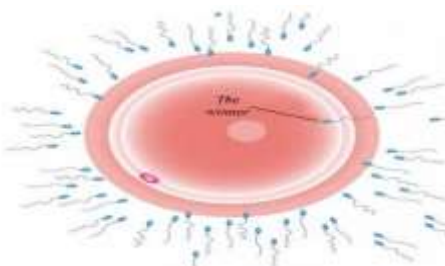
کاربرد موجک‌ها در شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک روش جایگزین برای تابع آموزشی در ANN شبکه WNN نامیده می‌شود. در اصل، WNN به یک شبکه عصبی اشاره دارد که از موجک‌ها استفاده می‌کند (Dey et al., 2021). استفاده از موجک‌ها قابلیت‌های شبکه‌های عصبی را بهبود داده و رویکرد جدیدی برای بهینه‌سازی ایجاد کرده است. بهینه‌سازی موقعیت و مقیاس موجک در WNN امکان تحلیل و مدل‌سازی بهتر مجموعه داده‌های پیچیده را به‌وجود می‌آورد (تراپی پوده و همکاران، ۱۴۰۰). تابع موجک  $\varphi t$  "موجک

1- Sperm swarm optimization  
2- Fallopian tube  
3- Cervix

$$Current\_Best\_Solution = Log_{10}(pH\_Rand_2) \cdot Log_{10}(Temp\_Rand_1) \cdot (x_{sbest_i} - x_i) \quad (3)$$

که در این رابطه پارامتر  $x_{sbest_i}$  بهترین راه‌حلی است که تاکنون به دست آمده،  $pH\_Rand_2$  مقدار pH می‌باشد که عددی تصادفی بین ۷-۱۴ است و  $Temp\_Rand_1$  دمای محل است که عددی تصادفی بین ۳۵/۱ تا ۳۸/۵ می‌باشد. شکل ۷ گروه اسپرم‌ها و اسپرم برنده را نشان می‌دهد.

"گله یا ازدحام" در سطح منتقل می‌شوند که از منطقه دمای پایین به منطقه دمای بالاتر شناور می‌شوند. علاوه بر این، تخمک یک ماده شیمیایی را تحریک می‌کند تا کل گروه اسپرم‌ها را بکشد که این کار "Chemotactic" نامیده می‌شود. سرعت ازدحام نیز به همان ترتیبی است که تعداد دفعات حرکت دنباله آن‌ها از طریق "ازدحام و گروه‌بندی" انجام می‌شود. این سرعت با میزان سرعت بهترین اسپرم مشخص می‌شود که بر اساس محل قبلی در حافظه تنظیم می‌شود تا به مقدار بهینه (محل تخمک) نزدیک شود. در SSO، این سرعت به صورت رابطه سه بیان می‌شود:



شکل ۷- گروه اسپرم‌ها و اسپرم برنده (Shehadeh et al., 2028)

مدل‌های ترکیبی از مدل‌های CanCM4.۱ و CTEM2 است که توسط مرکز مدل‌سازی و آنالیز اقلیم کانادا<sup>۳</sup> (CCCMA) طراحی شده بودند. مدل CanESM2 دارای شبکه‌بندی سطحی با ابعاد ۹/۶۹ درجه طول و عرض جغرافیایی می‌باشد (Chylek et al., 2011). در جدول ۱ سناریوهای RCP مورد استفاده در این تحقیق به صورت خلاصه آمده است.

#### معیارهای ارزیابی

در این تحقیق جهت ارزیابی مدل‌ها از سه شاخص ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده شده است که مشخصات این معیارها در جدول ۲ آمده است.

#### نتایج و بحث

##### هیدروگراف واحد آبخوان دشت شبستر

با هدف به دست آوردن هیدروگراف واحد آبخوان دشت شبستر ابتدا نسبت به تیسن‌بندی این محدوده اقدام شد. شکل ۸ نقشه تیسن‌بندی محدوده آبخوان دشت شبستر را نشان می‌دهد.

#### مدل‌های تغییر اقلیم

##### پیش‌بینی اثرات تغییر اقلیم در آینده

مدل LARS-WG به عنوان بخشی از پروژه ارزیابی ریسک کشاورزی در بوداپست مجارستان توسط راجکو و همکاران (Racsko et al., 1998) ارائه و توسط سمنف و همکاران (Semenov et al., 1998) بازنگری شده است. مدل LARS-WG با دریافت فایلی که حاوی وضعیت آب و هوای گذشته ایستگاه و سناریوی تغییر اقلیم است، در سه مرحله واسنجی، ارزیابی و تولید داده‌ها، مقادیر روزانه دمای کمینه و بیشینه و بارش آینده را تولید می‌کند (خلیلی و همکاران، ۱۳۹۵). امروزه محور اصلی تحقیقات تغییر اقلیم استفاده از مدل‌های GCM و سناریوهای منتشر شده توسط IPCC است. این مدل‌ها ابزارهای پیشرفته‌ای هستند که شرایط اقلیمی را در مقیاس‌های بزرگ جهانی و قاره‌ای بررسی کرده و برای بیان شرایط اقلیم در گذشته، حال و آینده با استفاده از سناریوهای مختلف تغییرات غلظت گازهای گلخانه‌ای به کار برده می‌شوند (Chang-Hai and Ying, 2012). پیش‌بینی متغیرهای هیدرولوژیکی اهمیت بسیار زیادی در مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آبی داشته و به همین دلیل روش‌هایی که بتوانند برآوردی دقیق از آن داشته باشند، همواره مورد توجه پژوهشگران بوده است (الهوردی‌پور و ستاری، ۱۴۰۲). در این تحقیق با هدف پیش‌بینی دما و بارش آینده از مدل CanESM2 تحت دو سناریو RCP2.6 و RCP8.5 استفاده شده است. مدل

1- The Fourth Generation Coupled Global Climate Model

2- Canadian Terrestrial Ecosystem Model

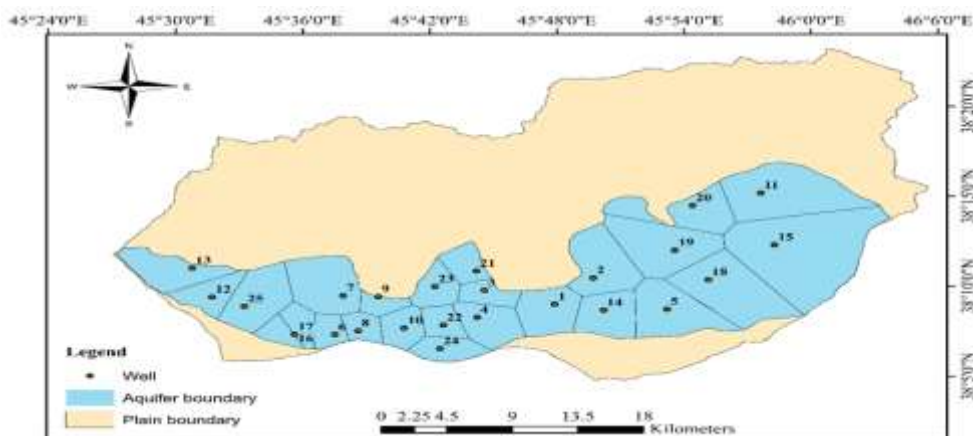
3- Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis

جدول ۱- سناریوهای واداشت تابشی (RCP) (Stocker et al., 2013)

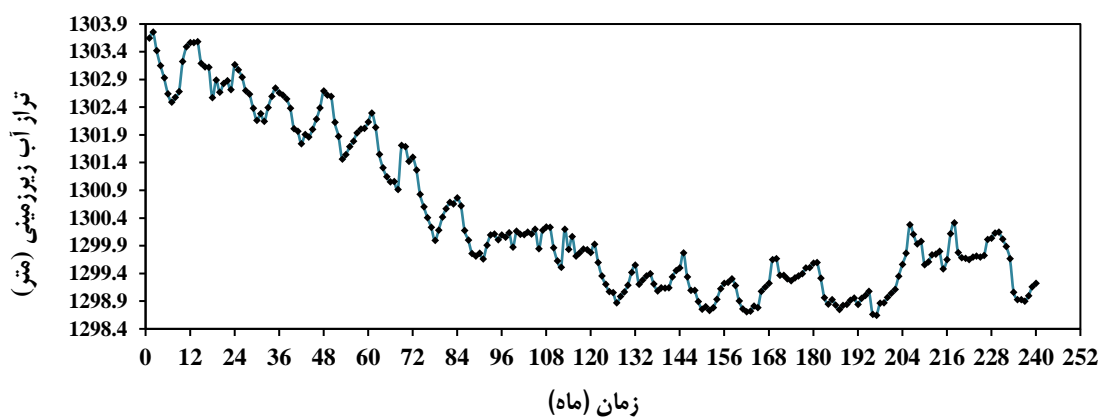
سناریو	واداشت تابشی (W/M <sup>2</sup> )	غلظت CO <sub>2</sub> (ppm)	میانگین گرمایش جهانی تا سال ۲۱۰۰
RCP2.6	حداکثر ۳ وات بر مترمربع است و بعد از سال ۲۱۰۰ کاهش می‌یابد.	۴۹۰	۱ درجه سانتی‌گراد (۰/۳-۱/۷)
RCP8.5	بیشتر از ۸/۵ وات بر مترمربع در سال ۲۱۰۰	۱۳۷۰	۷/۳ درجه سانتی‌گراد (۴/۷-۲/۶)

جدول ۲- معیارهای ارزیابی مدل‌ها

محدوده	رابطه	تعریف	معیار
$0 \leq R^2 \leq 1$	$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P}_i)]^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_i)^2}$	Coefficient of determination	R <sup>2</sup>
$0 \leq RMSE < \infty$	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o(i) - p(i))^2}$	Root Mean Square Error	RMSE
$0 \leq MAE < \infty$	$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  p(i) - o(i) $	Mean Absolute Error	MAE



شکل ۸- نقشه تیسین‌بندی آبخوان دشت شبستر



شکل ۹- هیدروگراف واحد آبخوان دشت شبستر (۲۰۰۳-۲۰۲۲)

### پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی آینده ارزیابی عملکرد مدل LARS-WG

در جدول ۳ نتیجه ارزیابی مدل LARS-WG با مقایسه مقادیر مشاهداتی بارش و دمای کمینه و بیشینه ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره پایه (۲۰۱۳-۲۰۲۲) و مقادیر شبیه‌سازی شده با این مدل ارائه شده است. مطابق جدول چهار شبیه‌سازی پارامترهای بارش و دماهای کمینه و بیشینه ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره پایه توسط مدل LARS-WG با دقت بالایی انجام شده و بنابراین نتایج این مدل قابل اتکا بوده و می‌توان از آن برای تولید داده‌های اقلیمی آینده ایستگاه سینوپتیک شبستر استفاده کرد.

پس از ترسیم پلیگون‌های تیسن و به‌دست آوردن مساحت تحت تأثیر هر یک از چاه‌های پیژومتری، با استفاده از داده‌های ۲۰ سال گذشته، هیدروگراف واحد آبخوان این دشت به‌دست آمد (شکل ۹). مطابق شکل ۹ تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر در ۲۰ سال گذشته با افت ۴/۴۲- متری، از تراز ۱۳۰۳/۶۴ متر در سال ۲۰۰۳ به تراز ۱۲۹۹/۲۲ متر در سال ۲۰۲۲ رسیده است. هر چند که در ماه‌های اخیر افزایش نسبی تراز آب زیرزمینی مشاهده می‌شود، که با توجه به نوسان‌های کم مشاهده شده طی سال‌های گذشته می‌توان آن را نیز یک نوسان جزئی محسوب کرد، اما وضعیت کلی و افت متمادی مشاهده شده در دشت شبستر، نگران‌کننده و نیازمند توجه بیشتر می‌باشد.

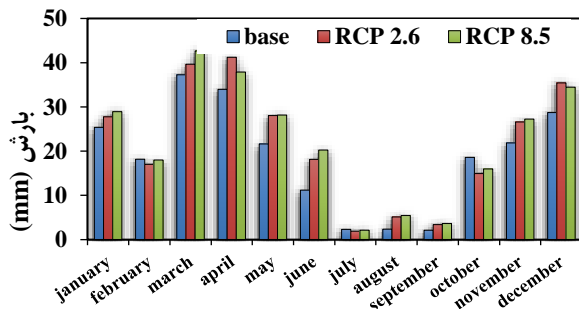
جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل LARS-WG در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی دوره پایه (۲۰۱۳-۲۰۲۲)

پارامتر	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
بارش (mm)	۰/۹۲	۳/۵۴	۲/۶۵
دمای کمینه (°C)	۰/۹۹	۰/۳۱	۰/۲۶
دمای بیشینه (°C)	۰/۹۹	۰/۲۵	۰/۱۹

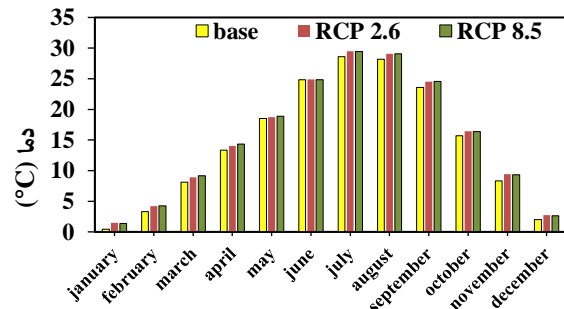
ماه دیگر و طبق هر دو سناریو، مقدار بارش افزایش خواهد یافت و بیش‌ترین افزایش در ماه آگوست به‌میزان ۲/۷۷+ میلی‌متر (۱۳۰/۷۴+ درصد) نسبت به دوره پایه خواهد بود. طبق شکل ۱۰- ب به‌جز سناریو RCP8.5 و ماه ژوئن که میانگین دما نسبت به دوره پایه کاهش ۰/۰۳- درصدی (۰/۰۱- درجه سانتی‌گراد) را نشان می‌دهد، در ۱۱ ماه دیگر و تحت هر دو سناریو، شاهد افزایش دما در آینده خواهیم بود و بیش‌ترین افزایش در ماه ژانویه با ۲۳۷/۴۳+ درصد پیش‌بینی می‌شود.

### پردازش داده‌های اقلیمی آینده

شکل‌های ۱۰- الف و ۱۰- ب به‌ترتیب نمودارهای میانگین ماهانه بارش و دمای ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره پایه (۲۰۲۲-۲۰۱۳) و دوره آتی (۲۰۴۰-۲۰۲۱) تحت دو سناریو RCP2.6 و RCP8.5 را نشان می‌دهند. با توجه به شکل ۱۰- الف تحت هر دو سناریو مورد بررسی، در سه ماه فوریه، جولای و اکتبر مقدار بارش نسبت به دوره پایه کاهش خواهد یافت و بیش‌ترین کاهش بارش در ماه اکتبر با ۱۹/۶۸- درصد و تحت سناریو RCP2.6 خواهد بود. در نه

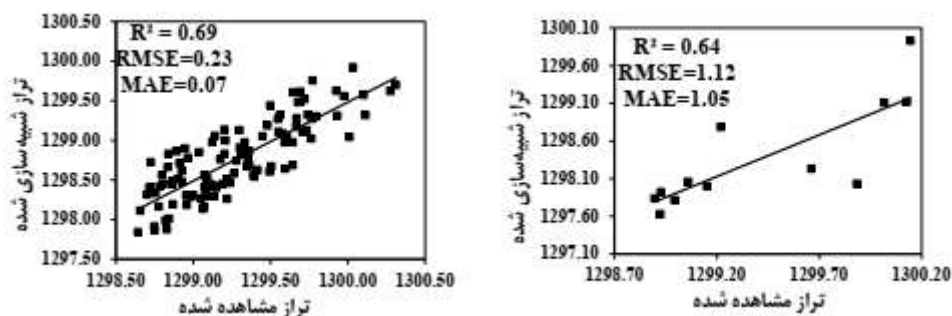


(الف)

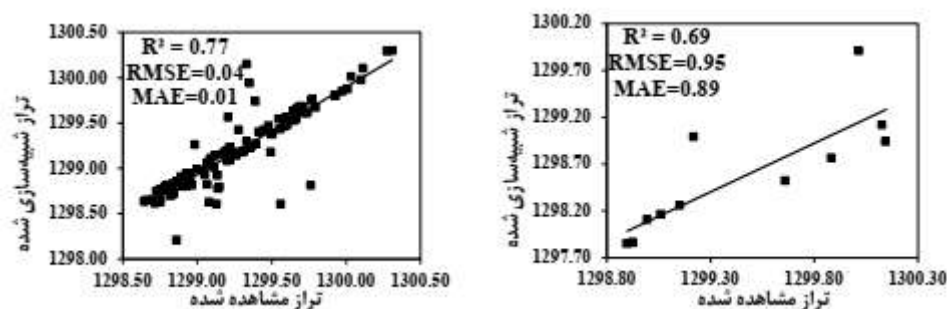


(ب)

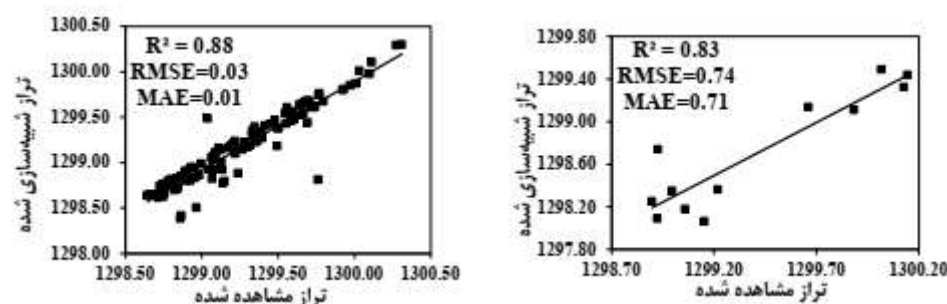
شکل ۱۰- مقایسه پارامترهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک شبستر در دوره پایه و آینده (۲۰۴۰-۲۰۲۱) تحت دو سناریو RCP2.6 و RCP8.5 (الف) میانگین بارش ماهانه (ب) میانگین دمای ماهانه



شکل ۱۱- نمودار پراکنش تراز آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش (چپ) و صحت‌سنجی (راست)



شکل ۱۲- نمودار پراکنش تراز آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده توسط مدل WNN در مرحله آموزش (چپ) و صحت‌سنجی (راست)



شکل ۱۳- نمودار پراکنش تراز آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده توسط مدل MLPSSO-Wavelet در مرحله آموزش (چپ) و صحت‌سنجی (راست)

### مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی

در شکل‌های ۱۱ تا ۱۳ به ترتیب نمودارهای پراکنش تراز آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های MLP، WNN و MLPSSO-Wavelet نشان داده شده است.

مطابق شکل‌های ارائه شده مشاهده می‌شود که مدل MLOSSO-Wavelet با مقادیر  $R^2=0/83$ ،  $RMSE=0/74$  و  $MAE=0/71$  در مرحله اعتبارسنجی، نسبت به مدل‌های دیگر از دقت بیشتر و عملکرد بهتری در شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی برخوردار است. همچنین مدل MLP نیز با مقادیر  $R^2=0/64$ ،  $RMSE=1/12$  و  $MAE=1/05$  در مرحله صحت‌سنجی، کم‌ترین دقت را نسبت به دو مدل دیگر از خود نشان داد. این موضوع حاکی از

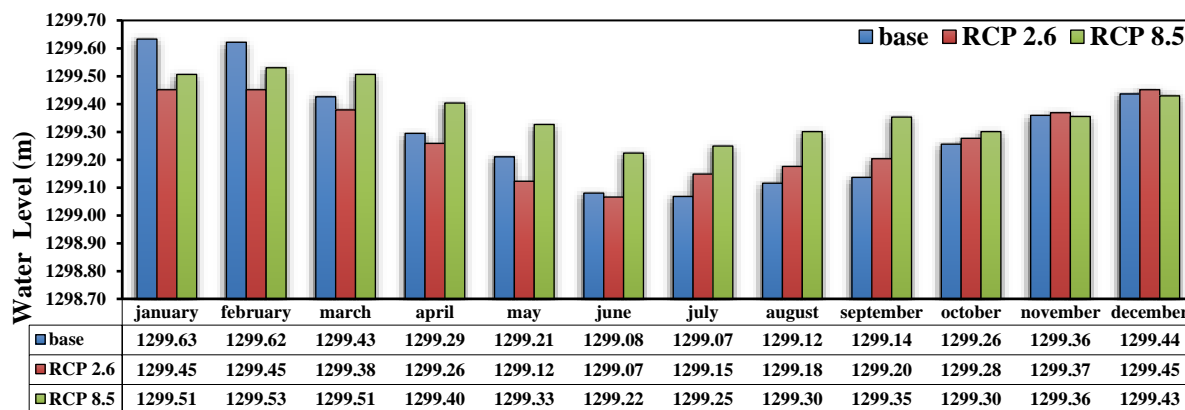
اهمیت بهره‌گیری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در مدل‌سازی می‌باشد که ضروری است مورد توجه محققان و پژوهشگران قرار گیرد. بنابراین با توجه به ارزیابی نتایج مدل‌های مورد استفاده، جهت پیش‌بینی شرایط تراز آب زیرزمینی دشت شبستر در آینده تحت تاثیر تغییر اقلیم، از مدل MLPSSO-Wavelet استفاده شده است. تاکنون مطالعه‌ای در زمینه مدل‌سازی در منابع آب و هیدرولوژی با مدل MLOSSO-Wavelet انجام نگرفته است. اما تحقیقات مشابه در زمینه مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی نشان می‌دهد که مدل‌های بهینه‌ساز عملکردشان نسبت به مدل‌های دیگر قابل توجه می‌باشد. به عنوان مثال افخمی‌فر و صراف (۱۳۹۹) با پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان دشت ارومیه با استفاده از مدل هیبرید تبدیل

پایه کاهش و در شش ماه دوم افزایش خواهد یافت ولی تحت سناریو RCP8.5 فقط در سه ماه ژانویه، فوریه و دسامبر کاهش و در بقیه ماهها افزایشی خواهد بود. پیش‌بینی می‌شود که بیش‌ترین کاهش تراز آب زیرزمینی تحت هر دو سناریو در ماه ژانویه اتفاق بیافتد. بیش‌ترین افزایش نیز تحت سناریو RCP8.5 به میزان  $+0.22$  متر ( $+0.17$ ) درصد) در ماه سپتامبر پیش‌بینی می‌شود. نجفی و همکاران (۱۴۰۱) با ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر تغییرات تراز آب زیرزمینی در آبخوان ساحلی ساری نکا به این نتیجه گرفتند که تراز آب زیرزمینی در دوره آتی نسبت به دوره پایه تحت سناریو RCP8.5 افزایشی خواهد بود. تحقیقی که توسط (Wang et al.2021) در تایوان تحت سناریوهای مختلف انجام گرفت به این نتیجه رسیدند که تأثیرات تغییرات اقلیمی بر روی آب‌های زیرزمینی می‌تواند مثبت باشد.

موجک- ماشین یادگیری بیشینه و بهینه‌سازی با ازدحام ذرات کوانتومی به این نتیجه رسیدند که مدل بهینه‌ساز ازدحام ذرات کوانتومی عملکرد بهتری نسبت به دیگر مدل‌ها داشته، همچنین، این مدل علاوه بر قدرت پیش‌بینی، از لحاظ سرعت آموزش و آزمون نیز نسبت به مدل‌های دیگر از سرعت بالایی برخوردار است.

### پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در دوره آتی

با توجه به نتایج، جهت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آینده از مدل MLPSSO-Wavelet استفاده شد. شکل ۱۴ نمودار مقایسه تراز آب زیرزمینی ماهانه آبخوان دشت شبستر در دوره پایه و آینده را نشان می‌دهد. مطابق شکل ۱۴ تحت سناریو RCP2.6 در شش ماه ابتدایی سال، تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر نسبت به دوره



شکل ۱۴- نمودار مقایسه تراز آب زیرزمینی ماهانه آبخوان دشت شبستر در دوره پایه (۲۰۲۲-۲۰۲۳) و (۲۰۴۰-۲۰۲۱)

تحت هر دو سناریو مورد بررسی، در ماه ژانویه اتفاق خواهد افتاد که متناسب با بیشترین افزایش دمایی است که برای همین ماه پیش‌بینی شده است. بنابراین ارتباط میان افزایش دما و کاهش تراز آب زیرزمینی این دشت و تأثیر تغییر اقلیم بر تغییرات تراز آب زیرزمینی به‌وضوح مشاهده می‌شود. با توجه به بحران آب، تغییرات اقلیمی و افت تراز آب زیرزمینی در دشت‌های مختلف کشور، ضرورت دارد توجه بیشتری به این پدیده و تأثیرات آن انجام گیرد. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی نتایج سایر مدل‌های اقلیمی نیز در پیش‌بینی شرایط بارش و دما بررسی شده و از سایر مدل‌های هوشمند جهت مدل‌سازی بهره گرفته شود.

### سپاسگزاری

نویسندگان این تحقیق از همکاری سازمان هواشناسی ایران و شرکت آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی به‌خاطر ارائه داده‌های مورد نیاز سپاسگزاری می‌کنند.

### نتیجه‌گیری کلی

این پژوهش با هدف بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر تغییرات تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر، تغییرات تراز آب زیرزمینی در دوره پایه با استفاده از روش‌های MLP، WNN و MLPSSO-Wavelet مدل‌سازی شده و بهترین مدل تعیین شد. سپس بارش و دمای آینده ایستگاه سینوپتیک شبستر با استفاده از مدل CanESM2 تولید و با مدل LARS-WG ریزمقیاس‌سازی شده و برحسب دو سناریو RCP2.6 و RCP8.5 بررسی و در نهایت تغییرات تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت شبستر در آینده مورد بررسی قرار گرفته است. مطابق نتایج این تحقیق روش MLPSSO-Wavelet در مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی نسبت به دو مدل دیگر بهترین نتیجه را نشان داد. در شش ماه ابتدایی، تراز آب زیرزمینی تحت سناریو RCP2.6 نسبت به دوره پایه کاهش اما در شش ماه دوم افزایش خواهد یافت. ولی تحت سناریو RCP8.5 فقط در سه ماه ژانویه، فوریه و دسامبر کاهش تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی می‌شود. بیش‌ترین کاهش تراز آب زیرزمینی،

## منابع

- آبخیزداری. ۱۷(۵): ۲۸-۱۹.
- ترابی پوده، ح.، حیدر نصرالهی، ع. و دهقانی، ر. ۱۴۰۰. ارزیابی مدل شبکه عصبی موجک در پیش‌بینی منابع آب زیرزمینی (مطالعه موردی: استان لرستان، ایران). *هیدروژئولوژی*. ۱۶(۱): ۱-۱۲.
- رجایی، ط.، زینی وند، ا. و جعفری، ح. ۱۳۹۵. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی حوضه آبریز شریف‌آباد قم با استفاده از مدل‌های موجک-عصبی برنامه‌ریزی ژنتیک. *نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی*. ۱۶(۴۲): ۲۶-۷.
- پیری، ح.، مبارکی، م. و سیاسر، ص. ۱۴۰۱. مدلسازی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی دشتستان بوشهر با استفاده از هوش مصنوعی و زمین‌آمار. *پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز*. ۱۳(۲۶): ۶۸-۵۸.
- مومنه، ص.، آذری، آ. و اقبال زاده، ا. ۱۳۹۹. ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر تراز آب زیرزمینی در دوره‌های آتی، مطالعه موردی: دشت چمچال. *نشریه علمی - پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز*. ۱۲(۴): ۹۲۸-۹۱۳.
- حسینی صومعه، م.، روشنی، ع. و ذباح، ا. ۱۳۹۹. مدل‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی بر اساس روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی (مطالعه موردی: دشت زاوه تربت حیدریه). *پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز*. ۱۱(۲۱): ۲۳۵-۲۲۳.
- Chong-Hai, XU. and Ying, X., 2012. The projection of temperature and precipitation over China under RCP scenarios using a CMIP5 multi-model ensemble. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*. 5(6):527-533. <http://dx.doi.org/10.1080/16742834.2012.11447042>
- Chylek, P., Li, J., Dubey, MK., Wang, M. and Lesins, GJAC., 2011. Observed and model simulated 20th century Arctic temperature variability: Canadian earth system model CanESM2. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*. 11(8):22893-22907. <https://doi.org/10.5194/acpd-11-22893-2011>
- Dey, S., Dey, AK. and Mall, RK., 2021. Modeling long-term groundwater levels by exploring deep bidirectional long short-term memory using hydro-climatic data. *Water Resources Management*. 35:3395-3410. <https://doi.org/10.1007/s11269-021-02899-z>.
- Jain, SK., Das, A. and Srivastava, DK., 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. *Water Resources Planning and Management*. 125(5):263-271. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1999\)125:5\(263\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1999)125:5(263))
- Luiz, TBP., Schröder, T. and da Silva, JLS., 2018. Simulação dos Níveis Freáticos em Poço Tubular Localizado em Aquífero Livre: uma Comparação de
- افخمی فر، س.، صراف، ا.پ. ۱۳۹۹. پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان دشت ارومیه با استفاده از مدل هیبرید تبدیل موجک-ماشین یادگیری بیشینه و بهینه‌سازی با ازدحام ذرات کوانتومی. *مهندسی و مدیریت آبخیز*. ۱۲(۲): ۳۶۴-۳۵۱.
- امامی، س.، چوپان، س. و پارسا، ج. ۱۳۹۷. مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی دشت میان‌دوآب با استفاده از الگوریتم‌های انتخابات، ژنتیک و روش شبکه عصبی مصنوعی. *اکوهیدروژئولوژی*. ۵(۴): ۱۱۷۵-۱۱۸۹.
- آقاجانزاده سراسکانرود، م.، بهمنش، ج.، رضایی، ح. و آزاد، ن. ۱۳۹۹. پیش‌بینی اثر تغییرات پارامترهای هواشناسی بر منابع آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت میان‌دوآب). *آبیاری و آب ایران*. ۱۰(۳): ۲۱۹-۲۰۱.
- جعفری گنده، م.، سلاجقه، علی. و حقیقی، پ. ۱۳۹۹. پیش‌بینی مقایسه‌ای بارش و دمای شهرستان کرمان با استفاده از مدل‌های LARS-WG6. *اکوهیدروژئولوژی*. ۷(۲): ۵۳۸-۵۲۹.
- خلیلی، ن.، داوری، ک.، علیزاده، ا.، انصاری، ح.، رضایی پزند. ح.، کافی، محمد. و قهرمان، پ. ۱۳۹۵. ارزیابی عملکرد دو مدل LARS و ClimGen در تولید سری‌های زمانی بارش و درجه حرارت در ایستگاه تحقیقات دیم سیسب، خراسان شمالی. *نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)*. ۳۰(۱): ۳۳۳-۳۲۲.
- سلامتیان، س.ا.، ابراری، ح. و نظری، ع. ۱۴۰۲. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی (مطالعه موردی: دشت قم). *آبیاری و آب ایران*. ۱۳(۳): ۳۰۴-۲۸۵.
- محمدی، ب.، بی‌آزار، س.م. و اسدی، ا. ۱۳۹۶. کارایی الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات در شبیه‌سازی سطح تراز ایستابی (مطالعه موردی: آبخوان دشت اردبیل). *سامانه‌های سطوح آبخیز ایران*. ۵(۲): ۸۷-۷۷.
- نجفی، س.، شرافتی، ا. و کاردان مقدم، ح. ۱۴۰۱. ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر تغییرات تراز آب زیرزمینی در آبخوان ساحلی ساری نکا. *آبیاری و آب ایران*. ۱۳(۲): ۳۳۴-۳۱۲.
- الهوردی پور، پ. و ستاری، محمدتقی. ۱۴۰۲. مقایسه عملکرد روش کلاسیک رگرسیون خطی چندگانه و روش‌های داده‌کاوی نوین در مدل‌سازی بارش سالانه (مطالعه موردی: شهر اهواز). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*. ۳(۲): ۱۴۲-۱۲۵.
- سلیمانی، ف.، کلاهیچی، ع. و ارشم، ع. ۱۳۹۶. بررسی اثر تغییر اقلیم بر بیلان و تراز آب‌های زیرزمینی دشت رامهرمز. *ترویج و توسعه*

- 6th International Conference on Communications and Broadband Networking. 53-59. <https://doi.org/10.1145/3193092.3193100>
- Stocker, TF., Qin, D., Plattner, GK., Tignor, M., Allen, SK., Boschung, J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V. and Midgley, PM., (eds.), 2013. IPCC, 2013: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. 1535. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Su, B., Huang, J., Mondal, SK., Zhai, J., Wang, Y., Wen, S. and Li, A., 2021. Insight from CMIP6 SSP-RCP scenarios for future drought characteristics in China. *Atmospheric Research*. 250:105375. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105375>
- Wang, S. J., Lee, C. H., Yeh, C. F., Choo, Y. F. and Tseng, H. W. (2021). Evaluation of climate change impact on groundwater recharge in groundwater regions in Taiwan. *Water (Switzerland)*, 13(9). Técnicas Preditivas. *Anuário do Instituto de Geociências*. 41(3):227-238. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1999\)125:5\(263\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1999)125:5(263))
- Nayak, P., Venkatesh, B., Krishna, B. and Jain, SK., 2013. Rainfall-runoff modeling using conceptual, data driven, and wavelet based computing approach. *Journal of Hydrology*. 493:57-67. <https://doi.org/10.1016/j.jhydro.2013.04.016>
- Racsko, P., Szeidl, L. and Semenov, M., 1991. A serial approach to local stochastic weather models. *Ecological modelling*. 57(1-2):27-41. [https://doi.org/10.1016/0304-3800\(91\)90053-4](https://doi.org/10.1016/0304-3800(91)90053-4)
- Semenov, MA., Brooks, RJ., Barrow, EM. and Richardson, CW., 1998. Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Climate Research*. 10(2):95-107. <http://dx.doi.org/10.3354/cr010095>
- Shehadeh, HA., Ahmedy, I. and Idris, MYI., 2018. Sperm Swarm Optimization Algorithm for Optimizing Wireless Sensor Network Challenges.

## Evaluation of Climate Change Effect on Groundwater Level in Using Sperm Swarm Optimization Model (Case Study: Shabester Plain Aquifer)

S. Emami<sup>1</sup>, S.Darbandi<sup>2\*</sup>, M.A. Ghorbani<sup>3</sup>, S. Samadian Fard<sup>2</sup>

Received: Aug.28, 2024

Accepted: Jan.14, 2025

### Abstract

Considering the limitations of groundwater resources in Iran, accurate calculation, proper use, regulation, and maintenance of these resources are of great importance. One effective method for managing and optimizing the use of these resources in the present and future is modeling. In this study, monthly changes in groundwater levels during the period 2013–2022 were modeled using MLP, WNN, and MLPSSO-Wavelet models. The first nine years of data were used for training, and the last year for validation. The best model was determined based on the criteria of coefficient of determination ( $R^2$ ), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE). Precipitation and temperature of the Shabestar synoptic station for the future period (2021–2040) were predicted using the CanESM2 model under RCP2.6 and RCP8.5 scenarios, which have a logical and appropriate relationship with observed climatic characteristics. These were then downscaled using the LARS-WG model. In the future period, under both scenarios, the average precipitation will decrease in February, July, and October, while increasing in the remaining nine months. For temperature, except for RCP8.5 in June, an increase is predicted in 11 months under both scenarios, with the highest temperature increase (37.43%) expected in January under the RCP2.6 scenario. The groundwater level of the Shabestar aquifer has dropped by 4.42 meters, from 1303.64 meters in 2003 to 1299.22 meters in 2022. According to the results, the MLPSSO-Wavelet model, with  $R^2 = 0.83$ , RMSE = 0.74, and MAE = 0.71 during validation, showed higher accuracy compared to other models. Under the RCP2.6 scenario, the groundwater level of the Shabestar plain is expected to decrease in the first six months and increase in the second half of the year compared to the first half. Under the RCP8.5 scenario, groundwater level reductions are predicted only in January, February, and December, with the highest reduction occurring in January.

**Keywords:** LARS-WG, Modeling, Neural Network, Prediction

1- M.Sc.Student, Deptment of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran

2- Associate Professor, Deptment of Water Sciences and Engineering ,Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3- Professor, Deptment of Water Sciences and Engineering ,Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(\*- Corresponding Author Email: sdarbandi.tabrizu@yahoo.com)