

Comparison of SVM, GEP and IHACRES Models in Prediction of Runoff Changes Due to Climate Change (Case Study: Jamishan Dam)

BANAFSHEH RAHIMI¹, MARYAM HAFEZPARAST MAVADDAT^{1*}

1. Department of Water Science and Engineering, Razi University, Kermanshahi, Iran.

(Received: June. 17, 2020- Revised: Aug. 11, 2020- Accepted: Sep. 7, 2020)

ABSTRACT

Today, the effects of climate change and global warming have been demonstrated by rising greenhouse gases. Occurrence of these conditions affects hydrological processes such as precipitation and river flow, which is one of the main sources of water for the basin. In this study, the monthly values of precipitation, temperature and inflow of Jamishan Dam during the period of 1988-2017 are considered as the basic period. The output of climate models does not have the desired accuracy and spatial and temporal resolution, so it is necessary to downscale the output of CMIP5 models for the study area. In this study, using Change Factor Method (CFM), the data of two FLO_ESM and CNRM_CM5 models were downscaled under the RCP8.5 scenario and the monthly temperature and precipitation parameters of Jamshah dam were produced for the period 2021-2050. To evaluate the effect of climate change on runoff in the region, SVM, GEP and IHACRES models were studied and compared. The results of climate model indicate an increase in temperature between 0.1 to 1.4 degrees of Celsius for both FLO_ESM and CNRM_CM5 models. Also, the results of simulated precipitation in FLO_ESM and CNRM_CM5 models show that the monthly long-term average under the RCP8.5 scenario in the next period decreased 1.1 and 5.8%, respectively, as compared to the baseline period. In general, the results show a reduction in runoff in all three models (SVM, GEP and IHACRES), which the highest reduction (28.9%) is corresponded to SVM in FLO_ESM model and the lowest reduction (14.1%) is corresponded to GEP in CNRM_CM5 model. In this study, GEP and IHACRES models are more accurate than the SVM model.

Keywords: Climate change, CMIP5, Rainfall-runoff, SVM, GEP, IHACRES, Python.

مقایسه مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن و آیهکرس در پیش‌بینی تغییرات رواناب تحت تأثیر تغییر اقلیم (مطالعه موردی: سد جامیشان)

بنفشه رحیمی^۱، مریم حافظ پرست مودت^{۱*}

۱. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران
(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۳/۲۸ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۵/۲۱ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۶/۱۷)

چکیده

امروزه اثرات تغییر اقلیم و گرمایش جهانی به دلیل افزایش گازهای گلخانه‌ای در جهان به اثبات رسیده‌است. وقوع این شرایط، فرآیندهای هیدرولوژیکی مانند بارش و جریان رودخانه‌ها را که یکی از منابع اصلی تامین کننده آب حوضه است، تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این تحقیق مقادیر ماهانه بارش، دما و دبی سد جامیشان در سال‌های ۲۰۱۷-۱۹۸۸ به‌عنوان دوره پایه در نظر گرفته شده‌است. به دلیل اینکه خروجی مدل‌های اقلیمی دقت و تفکیک مکانی و زمانی مورد نظر را ندارد، لذا لازم است که خروجی مدل‌های CMIP5 برای منطقه مورد نظر ریزمقیاس شود. در این پژوهش با استفاده از روش عامل تغییر، داده‌های دو مدل FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 ریزمقیاس شده و پارامترهای ماهانه دما و بارش سد جامیشان برای دوره‌ی ۲۰۵۰-۲۰۲۱ تولید گردید. برای ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر تغییرات رواناب منطقه مورد نظر به بررسی و مقایسه‌ی مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن و آیهکرس با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون پرداخته‌شد. نتایج مدل‌های اقلیمی افزایش دمای بین ۰/۱ تا ۱/۴ درجه سلسیوس را به‌ترتیب برای دو مدل FLO_ESM و CNRM_CM5 نشان می‌دهد. همچنین نتایج بارش شبیه‌سازی شده نشان می‌دهد که میانگین درازمدت ماهانه تحت سناریو RCP8.5 در دوره آبی به‌ترتیب ۱/۱ و ۵/۸ درصد نسبت به دوره پایه کاهش داشته‌است. به طور کلی بررسی نتایج حاصل از پیش‌بینی دبی در هر سه مدل رگرسیون بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن و آیهکرس حاکی از کاهش رواناب است که بیش‌ترین کاهش رواناب مربوط به SVM در مدل FLO_ESM با ۲۸/۹ درصد و کمترین کاهش رواناب مربوط به GEP در مدل CNRM_CM5 با ۱۴/۱ درصد می‌باشد و در این پژوهش مدل‌های آیهکرس و بیان ژن نسبت به روش رگرسیون بردار پشتیبان از دقت مطلوب‌تری برخوردار هستند.

واژه‌های کلیدی: تغییر اقلیم، مدل‌های گزارش پنجم، بارش - رواناب، ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن، آیهکرس، پایتون.

مقدمه

گلخانه‌ای موجب تغییر متغیرهای اقلیمی کره زمین شده و پیش‌بینی می‌شود که این تغییرات در آینده نیز ادامه یابد. با تغییر اقلیم، رژیم هیدرولوژیکی رودخانه و در نتیجه فراوانی وقوع و شدت سیلاب و کیفیت آب رودخانه نیز تغییر می‌کند (Pourmohamadi *et al.*, 2015). بررسی پارامترهای تغییر اقلیم نقش مهمی در پیش‌بینی رواناب سطحی به‌منظور شناسایی و مدیریت ذخایر منابع آبی دارد. از سویی دیگر، با توجه به محدودیت منابع آب شیرین قابل استحصال، پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر دبی جریان و تغییرات آن در طول سال از ارکان اساسی برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب‌های سطحی می‌باشد (Nabizadeh *et al.*, 2012). با توجه به اهمیت موضوع، تاکنون تحقیقات متعددی در خصوص مدل‌های مختلف هوشمند

تغییر اقلیم یکی از مهم‌ترین اثرات را در چرخه هیدرولوژیکی ایجاد می‌کند که به دلیل افزایش جمعیت، افزایش استفاده از سوخت‌های فسیلی، جنگل‌زدایی، فرسایش خاک و به تبع آن افزایش گازهای گلخانه‌ای رخ می‌دهد. یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های محیطی که جهان امروز با آن روبرو است، گرمایش جهانی می‌باشد که الگوهای آب و هوایی را تغییر می‌دهد. بالا آمدن سطح آب دریاها و تغییر در آستانه آب و هوایی از پیامدهای تغییر اقلیم می‌باشد. تغییر اقلیم و افزایش گرمایش جهانی باعث گسترش خشکسالی‌ها و تداوم آن‌ها شده و همچنین این تغییر باعث عدم یکنواختی توزیع بارش می‌شود و بر منابع آب تأثیر می‌گذارد (Khosravi *et al.*, 2010). امروزه افزایش غلظت گازهای

در ایالت پنسیلوانیای آمریکا را شبیه‌سازی کردند و نتیجه گرفتند که برنامه‌ریزی بیان ژن با دقت بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی فرایند بارش-رواناب را شبیه‌سازی می‌نماید (Aytak *et al.*, 2008). به منظور بررسی روند فصلی تغییرات پارامترهای اقلیمی آتی از چهار مدل AR5 و آزمون غیرپارامتری من-کندال استفاده شد که نتایج حاکی از آن بود که پارامترهای بارش و دما از یک روند معنادار آماری پیروی می‌کند. همچنین دمای متوسط در همه‌ی فصول نسبت به دوره پایه افزایش یافته است (Aghakhani *et al.*, 2016). قابلیت کاربرد شبکه عصبی بیزین، برنامه‌ریزی بیان ژن، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی چند متغیره برای پیش‌بینی سری زمانی جریان رودخانه ایستگاه آب سنجی تازه کند رودخانه صوفی چای برای دوره آماری ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۴ انجام شده است. نتایج نشان داد که هر چهار روش شبکه عصبی بیزین، برنامه‌ریزی بیان ژن، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی از دقت قابل قبولی برخوردار است. همچنین باتوجه به معیارهای ارزیابی مشخص شد که هر چهار روش مورد بررسی، می‌توانند با دقت نسبتاً بالایی میزان جریان روزانه را پیش‌بینی نمایند (Dehghani *et al.*, 2015). به‌منظور پیش‌بینی جریان رودخانه باراندوزچای از دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و ماشین بردار استفاده شد. در هر دو روش، مدل‌های شامل جریان یک، دو و سه روز قبل بالاترین دقت را در مرحله صحت‌سنجی داشتند. همچنین دقت هر دو مدل با افزایش مقادیر دبی کاهش می‌یابد. مقایسه نتایج دو مدل نشان داد دقت روش برنامه‌ریزی بیان ژن نسبت به روش ماشین بردار پشتیبان اندکی بیشتر بود، اما روش ماشین بردار پشتیبان به مراتب ساده‌تر از روش برنامه‌ریزی بیان ژن می‌باشد و این روش می‌تواند به‌عنوان یک روش کاربردی برای پیش‌بینی جریان روزانه به‌کار رود (Ahmadi *et al.*, 2016). جهت پیش‌بینی جریان رودخانه در منطقه‌ای کوهستانی و نیمه‌خشک واقع در شمال غربی چین از ماشین بردار پشتیبان استفاده شد و دریافتند که مدل ماشین بردار پشتیبان عملکردی مناسب جهت پیش‌بینی جریان رودخانه در مناطق کوهستانی نیمه‌خشک داشته و نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی از دقت مطلوبی برخوردار است (He *et al.*, 2014).

در پژوهشی به‌منظور پیش‌بینی جریان رودخانه ليقوان از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن استفاده نمودند نتایج این تحقیق نشان داد که مدل برنامه‌ریزی بیان ژن از دقت بسیار بالایی نسبت به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های سری زمانی برخوردار است (Farboudfam *et al.*, 2009). نتایج حاصل از پژوهش استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی دبی روزانه

ماشین بردار پشتیبان^۱، برنامه‌ریزی بیان ژن^۲ و آیهکرس^۳ برای پیش‌بینی دبی رودخانه‌ها با استفاده از مدل‌های اقلیمی صورت پذیرفته‌است. از جمله این مطالعات ارزیابی عدم قطعیت تغییر اقلیم بر آبدهی ورودی سد جامیشان واقع در شمال شرقی استان کرمانشاه، با استفاده از خروجی ۷ مدل اقلیمی گزارش چهارم تغییرات بارش و دما در دو دوره ۲۰۲۰-۲۰۳۹ و ۲۰۴۰-۲۰۵۹ مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج حاکی از آن است که در دوره اول بارش و رواناب سالانه کاهش و دمای سالانه افزایش می‌یابد همچنین در دوره دوم تغییرات شدیدتر است و دمای سالانه بین ۲+ و ۰/۶۶- درجه سلسیوس تغییر می‌کند (Hafezparast *et al.*, 2016). مدل آیهکرس با استفاده از داده‌های دبی روزانه ایستگاه خرجیگل در خروجی حوضه و نیز داده‌های بارش و دمای روزانه‌ی ایستگاه خلیان در مرکز ثقل حوضه طی دوره ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۴ برای واسنجی و دوره ۱۳۸۷ تا ۱۳۸۹ برای صحت‌سنجی شبیه‌سازی شد. نتایج براساس ضریب کارایی مدل نش-ساتکلیف^۴ و میانگین خطای کل^۵ و میانگین خطای نسبی پارامتریک^۶ ارائه شد که مقدار به‌دست آمده‌ی نش ساتکلیف در دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب ۰/۵۵ و ۰/۴۶ به‌دست آمد که با توجه به نتایج پژوهش‌های پیشین قابل قبول می‌باشد (Lotfirad *et al.*, 2018) برای مدل‌سازی ارزیابی تغییر اقلیم بر شرایط هیدرولوژیکی ایستگاه دهلران از خروجی مدل اقلیمی CSIROK3-5-0 تحت سناریو RCP8.5 استفاده شد. مقادیر بارش و دما برای دوره آتی ۲۰۴۴-۲۰۱۶ با استفاده از روش عامل تغییر ریزمقیاس شده و به‌منظور شبیه‌سازی رواناب حوضه از مدل آیهکرس استفاده کردند. نتایج حاکی از کاهش میزان متوسط رواناب از ۶/۲۷ مترمکعب بر ثانیه در دوره پایه به ۵/۷۸ مترمکعب بر ثانیه در دوره آتی بود. همچنین شبیه‌سازی رواناب ماهانه حوضه در دوره آتی و مقایسه مقادیر آن با دوره مشاهداتی بیانگر کاهش متوسط رواناب سالیانه دراز مدت در دوره آتی در سناریو مورد نظر بود (Pourkheirolah *et al.*, 2017). با استفاده از مدل آیهکرس، به ارزیابی عملکرد آن جهت شبیه‌سازی جریان رودخانه‌ای در سه مقیاس روزانه، ماهانه و سالیانه در حوضه آبخیز دریاچه ارومیه پرداخته شد. نتایج حاکی از آن بود که مدل دقت قابل قبولی در پیش‌بینی جریان روزانه و ماهانه دارد. مقایسه شبیه‌سازی جریان ماهانه نسبت به جریان روزانه قابل قبول‌تر است و مقادیر جریان سالانه را نسبت به مقادیر روزانه و ماهانه ضعیف‌تر شبیه‌سازی نموده و دارای دقت کمی بود (Goudarzi *et al.*, 2018). با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن فرایند بارش-رواناب روزانه حوضه رودخانه جونیاتا

4 Nash sutcliffe

5 BIAS

6 ARPE

1 Support Vector Machine (SVM)

2 Gene Expression Programming(GEP)

3 IHECRES

مدل HadCM3 تحت سناریوی RCP4.5 نشان داد که سری زمانی سالانه آب قابل بارش منطقه روند افزایشی داشته و هر ساله ۰/۰۵ میلی‌متر به آن افزوده می‌شود (Dehghani, et al., 2017). با استفاده از مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی بارش ماهیانه شهرستان نهاوند نشان داد که عملکرد هر دو مدل خوب و مشابه بوده ولی با توجه به بررسی معیارهای ارزیابی مختلف، مدل برنامه‌ریزی بیان ژن عملکرد قابل قبول‌تری را داشته است (Solgi et al., 2017). آینده‌ی ورودی به سدها پارامتری است که در برنامه‌ریزی منابع آب حوضه آبریز نقش اساسی دارد و اثرات تغییر اقلیم در آینده بر این پارامتر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. پژوهش‌های انجام شده در این راستا نشان می‌دهد گزارش پنجم اقلیمی با بررسی اطلاعات جدیدتری از مدل‌های گردش عمومی جو بهتر می‌تواند شرایط اقلیمی آینده را پیش‌بینی کنند. در هر منطقه و با توجه به نوع داده‌ها، مدل‌های شبیه‌سازی آینده‌ی می‌توانند عملکردهای مختلفی داشته باشند. آنالیز حساسیت پارامترهای این مدل‌ها در هر منطقه می‌تواند به پیش‌بینی دقیق مقدار آینده‌ی کمک شایانی کند. در این پژوهش قصد بر آن است که نتایج سه مدل ذکر شده مورد بررسی قرار گیرد و قابلیت این مدل‌ها برای پیش‌بینی ورودی سد جامیشان مورد بررسی قرار گیرد. محدودیت پژوهش‌های قبلی در آن است که برای این منطقه مدل‌ها کالیبره و تحلیل حساسیت نشده‌اند و نیز از خروجی‌های گزارش پنجم نیز برای پیش‌بینی متغیرهای بارش و دما استفاده نشده است.

مواد و روش‌ها

حوضه آبریز سد جامیشان با مساحت ۵۲۴ کیلومتر مربع و اقلیم نیمه خشک سرد تا نیمه مرطوب، از شمال به حوضه آبریز گاو رود، از شرق به حوضه آبریز خرم رود، از جنوب به حوضه آبریز رودخانه مریم نگار و از غرب به زیر حوضه‌های عالی سیاه و گاو رود منتهی می‌شود. متوسط بارندگی سالانه این حوضه حدود ۴۷۴ میلی‌متر و متوسط تبخیر از سطح آزاد آب دریاچه سد حدود ۱۵۳۴ میلی‌متر است. متوسط دمای سالانه حوضه ۱۲/۶ درجه سانتی‌گراد دمای حداقل و حداکثر سالانه به ترتیب ۴/۷ و ۲۱/۹ درجه سانتی‌گراد برآورد گردیده است. میانگین سرعت باد ۱/۵ متر بر ثانیه و رطوبت نسبی حدود ۵۳ درصد و میانگین ساعات آفتابی ۸/۴ ساعت می‌باشد. اقلیم این منطقه در طبقه‌بندی‌های مختلف اقلیمی نیمه‌خشک سرد تا نیمه‌مرطوب محسوب می‌شود. سد مخزنی جامیشان بر روی رودخانه جامیشان در جنوب غربی شهرستان سنقر در نزدیکی روستای پیرسلیمان و ایستگاه هیدرومتری پیرسلیمان در مختصات تقریبی ۳۴ درجه و ۴۰ دقیقه

رودخانه‌قره سو حاکی از دقت و کارایی مناسب این مدل است (Moharrampour et al., 2011) جهت پیش‌بینی دبی جریان روزانه رودخانه شوپل در آمریکا از روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمود و نشان داد که هر دو روش نتایج قابل قبولی داشته، ولی برنامه‌ریزی بیان ژن از دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی برخوردار است (Güven, 2009). وانگ و همکاران روش‌های شبکه عصبی، انفیس، برنامه‌ریزی ژنتیک و روش ARIMA را با استفاده از داده‌های مشاهداتی بلندمدت دبی ماهانه روی دو رودخانه مورد ارزیابی قرار دادند. Wang et al. (2009) آنها دریافتند که بهترین عملکرد مربوط به برنامه‌ریزی ژنتیک و رگرسیون بردار پشتیبان می‌باشد. بوتسیس و همکاران به مقایسه بین مدل رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه عصبی چندلایه پیش‌خور (MFNN) در پیش‌بینی بارش رواناب پرداختند (Botsis et al., 2011). آنها ذکر کردند که روش رگرسیون بردار پشتیبان بهتر از MFNN بارش رواناب را شبیه‌سازی می‌کند (Modaresi et al., 2017) به ارزیابی استراتژی‌های میانگین‌گیری وزنی رتبه‌ای در ترکیب مدل‌های پیش‌بینی کننده جریان در رودخانه کرخه پرداختند. آنها نشان دادند که استراتژی وزن‌دهی متغیر دارای قابلیت بیشتری برای ارتقای نتایج پیش‌بینی نسبت به وزن‌دهی ثابت در مدل‌های بردار پشتیبان رگرسیونی است. (Seyam et al., 2017) از مدل رگرسیون بردار پشتیبان به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه در مناطق مرطوب گرمسیری (مالزی) بهره گرفتند. آنها با تولید شش مدل مرتبط با رگرسیون بردار پشتیبان با تغییرات سطح آب و ارتفاع بارش در بالادست به پیش‌بینی جریان ساعتی رودخانه در مقطعی از سال ۲۰۱۱ در حوضه سلانگور پرداختند. نتایج آنها حاکی از کارایی SVR در پیش‌بینی جریان رودخانه بود.

برنامه‌ریزی ژنتیک برای تخمین مقادیر دمای هوا در حوضه دریاچه ارومیه نیز استفاده شده است و نتایج حاکی از توانایی مطلوب برنامه‌ریزی ژنتیک در تحلیل پدیده غیرخطی تغییرات دمای هوا می‌باشد. با توجه به شاخص‌های آماری نتایج نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک قادر به تخمین دقیق مقادیر دمای هوا می‌باشد (Soltani et al., 2010). (Sadeghi et al., 2015) با استفاده از میانگین خطای کل و ضریب کارایی مدل نش-ساتکلیف در شبیه‌سازی روزانه‌ی رواناب حوضه ناورود به کمک مدل آیهکرس پرداختند که در دوره‌ی واسنجی این ضرایب به-ترتیب ۰/۵۷ و ۸/۵۳ و در مرحله آزمون ۰/۴۸ و ۱۴/۹ می‌باشد. مدل مذکور نشان داد دقت قابل قبول در شبیه‌سازی جریان حوضه ناورود را دارد. به منظور بررسی اثر تغییر اقلیم بر میزان آب قابل بارش در سواحل شمال خلیج فارس دوره ۲۰۵۰-۲۰۱۷ با

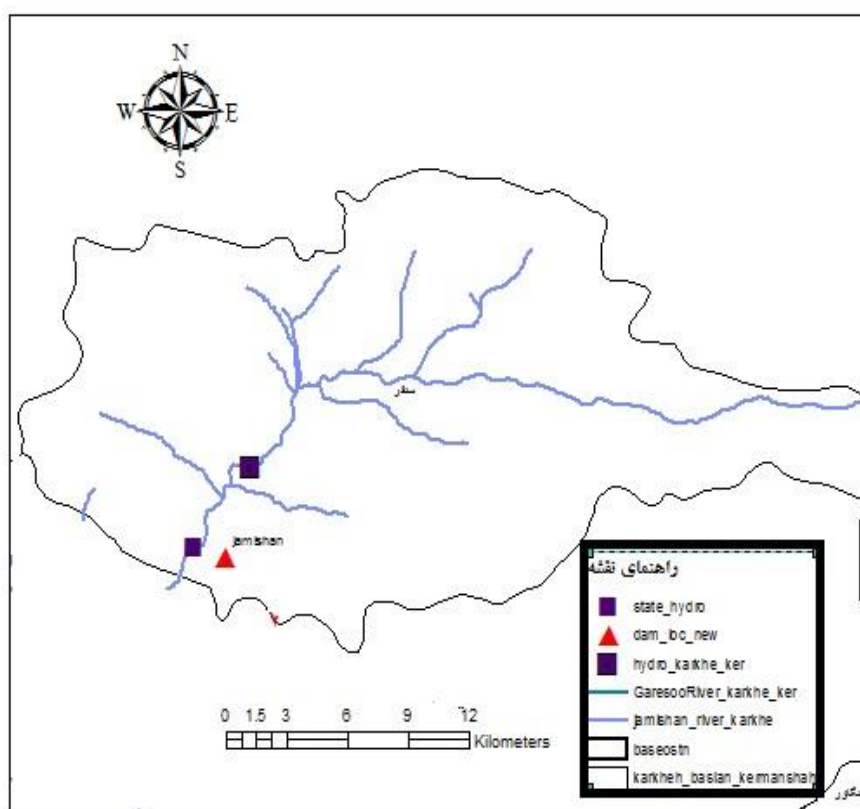
سینوپتیک سنقر به‌عنوان ایستگاه مبنا برای متغیرهای دمای میانگین (درجه سلسیوس) و بارش (میلی‌متر) و از ایستگاه سینوپتیک کرمانشاه نیز برای تکمیل نواقص آماری دما و بارش منطقه مورد مطالعه استفاده شده‌است و ایستگاه هیدرومتری پیرسلمان برای متغیر دبی (مترمکعب بر ثانیه) انتخاب شد. پس از تکمیل نواقص آماری مذکور دوره ۲۰۱۷-۱۹۸۸ میلادی به عنوان دوره پایه انتخاب شد. مشخصات ایستگاه‌های فوق در جدول (۱) نمایش داده شده‌است.

مراحل انجام پژوهش حاضر در شکل (۲) نشان داده شده‌است و سپس به ترتیب هر مرحله به‌صورت کامل توضیح داده شده‌است.

عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۳۰ دقیقه طول شرقی قرار دارد. در واقع باتوجه به نیاز منطقه، کمبود آب زیرزمینی، نبود هیچ‌گونه مخزن ذخیره و افزایش روزافزون احتیاجات آبی منطقه به‌عنوان یک قطب مهم کشاورزی در غرب احداث سد جامیشان می‌تواند سهمی موثر در تأمین آب مورد نیاز ناحیه و رونق و شکوفایی هرچه بیشتر را در پی داشته باشد. آورد متوسط سالانه رودخانه در محل سد ۱/۷۶ مترمکعب در ثانیه، نوع سد سنگریزه‌ای با هسته رسی، ارتفاع سد از بستر رودخانه ۵۳ متر، رقوم نرمال بهره‌برداری از سد ۱۵۸۷ متر از سطح دریا می‌باشد.

انتخاب ایستگاه

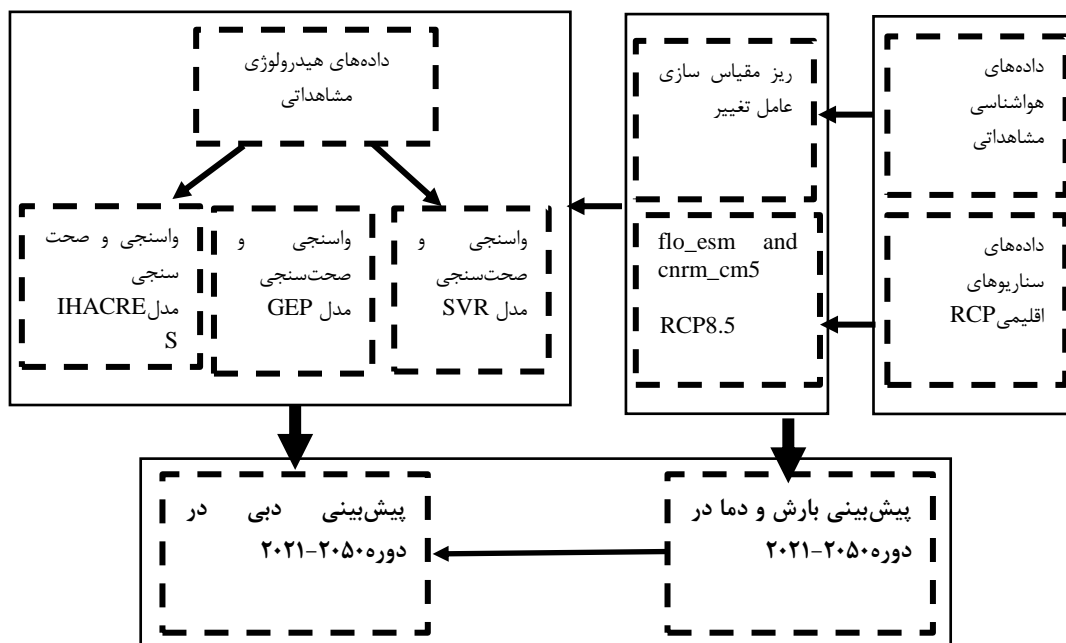
پس از بررسی ایستگاه‌های منطقه و طول آماری موجود، ایستگاه



شکل ۱- موقعیت حوضه سد مخزنی جامیشان (شهرستان سنقر)

جدول ۱- مشخصات ایستگاه هواشناسی و هیدرومتری مورد مطالعه

نام ایستگاه	نوع ایستگاه	متغیر	طول جغرافیایی (درجه و دقیقه)	عرض جغرافیایی (درجه و دقیقه)	ارتفاع از سطح دریا (متر)
سنقر	سینوپتیک	دمای میانگین و بارش	۳۵° ۴۷'	۴۷° ۳۴'	۱۶۸۰
کرمانشاه	سینوپتیک	دمای میانگین و بارش	۴۷° ۹'	۳۴° ۲۱'	۱۳۱۸
پیرسلمان	هیدرومتری	دبی	۲۷° ۴۷'	۴۳° ۳۴'	۱۵۳۰



شکل ۲- مراحل انجام تحقیق

تغییر اقلیم

یکی از مظاهر و پیامدهای پدیده تغییر اقلیم در عناصر اقلیمی دما و بارش مناطق مختلف است. به هم خوردن اندکی از تعادل اقلیم جهان موجب شده متوسط درجه حرارت کره زمین تمایل به روند افزایشی را نشان دهد (IPCC, 2001). به طور کلی، به تمامی تغییرات بلندمدت معنی دار به وجود آمده در متغیرهای اقلیمی که ناشی از افزایش گازهای گلخانه‌ای باشند، تغییر اقلیم می‌گویند. مدل‌های GCM به عنوان مدل‌های عددی که فرآیندهای فیزیکی جو را نمایش می‌دهند، پارامترهای اقلیمی را شبیه‌سازی و تحت سناریوهای مختلف تصویرسازی نمایند. مدل‌های GCM که در تهیه گزارش ارزیابی پنجم هیأت بین‌الدول تغییر اقلیم استفاده گردید، تحت عنوان پروژه درون مقایسه‌ای مدل‌های جفت شده (CMIP5) معرفی شده‌است. سناریوهای انتشار براساس سطح واداشت تابشی تا سال ۲۱۰۰ شامل ۴ سناریو RCP2.6، RCP4.5، RCP6.5 و RCP8.5 می‌باشد. در این پژوهش از مدل‌هایی تحت سناریو RCP8.5 به عنوان سناریوی بدبینانه استفاده شده‌است. سناریو RCP8.5 در موسسه بین‌المللی سیستم‌های کاربردی IIASA اتریش توسط تیم مدل‌سازی MESSAGE و به سرپرستی پروفیسور ریاحی توسعه و طراحی شده‌است. در صورتی که هیچ‌گونه سیاستی در راستای کاهش آثار پیامدهای اقلیم صورت نگیرد، پیش‌بینی شده‌است که آب و هوای کره زمین در خط سیر سناریو انتشار RCP8.5 پیش خواهد رفت. با در نظر گرفتن این سناریو میزان جمعیت تا سال ۲۱۰۰، ۱۲

میلیارد نفر، همچنین میزان غلظت دی‌اکسیدکربن ۱۹۶۰ (قسمت در میلیون) تخمین زده شده‌است. ادامه این روند منجر به واداشت تابشی به میزان ۸/۵ وات بر مترمربع در سال ۲۱۰۰ می‌گردد. با توجه به میزان جمعیت در نظر گرفته شده در این سناریو و نیاز جمعیت ساکن در کره زمین به تأمین انرژی، استفاده از انواع انرژی (به جز انرژی زیستی) و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای در این سناریو بیش از دیگر سناریوها در نظر گرفته شده‌است (IPCC, 2014). برای تبدیل فرمت مدل‌های اقلیمی مورد نظر به داده‌های منطقه مورد مطالعاتی از نرم افزار GIS استفاده شده‌است. با بررسی‌های انجام شده بر روی مدل‌های مختلف در منطقه دو مدل FLO_ESM و CNRM_CM5 به دلیل بیشترین هماهنگی با پارامترهای بارش و دمای تاریخی در دوره مورد نظر انتخاب شده‌است.

ریز مقیاس نمایی

در این مطالعه، به منظور ریزمقیاس نمایی^۱ از روش دلتا استفاده شد. در این روش فرض می‌شود مقدار تغییرات دما و بارش در دوره آتی نسبت به دوره پایه را می‌توان توسط خروجی‌های AOGCM محاسبه و بر روی داده‌های مشاهداتی ایستگاهی اعمال کرد. در این روش تغییرات دما و بارش در دوره آتی نسبت به حال، براساس خروجی‌های مدل‌های AOGCM تحت یک سناریو مشخص محاسبه می‌شود. براساس خروجی‌های مدل AOGCM در دوره حاضر و دوره آتی، تغییرات دما و بارندگی (معادله ۱ و معادله ۲) برای متوسط درازمدت هر ماه محاسبه

است، برآورد می‌شود. رابطه‌ی میان متغیرهای مستقل و وابسته با تابع جبری مانند $f(x)$ به علاوه مقداری اغتشاش (خطای مجاز ϵ) مشخص می‌شود (Dibike et al., 2001).

$$f(x) = (w)^t \cdot \phi + b \quad (\text{رابطه ۵})$$

$$Y = f(x) + \text{noise} \quad (\text{رابطه ۶})$$

چنانچه w بردار ضرایب و b ثابت مشخصه‌های تابع رگرسیونی و ϕ نیز تابع کرنل باشد، آنگاه هدف پیدا کردن فرم تابعی برای $f(x)$ است. با آموزش مدل SVM از طریق مجموعه‌ای از نمونه‌ها (مجموع آموزش) تابع $f(x)$ محقق می‌شود. برای محاسبه w و b لازم است تابع خطا معادله γ در مدل SVM با در نظر گرفتن شرایط مندرج (قیود) در معادله λ بهینه شود (Dibike et al., 2001).

$$(w)^t \cdot \phi(X_i) + b - y_i \leq \epsilon + \epsilon_i^* \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$\frac{1}{2} (w)^t \cdot w + C \sum_{i=1}^N \epsilon + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i^*$$

$$y_i - (w)^t \cdot \phi(X_i) - b \leq \epsilon + \epsilon_i \quad (\text{رابطه ۸})$$

$$\epsilon + \epsilon_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

در معادلات بالا، C عددی صحیح و مثبت است که عامل تعیین جرمه در هنگام رخ دادن خطای آموزش مدل است. ϕ تابع کرنل، N تعداد نمونه‌ها و دو مشخصه ϵ_i و ϵ_i^* متغیرهای کمبود هستند. در نهایت تابع بردار پشتیبان رگرسیونی را می‌توان به شکل زیر بازنویسی کرد (Dibike et al., 2001):

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(X_i)^t \cdot \phi(X) + b \quad (\text{رابطه ۹})$$

که در معادله ۹، α_i میانگین ضرایب لانگراژ می‌باشد. محاسبه $\phi(X)$ در فضای مشخصه آن ممکن است بسیار پیچیده باشد. برای حل این مشکل روند معمول در مدل SVR انتخاب یک تابع کرنل به صورت رابطه زیر است (Dibike et al., 2001):

$$K(X_i, X) = \phi(X_i)^t \cdot \phi(X) = \sqrt{b^2 - 4ac} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

بنابراین برای حل مسئله باید مقادیر C ، ϵ و پارامترهای مربوط به تابع کرنل انتخابی مشخص باشند که دقت در تعیین آن‌ها در کاهش خطای مسئله تاثیرگذار است (Dibike et al., 2001). می‌توان از توابع مختلف کرنل برای ساخت انواع ϵ -svm استفاده کرد. انواع توابع کرنل قابل استفاده در مدل SVM رگرسیونی عبارتند از: کرنل چند جمله‌ای با سه مشخصه هدف و کرنل خطی در مطالعات بارش-رواناب عمدتاً از مدل RBF استفاده می‌شود. کدنویسی این قسمت توسط زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه Sklearn انجام شده است.

برنامه ریزی ژنتیک

برنامه ریزی ژنتیک تعمیم یافته‌ی روش الگوریتم ژنتیک می‌باشد

می‌شود (Mansoori et al., 2017).

$$\Delta T_i = \bar{T}_{GCM, Fut, i} - \bar{T}_{GCM, Base, i} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$\Delta P_i = \left(\frac{\bar{P}_{AOGCM, Fut, i}}{\bar{P}_{AOGCM, Base, i}} \right) \quad (\text{رابطه ۲})$$

در روابط فوق، ΔT_i و ΔP_i به ترتیب بیانگر مقدار تغییر مربوط به دما و بارش برای میانگین درازمدت برای هر ماه، $\bar{T}_{GCM, Fut, i}$ میانگین بلند مدت دمای شبیه‌سازی شده توسط AOGCM در دوره آتی برای هر ماه، $\bar{T}_{GCM, Base, i}$ میانگین بلند مدت دمای شبیه‌سازی شده توسط AOGCM در دوره پایه است. برای بارش نیز موارد ذکر شده برقرار است. در گام بعد با اعمال مقدار تغییرات به دست آمده بر روی داده‌های ایستگاهی (معادله ۳ و معادله ۴) داده‌های بارش و دما ریزمقیاس شده برای دوره آتی حاصل می‌شود.

$$T = T_{Obs} + \Delta T \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$P = P_{Obs} \times \Delta P \quad (\text{رابطه ۴})$$

در رابطه فوق، T_{Obs} و P_{Obs} بیانگر سری زمانی دما و بارش برای دوره پایه مشاهداتی (۱۹۸۸-۲۰۱۷)، T و P سری زمانی کوچک مقیاس شده حاصل از سناریوی اقلیمی دما و بارش در دوره آتی می‌باشد (Mansoori et al., 2017).

شبیه‌سازی بارش-رواناب

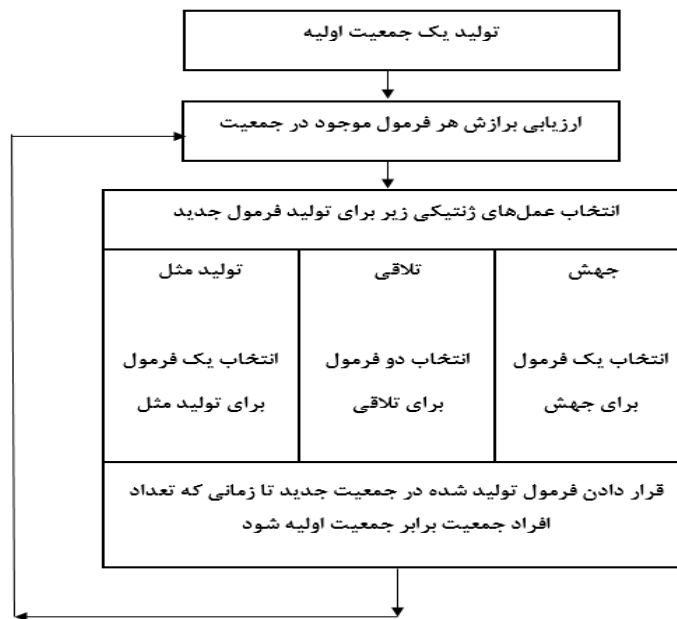
به منظور بررسی اثر تغییرات اقلیمی بر رواناب، استفاده از مدل‌های بارش-رواناب ضروری است. در این پژوهش، برای تولید رواناب ماهانه از رگرسیون ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن و مدل آیه‌کرس استفاده شده است. لازم به ذکر است که دوره آتی در این مطالعه ۲۰۲۱-۲۰۵۰ در نظر گرفته شده است.

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یادگیری نظارت‌شده برای دسته‌بندی، تخمین و برآورد تابع برازش داده‌ها به کار می‌رود؛ به طوری که کمترین خطا در دسته‌بندی داده‌ها و یا تابع برازش رخ دهد. ماشین بردار پشتیبان در سال ۱۹۹۲ توسط وپنیک که یک ریاضیدان روس بود، برپایه نظریه یادگیری آماری بنا گردیده است. ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است که از اصل استقرای کمینه سازی خطای ساختاری استفاده کرده و به یک جواب بهینه کلی منجر می‌گردد. روش SVR مدل رگرسیونی SVM می‌باشد. در SVR تابعی مرتبط با متغیر وابسته Y که خود تابعی از چند متغیر x

عملگرهای ژنتیک در سطوح کروموزومی عمل می‌نمایند. همچنین، یکی دیگر از نقاط قوت این روش، طبیعت منحصر به فرد چند ژنه آن است که زمینه ارزیابی شبیه‌سازی‌های پیچیده را که شامل چندین زیر شبیه می‌باشند، فراهم می‌آورد (Ferreira, 2001). جهت شبیه‌سازی با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، ابتدا پارامترهای ذیل باید تعیین شوند. ۱- مجموعه پایانه‌ها (شامل متغیرهای مسئله و اعداد تصادفی)، ۲- مجموعه عملگرهای ریاضی مورد استفاده در روابط، ۳- انتخاب معیار مناسب (از قبیل ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و...)، برای سنجش برازش روابط، ۴- تعیین پارامترهای مهارکننده اجرای برنامه (اندازه‌ی جمعیت، احتمال مربوط به کارگیری عملگرهای ژنتیکی و جزئیات دیگر مربوط به اجرای برنامه)، ۵- معیار پایان و ارائه نتایج اجرای برنامه (مثل تعداد تولید جمعیت جدید و یا تعیین یک مقدار مشخص برای برازش روابط، که اگر میزان برازش برابر یا بیشتر از آن مقدار شد، اجرا متوقف شود). طرح کلی گام‌های اجرایی برنامه‌ریزی بیان ژن در شکل (۳) نمایش داده شده‌است.

که برای اولین بار توسط کزا (۱۹۹۲) براساس تئوری داروین ارائه شد. برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش برنامه‌ریزی خودکار می‌باشد که راه‌حل مسئله را با استفاده از برنامه‌ی رایانه‌ای ارائه می‌کند. در ابتدای فرآیند، هیچ‌گونه رابطه‌ی تابعی در نظر گرفته نشده‌است و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار شبیه و مؤلفه‌های آن می‌باشد. تفاوت اساسی موجود بین برنامه‌ریزی ژنتیک و الگوریتم ژنتیک به طبیعت هر یک از افراد برمی‌گردد، به نحوی که افراد در الگوریتم ژنتیک، ردیف‌های خطی با طول ثابت می‌باشند (کروموزوم‌ها) ولی در برنامه‌ریزی ژنتیک همان شاخه‌های مجزا هستند. همچنین، در برنامه‌ریزی ژنتیک بر ساختار درختی مجموعه‌ها تاکید می‌شود، ولی الگوریتم ژنتیک، بر اساس سامانه‌ی ارقام دو دویی عمل می‌نماید. در تحقیق حاضر از برنامه GeneXproTools برای توسعه و اجرای شبیه‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده به عمل آمده است. برنامه یاد شده بر اساس برنامه‌ریزی صریح ژنتیک استوار است. GEP ویرایش جدیدی از برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد که به استنتاج برنامه‌های رایانه‌ای با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف می‌پردازد. یکی از نقاط قوت GEP آن است که معیار تنوع ژنتیکی بسیار ساده بوده و لذا



شکل ۳- گام‌های اجرایی مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (Sette and Boullart, 2001)

موثر (U_k) تبدیل شده و سپس به وسیله مدول خطی هیدروگراف واحد به رواناب سطحی در همان گام زمانی تبدیل می‌شود. روابط به کار رفته در مدول غیرخطی کاهش به منظور تبدیل بارش به بارندگی موثر در حوضه به صورت زیر می‌باشد:

$$u_k = s_k \cdot r_k \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

مدل بارش-رواناب آیهکرس مدل بارش-رواناب آیهکرس یک مدل مفهومی و یکپارچه است. اساس این روش از دو مدول غیرخطی کاهش و مدول خطی هیدروگراف تشکیل می‌شود. به این منظور، در ابتدا بارندگی (I_k) و دما (t_k) در هر گام زمانی k توسط مدول غیرخطی، به بارندگی

دو قسمت هیدروگراف سریع (q) و هیدروگراف کند (s) می‌باشند. به طور کلی، در این روش سه پارامتر t_w ، f و C از مدول غیرخطی کاهش و سه پارامتر از چهار پارامتر a^q ، b^q ، a^s و b^s از مدول هیدروگراف معادله ۱۴ می‌بایست بر اساس داده‌های مشاهداتی برای حوضه مورد مطالعه واسنجی گردد (شکل ۴).

به منظور به کارگیری مدل بارش رواناب آیهکرس جهت پیش‌بینی جریان رودخانه در دوره های آتی ابتدا بایستی مدل مذکور برای منطقه مورد استفاده واسنجی شده و نتایج شبیه سازی با استفاده از آزمون‌های آماری مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد، سپس با استفاده از مقادیر بارش و درجه حرارت پارامترهای مدل واسنجی شده و مراحل صحت‌سنجی انجام گیرد و سپس با ثابت نگه داشتن ضرایب مدل می‌توان پیش‌بینی دبی را برای مدل های اقلیمی در دوره های آتی جریان رودخانه تحت سناریوهای مختلف انجام داد (Jakeman and Hornberger, 1993).

$$s_k = C \cdot \tau_k + \left(1 + \frac{1}{t_w(t_k)}\right) \cdot s_{k-1} \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

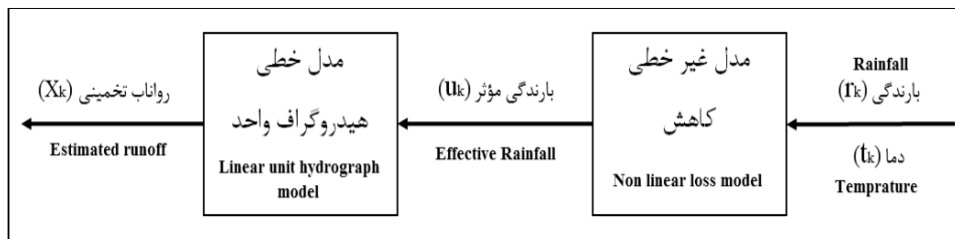
$$S_0 = 0$$

$$t_w(t_k) = t_w \cdot e^{0.062f(R-t_k)} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

$$t_w(t_k) > 1 \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

$x_k = (a^q \cdot x_{k-1}) + (b^q \cdot u_{k-1}) + (a^s \cdot x_{k-1}) + (b^s \cdot u_{k-1})$

در این روابط، s_k ضریب رطوبتی حوضه است که تابعی از تبخیر-تعرق در حوضه بوده و با معادلات ۱۲ و ۱۳ بیان می‌گردد. در معادله ۱۳، $t_w(t_k)$ مقدار شاخص s_k را در معادله ۱۲ در هنگامی که بارش رخ نمی‌دهد، کنترل می‌کند که در آن R دمای مرجع، t_w ثابت زمانی خشک شدن حوضه و f فاکتور تعدیل دما است. در معادله ۱۳ پارامتر C به گونه‌ای تعیین می‌شود که حجم بارندگی موثر و رواناب مشاهداتی در دوره واسنجی یکسان گردد. سپس بارندگی موثر توسط مدول خطی هیدروگراف در معادله ۱۴ به رواناب سطحی تبدیل خواهد شد. در معادله ۱۴ پارامترهای s و q پارامترهای مربوط به تفکیک هیدروگراف حوضه



شکل ۴- ساختار کلی مدل هیدرولوژیکی (Littlewood et al., 2007)

یافته‌ها

در این قسمت نتایج حاصل از تغییرات اقلیمی بارش و دما در آینده و نیز میزان اثرگذاری این متغیرها بر مقادیر رواناب رودخانه جامیشان توسط مدل‌های FLO_ESM و CNRM_CM5 به تفکیک آورده شده‌است. در نهایت مقایسه نتایج حاصل از این مدل‌ها مورد بحث و بررسی قرار گرفته و با نتایج دیگر محققان در این زمینه مقایسه شده‌است.

نتایج بارش و دمای پیش‌بینی شده مدل‌های اقلیمی

با استفاده از داده‌های بارش و دما در دوره پایه و خروجی مدل‌های گردش عمومی گزارش پنجم نتایج شبیه‌سازی متغیرهای بارش و دما بعد از ریزمقیاس‌سازی با استفاده از روش عامل تغییر برای دوره ۲۰۵۰-۲۰۲۱ به ترتیب در شکل (۵) و (۶) نمایش داده شده است.

معیارهای ارزیابی شبیه‌سازی و پیش‌بینی بارش رواناب

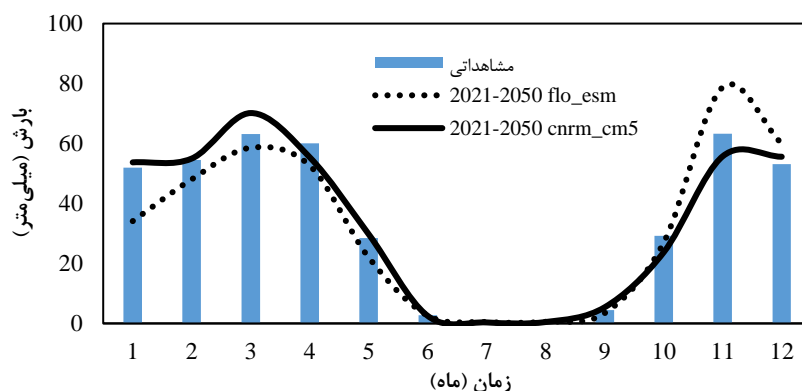
به منظور مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد بررسی از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، خطای مطلق میانگین (MAE) و ضریب همبستگی (R) استفاده شده‌است. فرمول‌های استفاده شده برای این پارامترها به شرح زیر می‌باشد:

$$R = \frac{(\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}))^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

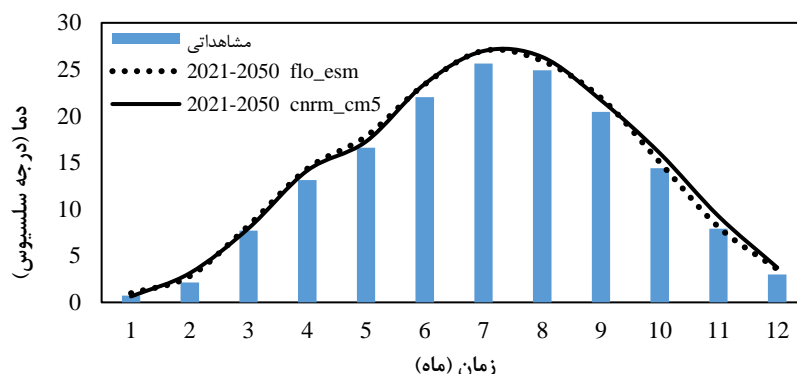
$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i - O_i| \quad (\text{رابطه ۱۶})$$

$$RMSE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2\right)^{0.5} \quad (\text{رابطه ۱۷})$$

در این روابط، N تعداد داده‌ها، O_i مقادیر مشاهداتی، P_i مقادیر محاسباتی توسط مدل‌ها و \bar{O}_i و \bar{P} به ترتیب مقادیر متوسط مشاهداتی و محاسباتی توسط مدل می‌باشد.



شکل ۵- بارش شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های اقلیمی تحت سناریو RCP8.5 در دو دوره آبی و مشاهداتی



شکل ۶- دمای شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های اقلیمی تحت سناریو RCP8.5 در دو دوره آبی و مشاهداتی

از کتابخانه Scikitlearn انجام می‌شود.

آموزش و آزمون

در جدول (۲) مقدار پارامترهای برنامه‌ریزی ژنتیک جهت پیش بینی رواناب شامل اندازه سر، تعداد کروموزوم‌ها و ... نمایش داده شده‌است.

جدول ۲- مشخصات پارامترهای برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش‌بینی رواناب

پارامتر	مقدار
اندازه سر	۸
تعداد کروموزوم‌ها	۴۲
تعداد ژن‌ها در هر کروموزوم	۵
معیار خطای تابع برازش	R
تابع پیوند	جمع (+)

در جدول (۳) مقدار R، RMSE و MAE برای مدل GEP نمایش داده شده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود، دقت مدل GEP در مرحله آموزش $R=0.7$ و در مرحله آزمون $R=0.62$ می‌باشد. همچنین کمترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE=0.65$ مربوط به مدل FLO_ESM و کمترین میانگین قدرمطلق خطا $MAE=0.54$ مربوط به مدل CNRM_CM5 می‌باشد.

در شکل (۵) نتایج بارش شبیه‌سازی در دو مدل اقلیمی CNRM_CM5 و FLO_ESM نشان می‌دهد که میانگین درازمدت ماهانه بارش تحت سناریو RCP8.5 در دوره آبی به ترتیب ۱/۱ و ۵/۸ درصد نسبت به دوره پایه کاهش داشته‌است. در شکل (۶) نتایج دمای شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های اقلیمی مورد استفاده برای شهرستان سنقر یک روند افزایشی را نشان می‌دهد به طوری که این افزایش دما نسبت به دوره پایه در مدل FLO_ESM برابر با ۶/۳ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۷/۱ درصد می‌باشد.

پیش‌بینی دبی

نتایج واسنجی و صحت‌سنجی و در نهایت پیش‌بینی حاصل از سه مدل برنامه‌ریزی بیان ژن، رگرسیون بردار پشتیبان و آیهکرس به ترتیب آورده شده‌است.

مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

در این پژوهش برای پیش‌بینی رواناب ماهیانه داده‌های مشاهداتی از سال (۱۹۸۸-۲۰۱۷) مرتب شده‌است که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای تست در نظر گرفته شده‌است. انتخاب دوره‌های آموزش و تست به صورت تصادفی و با استفاده

آتی صورت گرفته‌است. مقادیر پیش‌بینی برای دوره ۲۰۲۱-۲۰۵۰ با مقادیر مشاهداتی در شکل (۷) و (۸) ارائه شده‌است.

مقایسه رواناب پیش‌بینی شده و مشاهداتی

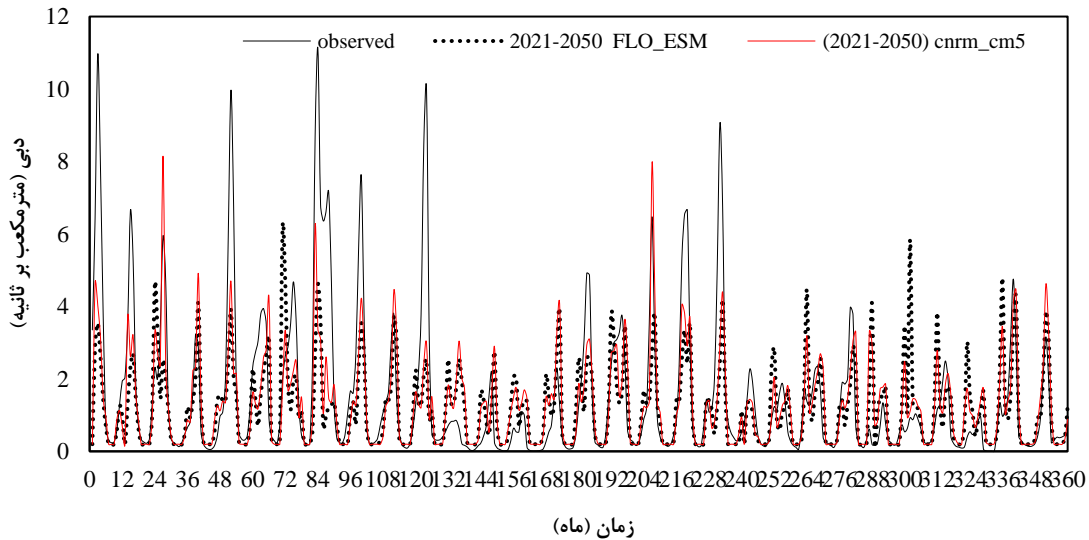
با استخراج مقادیر رواناب پیش‌بینی شده توسط دو مدل اقلیمی ذکر شده، و مقایسه آن با رواناب مشاهداتی نمودارهای مربوط به‌صورت زیر ترسیم شده‌است.

هر دو مدل اقلیمی FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 برای رواناب یک روند کاهشی را در منطقه سد جامیشان پیش‌بینی کرده‌است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، بیشترین کمترین تغییر رواناب در مدل FLO_ESM می‌باشد که به ترتیب در ماه دسامبر و ماه آگوست صورت گرفته‌است.

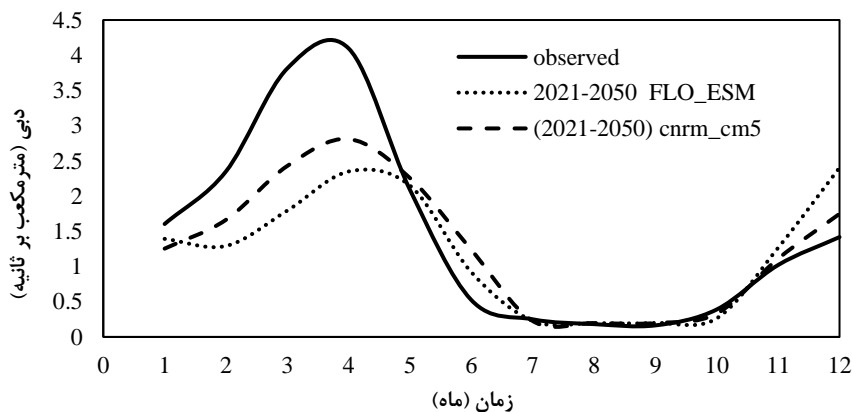
جدول ۳- ضرایب آماری مدل برنامه‌ریزی بیان ژن در دوره آموزش و آزمون

دوره مدلسازی	شاخص	FLO_ESM	CNRM_CM5
آموزش	R	۰/۷۱	۰/۷۱
	RMS E	۰/۱۱	۰/۱۰
	MAE	۱/۰۷	۰/۹۵
آزمون	R	۰/۶۲	۰/۶۲
	RMS E	۰/۶۵	۰/۸۳
	MAE	۱/۰۹	۰/۵۴

در مدل بیان ژن با ثابت نگاه داشتن ضرایب در قسمت صحت‌سنجی و با اطمینان به ضرایب خطا، پیش‌بینی برای دوره



شکل ۷- سری زمانی ماهانه دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در GEP



شکل ۸- میانگین دراز مدت دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در GEP

داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها به عنوان آزمون در نظر گرفته شده‌است. برای پیش‌بینی رواناب با روش SVR از برنامه نویسی Python استفاده شده‌است که در این تحقیق، از کتابخانه

رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR) در این پژوهش برای پیش‌بینی رواناب ماهیانه، داده‌های مشاهداتی از سال (۱۹۸۸-۲۰۱۷) مرتب شده‌است که ۷۰ درصد

جدول ۵- ضرایب آماری روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان در دوره آموزش و آزمون

دوره مدلسازی	شاخص	FLO_ESM	CNRM_CM5
آموزش	R	۰/۷۵	۰/۷۵
	RMSE	۰/۱۴	۰/۱۳
	MAE	۱/۳۰	۱/۱۹
آزمون	R	۰/۶۳	۰/۶۳
	RMSE	۰/۹۳	۰/۹۴
	MAE	۰/۶۳	۰/۶۱

در روش SVR با ثابت نگاه داشتن ضرایب در قسمت صحت سنجی و با اطمینان به ضرایب خطا، پیش‌بینی برای دوره آتی صورت گرفته‌است. در شکل (۹) تغییرات دبی ماهانه برای مدل‌های اقلیمی آینده و نیز دبی مشاهداتی نشان داده شده‌است. در هر دو مدل اقلیمی FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 با روش SVR پیش‌بینی رواناب با کاهش همراه است. همچنین در هر دو مدل تخمین دقیقی برای دبی‌های اوج حاصل نشده‌است، به طوری که در مدل FLO_ESM دبی پیک برابر با ۱/۸ و مربوط به ماه دسامبر و در مدل CNRM_CM5 بیشترین دبی پیک مربوط به ماه فوریه و برابر با ۱/۹۱ می‌باشد که به ترتیب در مقایسه با رواناب مشاهداتی ۵۵ درصد و ۵۲ درصد کاهش داشته‌است.

Scikit-learn که برای کاربرد یادگیری ماشین از جمله رگرسیون است، استفاده شده‌است. لازم به ذکر است که انتخاب داده‌های آموزش و آزمون در این روش تصادفی بوده‌است.

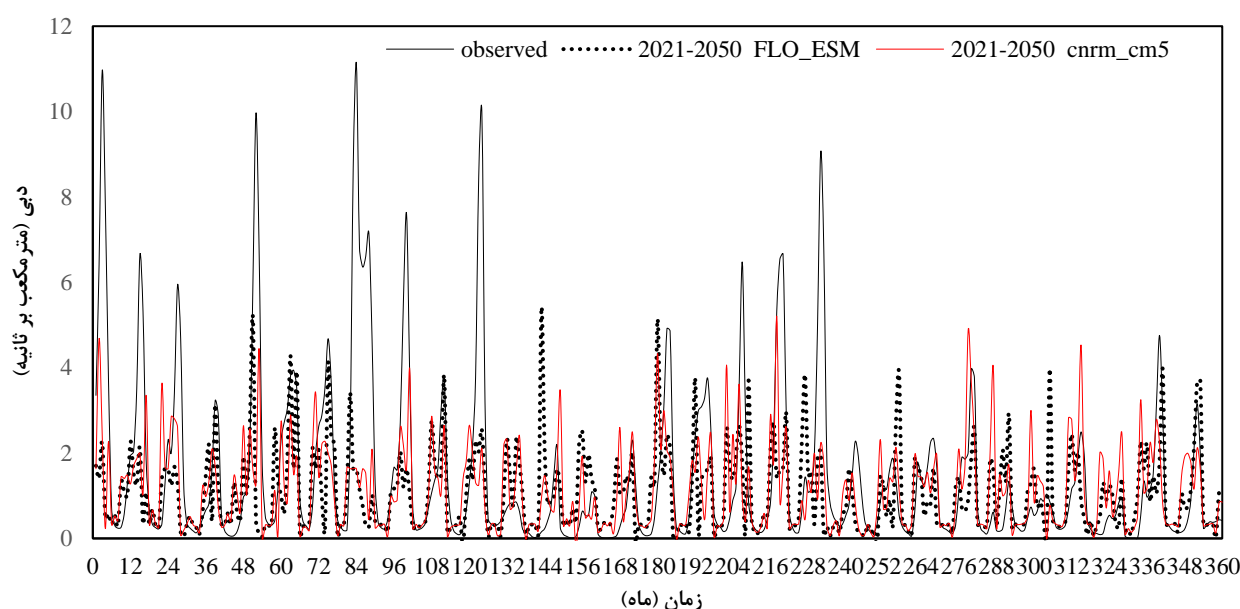
آموزش و آزمون

در جدول (۴) مقادیر پارامترهای C، GAMMA، EPSILON و معیار خطای تابع برازش در روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی رواناب نمایش داده شده‌است.

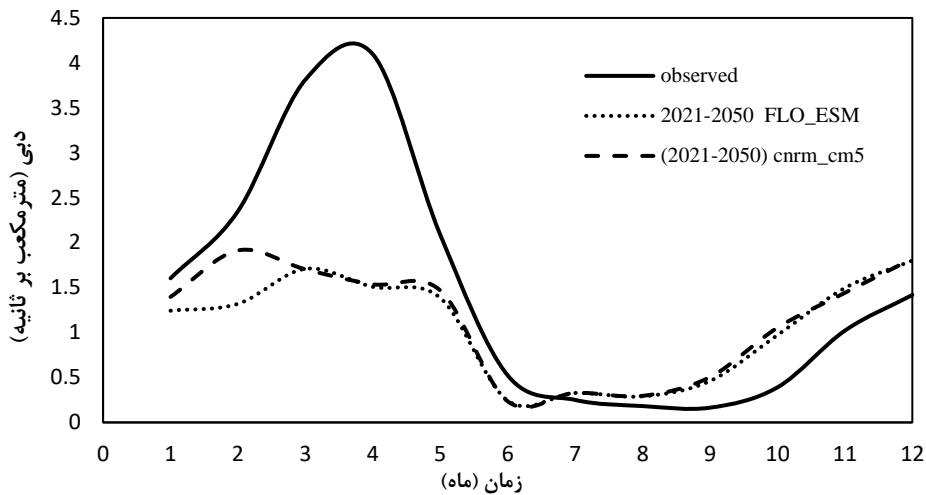
جدول ۴- مشخصات پارامترهای روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی رواناب

پارامتر	مقدار
C	۱۰
GAMMA	۲
EPSILON	۲
معیار خطای تابع برازش	R

در جدول (۵) مقدار R، RMSE و MAE برای روش SVR نمایش داده شده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود، دقت روش SVR در مرحله آموزش $R=0.75$ و در مرحله آزمون $R=0.63$ می‌باشد. همچنین کمترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE=0.13$ مربوط به مدل CNRM_CM5 و کمترین میانگین قدرمطلق خطا $MAE=0.61$ مربوط به مدل CNRM_CM5 می‌باشد.



شکل ۹- سری زمانی دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در SVR



شکل ۱۰: میانگین ماهانه دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در SVR

نتایج نشان داد که دوره ۲۰۱۷-۱۹۹۶ با ضریب همبستگی (R) و معیارهای خطا ارائه شده، بهترین عملکرد را برای واسنجی داشته‌است. پس از واسنجی مدل و کالیبره کردن پارامترهای مدل بارش-رواناب، دوره ۱۹۸۸-۱۹۹۵ برای صحت‌سنجی مدل انتخاب گردید. در جدول (۶) پارامترهای کالیبره مدل آب‌هکرس نمایش داده شده‌است.

مدل بارش-رواناب آب‌هکرس

برای پیش‌بینی رواناب ماهیانه داده‌های مشاهداتی از سال (۱۹۸۸-۲۰۱۷) مرتب شده‌است که ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۳۰ درصد داده‌ها به عنوان صحت‌سنجی در نظر گرفته شده‌است به این منظور سال‌های مختلفی مورد ارزیابی قرار گرفت،

جدول ۶- ضرایب واسنجی مدل آب‌هکرس

پارامتر	مقادیر بهینه	پارامتر	مقادیر بهینه
ضریب خشکیدگی a(s)	-۰/۶۹۸	زمان خشک شدن T(W)	۴۸
ظرفیت ذخیره رطوبت (C)	۰/۰۰۰۰۴۷	ضریب حرارت حوضه (F)	۴
شاخص پیک B(s)	۰/۳۰۹	ضریب آستانه رطوبت (I)	۰
کاهش جریان آهسته T(s)	۲/۷۵۵	شدت رطوبت خاک (P)	۱
نسبت حجم V(s)	۱	-	-

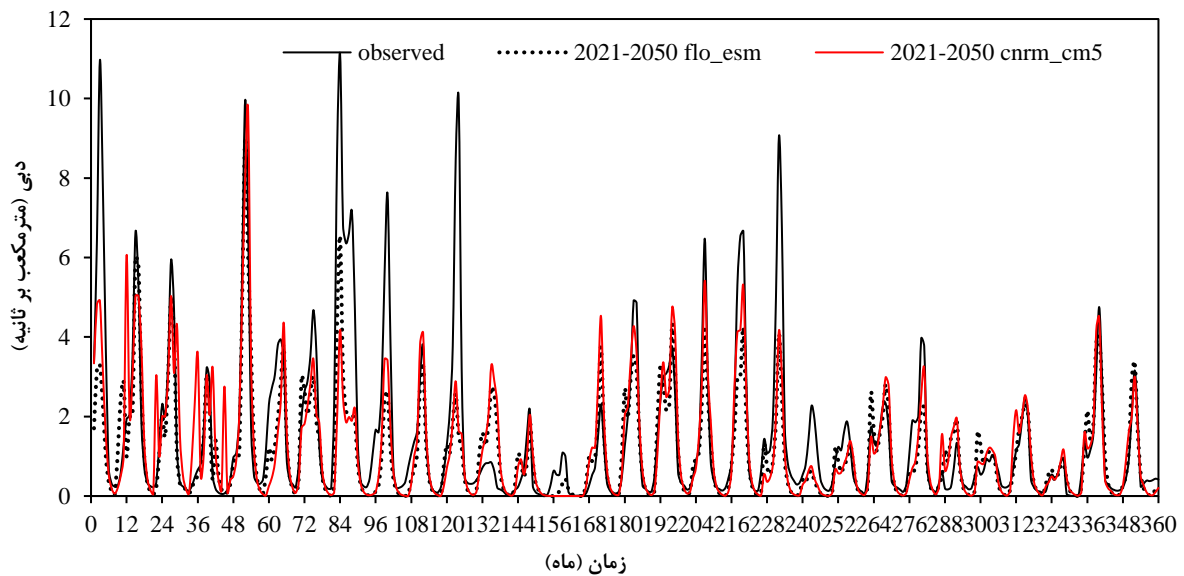
است.

جدول ۷- ضرایب آماری مدل بارش-رواناب آب‌هکرس در دوره آموزش و آزمون

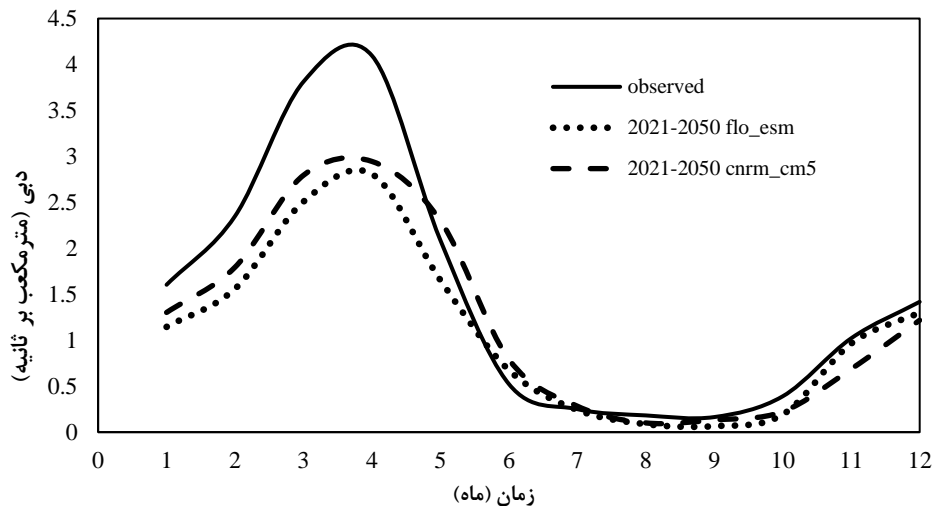
دوره مدل‌سازی	شاخص	FLO_ESM	CNRM_CM5
واسنجی	R	۰/۷۷۸	۰/۷۷۸
	RMSE	۰/۰۹	۰/۱۰
	MAE	۰/۸۳	۰/۹۰
صحت‌سنجی	R	۰/۷۷۶	۰/۷۷۶
	RMSE	۰/۴۷	۰/۴۴
	MAE	۰/۳۱	۰/۳۰

در جدول (۷) مقدار R، RMSE و MAE برای مدل بارش-رواناب آب‌هکرس نمایش داده شده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود، دقت مدل در مرحله واسنجی $R=0.778$ و در مرحله صحت‌سنجی $R=0.776$ می‌باشد. همچنین کمترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE=0.09$ مربوط به مدل FLO_ESM کمترین میانگین قدرمطلق خطا $MAE=0.30$ مربوط به مدل CNRM_CM5 می‌باشد.

پس از کالیبراسیون و صحت‌سنجی مدل آب‌هکرس و قابل قبول بودن معیارهای خطا در این مدل پیش‌بینی دبی در دوره آتی ۲۰۲۱-۲۰۵۰ برای هر دو مدل اقلیمی انجام شده و مقایسه نتایج آن با دبی مشاهداتی در شکل‌های (۱۱) و (۱۲) نشان داده شده



شکل ۱۱- سری زمانی ماهانه دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در آبهکرس



شکل ۱۲- میانگین دراز مدت دبی مشاهداتی و پیش‌بینی مدل‌های اقلیمی در آبهکرس

ماه یازدهم میلادی (نوامبر) دارای بیش‌ترین بارندگی و در ماه هفتم میلادی (جولای) دارای کم‌ترین بارش می‌باشد. همچنین در مدل CNRM_CM5 بیش‌ترین بارندگی مربوط به ماه سوم میلادی (مارس) و کمترین بارندگی مربوط به ماه هشتم میلادی (آگوست) می‌باشد. در پژوهش حافظ پرست و همکاران (۲۰۱۶) در این منطقه رطوبت نسبی، بارش و رواناب سالانه کاهش نشان داد که بی‌شترین کاهش بارش در سناریو A1B در فصل پاییز به میزان ۱۵/۲۷ میلی‌متر است. بیش‌ترین کاهش رطوبت در فصل پاییز به میزان ۴ درصد و کاهش سرعت باد در فصل زمستان به میزان ۰/۱۳ متر بر ثانیه می‌باشد. در سناریو A2 بیش‌ترین کاهش بارش به میزان ۱۴/۲۴ میلی‌متر در فصل پاییز، بیش‌ترین کاهش رطوبت نسبی و سرعت باد به ترتیب در فصل بهار و تابستان به

در شکل (۱۱) نمودار پیش‌بینی دبی ماهیانه در مقایسه با دبی مشاهداتی در مدل آبهکرس نمایش داده شده است که نتایج کلی حاکی از آن است که در هر دو مدل اقلیمی FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 به‌طور کلی انطباق خوبی بین رواناب شبیه‌سازی شده و مشاهداتی وجود دارد. در شکل (۱۲) میانگین دراز مدت دبی مشاهداتی و پیش‌بینی دو مدل اقلیمی فوق را نمایش داده است که نتایج نشان می‌دهد در مدل آبهکرس به خوبی زمان وقوع دبی اوج را شبیه‌سازی کرده است.

بحث

تغییرات بارندگی متوسط
تغییرات بارندگی در دوره ۲۰۲۱-۲۰۵۰ در مدل FLO_ESM در

میزان ۱/۱۶ درصد و ۰/۳۲ متر برثانیه است.

تغییرات دمای متوسط هوا

در هردو مدل دمای پیش‌بینی شده روند افزایشی دارد که این افزایش دما در مدل FLO_ESM بین ۰/۲ تا ۱/۴ درجه سلسیوس و در مدل CNRM_CM5 بین ۰/۱ تا ۱/۳ درجه سلسیوس می‌باشد. در هردو مدل کمترین افزایش دما مربوط به ماه اول میلادی (ژانویه) و بیشترین افزایش دما مربوط به ماه هفتم میلادی (جولای) می‌باشد. که این افزایش دما با نتایج حافظ پرست و همکاران (۲۰۱۶) مطابقت دارد. تحت سناریو A2، بیش‌ترین افزایش دمای حداقل و حداکثر در فصل تابستان به میزان ۱ و ۰/۷ درجه سانتی‌گراد و دمای میانگین در فصل بهار و تابستان به میزان ۱ درجه سانتی‌گراد است. در پژوهش ایشان در دوره ۲۰۲۰-۲۰۳۹، تحت هر سه سناریو هرچند پارامترها در برخی ماه‌ها کاهش و در برخی افزایش دارند اما در مجموع، دمای حداقل، حداکثر و میانگین سالانه افزایش می‌یابد. تحت سناریو A1B، بیشترین افزایش پارامترهای دما در فصول بهار و تابستان بوده بطوری که دمای میانگین در فصل بهار به میزان ۱/۳ درجه سانتی‌گراد، دمای حداقل در فصل تابستان به میزان ۱/۰۷ درجه سانتی‌گراد و دمای حداکثر در فصل بهار به میزان ۱/۰۵ درجه سانتی‌گراد خواهد بود.

تغییرات آبدهی رودخانه با مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

مقدار پیش‌بینی دبی ماهیانه در مقایسه با مقدار مشاهداتی برای هردو مدل FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 روند کاهشی دارد، که این کاهش در مدل FLO_ESM برابر با ۲۰ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۱۴/۱ درصد می‌باشد. در هردو مدل فوق جز در ماه‌های ۵ تا ۷ میلادی (می، ژوئن و جولای) و ماه آخر آن (دسامبر) در بقیه مواقع دبی کمتر از مقدار مشاهداتی است. همچنین در هردو مدل ماه‌های پیک با کاهش مواجه شده‌است که این کاهش در مدل FLO_ESM برابر با ۴۵ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۳۲ درصد می‌باشد.

تغییرات آبدهی رودخانه با روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR)

رواناب پیش‌بینی شده در دو مدل FLO_ESM و CNRM_CM5 تحت سناریو RCP8.5 در این روش نیز روند کاهشی دارد که این کاهش در مدل FLO_ESM برابر با ۲۸/۹ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۲۳/۵ درصد می‌باشد و این روند کاهشی برای هردو مدل در پیک‌ها بیشتر است. رواناب پیش‌بینی شده در ۷ ماه اول سال میلادی (ماه‌های ژانویه تا جولای) کمتر از میزان

رواناب مشاهداتی و در ۳ ماه آخر سال میلادی (ماه‌های اکتبر تا دسامبر) بیشتر از میزان رواناب مشاهداتی است. همچنین در هردو مدل ماه‌های پیک رواناب پیش‌بینی شده در مقایسه با رواناب مشاهداتی با کاهش چشمگیری مواجه شده‌است که این کاهش در مدل FLO_ESM ۵/۶ درصد بیشتر از مدل CNRM_CM5 می‌باشد.

تغییرات آبدهی رودخانه با مدل بارش-رواناب آیهکرس

دبی پیش‌بینی شده برای دوره آتی در این روش نیز روند کاهشی را نشان می‌دهد و این کاهش در مدل FLO_ESM برابر با ۲۷/۳ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۱۸/۸ درصد می‌باشد. در مدل FLO_ESM رواناب پیش‌بینی شده جز در ماه ۶ میلادی (ماه ژوئن)، در بقیه ماه‌ها مقدار آن کمتر از دبی مشاهداتی است و در مدل CNRM_CM5 جز در ماه‌های ۵ تا ۷ میلادی (ماه‌های می، ژوئن و جولای) در بقیه‌ی ماه‌های سال میانگین ماهانه رواناب پیش‌بینی شده از رواناب مشاهداتی کمتر است. همچنین در هردو مدل ماه‌های پیک رواناب پیش‌بینی شده در مقایسه با رواناب مشاهداتی با کاهش همراه شده‌است که این کاهش در مدل FLO_ESM برابر با ۲۹ درصد و در مدل CNRM_CM5 برابر با ۲۷ درصد می‌باشد. در پژوهش حافظ پرست و همکاران (۲۰۱۶) در این منطقه بیشترین کاهش رواناب در فصل بهار به میزان ۰/۷۵ مترمکعب بر ثانیه است. در سناریو A2 بیشترین کاهش رواناب در فصل بهار به میزان ۰/۵ مترمکعب بر ثانیه، بیشترین کاهش بارش در فصل پاییز به میزان ۱۹/۲ میلی‌متر، در سناریو A1B کاهش رواناب در فصل بهار به میزان ۰/۵۴ مترمکعب بر ثانیه، کاهش رطوبت نسبی در فصل تابستان به میزان ۲/۱۱ و سرعت باد به میزان ۰/۳ در فصل زمستان است. به‌طور کلی براساس تغییرات سالانه پارامترها، سناریو A1B بیش‌ترین افزایش دما و کاهش بارش و رطوبت و رواناب و سرعت باد را پیش‌بینی می‌کند.

نتیجه‌گیری

امروزه پدیده تغییر اقلیم و گرمایش جهانی به خاطر افزایش گازهای گلخانه‌ای امری ثابت شده می‌باشد. با توجه به اهمیت تغییر اقلیم و تاثیر آن بر فرآیندهای هیدرولوژیکی مانند بارش، دما و جریان رودخانه‌ها به عنوان یکی از اصلی‌ترین منابع تامین کننده‌ی آب حوضه‌ها، هدف از این تحقیق بررسی و مقایسه میزان تاثیر تغییر اقلیم بر دبی با استفاده از سه مدل SVM، GEP و آیهکرس می‌باشد. در این پژوهش مقادیر ماهیانه بارش، دما و دبی

مدل CNRM_CM5 می‌باشد. همچنین نتایج نشان می‌دهد که مدل SVM به ترتیب نسبت به دو مدل آیهکرس و GEP در شبیه سازی مقادیر دبی اوج از دقت کمتری برخوردار است به طوری که با افزایش میزان جریان به طور میانگین ۴۵ درصد کاهش می‌یابد. به طور کلی نتایج نشان می‌دهد در این پژوهش به ترتیب آیهکرس، GEP و SVM از دقت مطلوبی برخوردار هستند.

سپاس‌گذاری

با تشکر از شرکت آب منطقه‌ای و سازمان هواشناسی استان کرمانشاه که اطلاعات مورد نیاز این پژوهش را در اختیار نویسندگان قرار دادند.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد".

REFERENCES

- Aghakhani Afshar, A., Hasanzade, Y., Basalatpour, A. and Pourrezabilandi, M. (2016). Annual evaluation of climatic components of Kashfar River Basin in future courses using the Fifth Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Journal of Soil and Water Conservation Research*, 23(6), 217-233. (In Farsi)
- Ahmadi, F., Radmanesh, F. and Mirabbasi, R. (2016). Comparison of the performance of support vector machine methods and business networks in predicting daily river flow (Case study: Barandoozchay River). *Journal of Soil and Water Conservation Research*, (6)22, 186-171. (In Farsi)
- Aytak, A., Asce, M. and Alp, M. (2008). An Application of Artificial Intelligence for Rainfall-Runoff Modeling. *Journal of Earth System Science*. 117: 145-155.
- Botsis, D., Latinopoulos, P., and Diamantaras, K. (2011). Rainfall- Runoff modeling using support vector regression and artificial neural networks, J. Rhodes, Greece
- Dehghani, R., Ghorbani, M. Teshnehlab, M. Rikhtegae, A. and Asadi, E. (2015). Comparison and evaluation of business neural network models; gene expression planning; support vector machine and linear regression in flow estimation (Case study: Sufi Chay Basin). *Iranian Journal of Irrigation and Water Engineering Research*, (4)5, 65-85. (In Farsi)
- Dehghani, T., Saligheh, M. and Alijani, B. (2017). The effect of climate change on rainfall in the northern coasts of the Persian Gulf. *Journal of Applied Research in Geographical Sciences*. 18(49),75-91. (In: Farsi)
- Dibike, Y.B., Velickoy, S., Solomatine, D.P. and Abbott, M.B. (2001). Model induction with support vector machines: introduction and applications. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 15(3), 208-216.
- Farboudfam, N., Ghorbani, MA., and Alami, MT. (2009) River Flow Prediction Using Genetic Programming (Case Study : Lighvan River Watershed).*Water and soil science*.19(1),108-123(In Farsi)
- Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems*, 13(2), 87-129.
- Goudarzi, M., Salahi, B. and Hoseini, B. (2018). Assessment of IHACRES model in simulation of river flow in Urmia Lake watershed. *Iranian Journal of Watershed Management and Engineering*. 12(43), 1-10. (In Farsi)
- Guyen, A. 2009. Linear genetic programming for time-series modelling of daily flow rate. *Journal Earth System Science*, vol 118: 157-173
- Hafezparast, M., Bafkar, A. and Panahi, E. (2016). Assessing the uncertainty of climate change and its effects on the likelihood of frequent flooding of the entrance to the Jamishan Dam. *Journal of Water and Soil Conservation*, 6(3), 42-19. (In Farsi)
- He, Z., Wen, X. Liu, H. and Du, J. (2014). A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *Journal of Hydrology* 509: 379-386.
- IPCC, (2001).*The Scientific Basis of Climate Change. Contribution of Working Grop I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, and Cambridge.
- IPCC, (2014): Annex I: Glossary, Acronyms and Chemical Symbols [Allwood, J. M., V. Bosetti, N.

- K. Dubash, L. Gómez-Echeverri and C. von Stechow (eds.]. In: Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Edenhofer, O., R. Pichs-Madruga, Y. Sokona, E. Farahani, S. Kadner, K. Seyboth, A. Adler, I. Baum, S. Brunner, P. Eickemeier, B. Kriemann, J. Savolainen, S. Schlömer, C. von Stechow, T. Zwickel and J. C. Minx (eds.]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1251–1274
- Jakeman, A. J. and Hornberger, G. M. (1993). How much complexity is warranted in a rainfall-runoff model? *Water Resources Research*. 29(8), 2637-2649.
- Khosravi, M., Esmailzadeh, M. and Nazaripour, H. (2010). Climate change and its impact on water resources in the Middle East. In: Fourth International Congress of Geographers of the Islamic World, 14-17 April., University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran.
- Littlewood, L. G., Clarke, R. T., Collischonn, W, and Croke, B. F.W. (2007). Predicting daily Streamflow using rainfall forecasts, a simple loss module and unit hydrographs: Two Brazilian catchments. *Environmental Modelling and Software*, 22: 1229-1239.
- Lotfirad, M., Adib, A. and Haghighi, A. (2018). Estimation of daily runoff with the help of ihacres semi-conceptual model in Naroud catchment area of Gilan.. 2(5), 460-449.
- Mansoori, A., Aminnezhad, B. and Ahmadi, H. (2017). Investigating the effect of climate change on the runoff to the Karun 4 reservoir based on the fourth and fifth IPCC reports. *Journal of Soil and Water Sciences*. 22(2), 345-359. (In Farsi)
- Modaresi F., Araghinejad S., Ebrahimi K. (2017). Assessment of Ordered Weighted Averaging Strategies in Combination of Streamflow Forecasting Models. *Jwmseir*. 10 (35):15-25. (In Farsi)
- Moharrampour M., Mehrabi, A. and Katozi, M. (2011). Using SVR for prediction of daily discharge. 4th conference of Iran water resources management (In Farsi)
- Nabizadeh, M., Mosaedi, A. and Deghani, A.A. (2012). Intelligent estimation of stream flow by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Water and Irrigation Management*. 2(1), 69-80. (In Farsi)
- Pourkheirolah, Z., Hafezparast, M. and Fatemi, S.A. (2017). Changes in the parameters of precipitation, temperature and Dubai under the radiation scenario caused the radiation (study area: Dehloran city). In: Second National Conference on Hydrology of Iran. 11-12 July. Shahrekord University, Shahrekord, Iran. (In Farsi)
- Pourmohamadi, S., Dastourani, M., Mesahbovani, A. and Jafari, H. (2015). Investigating the effects of climate change and cloud fertility on river runoff (Case study: Qolqol River River Tuysarkan catchment area). In: 10th International River Engineering Seminar, 18-20 January. Chamran University, Ahvaz, Iran.
- Sadeghi, S.H., Ghasemieh, H. and Sadatinezhad, S.J. (2015). Performance Evaluation of IHACRES Hydrological Model in Wetlands (Case Study: Navroud Basin, Gilan). *Journal of Soil and Water Sciences*. 19(73), 73-82. (In: Farsi)
- Sette, S. and Boullart. L. (2001). Genetic Programming: Principles and applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 14, 727-736.
- Seyam, M., Othman, F., & El-Shafie, A. (2017). Prediction of Stream Flow in Humid Tropical Rivers by Support Vector Machines. In MATEC Web of Conferences (Vol. 111, p. 01007). EDP Sciences
- Solgi, A., Zarei, H., Shehndarabi, M. and Alidadi, S. (2017). Predict monthly precipitation using gene expression models and support vector machines. *Journal of Applied Research in Geographical Sciences*. 18(50), 91-103. (In: Farsi)
- Soltani, A., Ghorbani, M., Fakherifard, A., Darbandi, S. and Farsadizade, D. (2010). Genetic planning and its application in modeling runoff rainfall process. *Journal of Water and Soil Knowledge*. 20(4), 62-71. (In Farsi)
- Wang, W. C., Chau, K. W., Cheng, C. T., & Qiu, L. 2009. A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. *Journal of hydrology*, 374(3), 294-306.