

Research Paper



Evaluation of Climate Change Impacts on River Discharge Using the CMIP6 Model

Case Study: Kashkan Hydrometric Station



Ebrahim Nohani¹ , Hamidreza Babaali² , Reza Dehghani³ 

1-Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Materials and Energy Research Center, Dez. C., Islamic Azad University, Dezful, Iran. ebrahim.nohani@iau.ac.ir

2- Associate Professor, Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Khorramabad branch, Khorramabad, Iran. hr.babaali91@gmail.com

3- PhD in Water Sciences and Engineering, Department of Soil Conservation and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Areeo, Khorramabad, Iran. r.kh72777@gmail.com

Keywords

Climate forecasting, Southwest Iran, Global warming, Hybrid artificial intelligence, Hydrology, Kashkan River.

Receive: 2025/09/09

Accepted: 2025/11/08

Published: 2026/04/12

ABSTRACT

Introduction

Climate change, a global phenomenon with diverse dimensions and effects, has created unprecedented challenges for water resource management worldwide. Rivers, as vital arteries supplying water for drinking, agriculture, industry, and ecosystems, are severely affected by these changes. Fluctuations in temperature and precipitation patterns, key climatic components, directly impact river flow discharge, introducing uncertainty into future water resource prediction and management. In such circumstances, accurately assessing the impacts of climate change on river discharge and providing predictable solutions becomes critically important. With advancements in climate modeling, sophisticated Atmosphere-Ocean General Circulation Models (GCMs), including those from the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6), offer unparalleled capabilities for simulating future climate change scenarios. By providing projected temperature and precipitation data at various scales, these models enable the investigation of climate change impacts on hydrological components in study regions. However, the complex and non-linear nature of relationships between climatic and hydrological parameters highlights the need for more advanced approaches in predicting future river discharge. In recent years, the utilization of Artificial Intelligence (AI) models, owing to their remarkable ability to identify complex and non-linear patterns in data, has opened new horizons in hydrological forecasting. The objective of this research is to examine the influence of meteorological parameters (temperature and precipitation) derived from CMIP6 models on the river discharge in the study area and to predict future flow rates using hybrid AI models. This step contributes to the development of innovative solutions for sustainable water resource management in the era of climate change.

*Corresponding Author: Nohani, E. Email: ebrahim.nohani@iau.ac.ir

How to cite this article: Nohani, E., Babaali, H.R., Dehghani, R. (2025). Evaluation of Climate Change Impacts on River Discharge Using the CMIP6 Model Case Study: Kashkan Hydrometric Station. *Hydrogeomorphology*, 13(46): 138 – 159.

DOI: [10.22034/hyd.2025.69085.1814](https://doi.org/10.22034/hyd.2025.69085.1814)



Copyright: © by the authors

Publisher: University of Tabriz

Methodology

Initially, meteorological data for Poldokhtar city was obtained from the Meteorological Organization of Lorestan Province. Subsequently, by collecting observational daily temperature and precipitation data series over a 30-year baseline period (1992-2023), examining their characteristics and trends, and performing statistical tests on both temperature and precipitation parameters, an analysis was conducted. Then, using artificial intelligence models such as Support Vector Regression - Wavelet (SVR-Wavelet), Support Vector Regression - Whale Optimization Algorithm (SVR-WOA), and Support Vector Regression - Particle Swarm Optimization (SVR-PSO), the river flow discharge was investigated, and the optimal model for predicting this parameter in future years was selected. Subsequently, by referring to existing databases related to the Sixth Assessment Report (AR6), the projected General Circulation Model (GCM) was chosen, and time series generated by various models were obtained. The predicted climatic data from these models for Lorestan Province are available according to their latitude and longitude ranges. To achieve the study's objective, historical data from the CanESM2.0 climate model in NetCDF format, at daily and monthly scales, were downloaded from climate websites. For statistical operations, this data was converted to Excel format using the ArcMap software environment, and the performance of the selected model in simulating temperature and precipitation parameters during the baseline period using historical model data was evaluated. In the next stage, the relevant climatic data for the future period were statistically downscaled and predicted using the available database within the LARS-WG software environment for the CanESM5.0 model, based on the IPCC's Sixth Assessment Report, for two future twenty-year periods: 2023-2043. Finally, the river discharge is predicted using the selected hybrid model.

Results and Discussion

Statistical analysis of the model's simulation for rainfall and temperature parameters during the historical period indicates that the coefficient of determination for all parameters examined was calculated to be greater than 0.94. The Mean Absolute Error (MAE) for simulating precipitation, minimum temperature, and maximum temperature was estimated at 0.24, 0.04, and 0.05, respectively. Therefore, the capability of the LARS-WG model in simulating meteorological parameters is confirmed, although the model shows less accuracy in simulating precipitation. The results from the General Circulation Models (GCMs) revealed significant changes in precipitation and temperature under the CMIP6 scenarios. In terms of precipitation, both the MPI-ESM1-2-LR and BCC-CSM2-MR models predict a noticeable decrease in rainfall, particularly during the warm months under the SSP5-8.5 (high emission) scenario, suggesting an intensification of drought risk. In contrast, the temperature data show a clear warming trend across all scenarios, with a 2-3 degree difference between the SSP5-8.5 and SSP1-2.6 scenarios, confirming the direct impact of greenhouse gas emissions on the region's climate. The increase in temperature fluctuations in high-emission scenarios also strengthens the probability of more frequent extreme heat events. These findings underscore the necessity of planning for climate change adaptation in the region. The results from river discharge modeling indicated that the Support Vector Regression-Wavelet (SVR-Wavelet) model demonstrated superior performance compared to the other models investigated. The evaluation of the LARS-WG model using baseline period data (1992-2022) showed that the CanESM5.0 model has high accuracy in simulating maximum and minimum temperatures, but it exhibits greater error in predicting precipitation. The results indicate an increase in temperature in the studied city under the influence of global warming, with scenarios SSP126 and SSP585 showing a temperature increase between the years 2020 and 2050. In predicting precipitation fluctuations, the BCC-CSM2-MR model predicts higher rainfall during the months of June to October, and the SSP585 scenario generally leads to higher temperatures compared to SSP126. An increase in temperature has been observed in all scenarios, especially in higher emission scenarios (SSP585), and there are significant differences in precipitation predictions among the models.

Conclusions

The results from the performance of the hybrid models WSVR (Wavelet Support Vector Regression), WOA-SVR (Whale Optimization Algorithm-Support Vector Regression), and PSO-SVR (Particle Swarm Optimization-Support Vector Regression), considering the statistical period of 1992-2022, indicated that the WSVR model has higher accuracy and lower error compared to other models investigated. The results from predicting river flow discharge in the coming years showed a downward trend in the river's flow, with this trend being approximately 3.51 cubic meters per second lower than the long-term annual average.



ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه با استفاده از مدل CMIP6 مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری کشکان



ابراهیم نوحانی^{۱*}، حمیدرضا باباعلی^۲، رضا دهقانی^۳

۱-استادیار گروه عمران، مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران. ebrahim.nohani@iau.ac.ir

۲-دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خرم آباد، خرم آباد، ایران. hr.babaali91@gmail.com

۳-دکترای علوم و مهندسی آب، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خرم آباد، ایران. r.kh72777@gmail.com

چکیده

گرمایش جهانی و تغییر اقلیم به‌عنوان یکی از چالش‌های اصلی قرن حاضر، تأثیرات قابل توجهی بر چرخه هیدرولوژیکی و منابع آب سطحی دارد. این پژوهش به ارزیابی کمی و کیفی اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه‌ها و پیش‌بینی روند آبی آن می‌پردازد. در ابتدا، به مقایسه و انتخاب کارآمدترین مدل هوش مصنوعی هیبریدی (رگرسیون بردار پشتیبان-موجک، نهنگ، و ازدحام ذرات) برای برآورد دقیق دبی بر اساس داده‌های تاریخی (۱۹۹۲-۲۰۲۲) پرداخته شد. جهت ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف استفاده گردید. سپس، با بهره‌گیری از مدل هیبریدی منتخب و پیش‌نگری‌های اقلیمی مدل‌های گردش عمومی (GCMs) تحت سناریوهای مختلف انتشار گازهای گلخانه‌ای SSP1-2.6 و SSP5-8.5، روند دبی رودخانه برای دوره ۲۰۲۳-۲۰۴۳ پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد: مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک با ضریب همبستگی ۰/۹۸۰، ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۳۷۲، میانگین قدر مطلق خطا ۰/۱۷۴ و ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۸۵، عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از خود نشان داده است. همچنین، نتایج ارزیابی مدل LARS-WG بیانگر آن بود که مدل Can ESM5.0 دماهای حداکثر و حداقل را به‌خوبی پیش‌نگری می‌کند، اما در تخمین بارش با خطا همراه است، در حالی که مدل BCC-CSM2-MR بارش بیشتری را در فصول گرم‌تر تخمین می‌زند. پیش‌نگری‌ها برای دوره ۲۰۲۳ تا ۲۰۴۳ تحت سناریوهای مختلف انتشار گازهای گلخانه‌ای حاکی از افزایش دما، به‌ویژه در سناریوی SSP5-8.5، و نوسانات نامشخص در میزان بارش است. در مجموع، نتایج حاصل از پیش‌بینی جریان در سال‌های آبی نشان داد که دبی رودخانه موردبررسی در آینده کاهش قابل توجهی (به‌طور میانگین حدود ۳/۵۱ مترمکعب بر ثانیه نسبت به میانگین بلندمدت) خواهد داشت. این کاهش بر ضرورت اقدامات مدیریتی فوری و راهکارهای سازگاری با تغییر اقلیم برای حفظ پایداری منابع آب تأکید می‌کند.

کلیدواژه‌ها

پیش‌نگری اقلیمی، جنوب غربی ایران، گرمایش جهانی، هوش مصنوعی هیبریدی، هیدرولوژی، رودخانه کشکان.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۶/۱۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۱۷

تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۲۳

*نویسنده مسئول

ارجاع به این مقاله: نوحانی، ابراهیم؛ باباعلی، حمیدرضا؛ دهقانی، رضا (بعد از گرفتن پذیرش) (۱۴۰۴). ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه با استفاده از مدل CMIP6 مطالعه موردی: ایستگاه هیدرومتری کشکان. هیدروژئومورفولوژی، ۱۳(۴۶): 138-159.

رایانامه: ebrahim.nohani@iau.ac.ir

شناسه دیجیتال مقاله: 10.22034/hyd.2025.69085.1814



Copyright: © 2025 by the authors

Publisher: University of Tabriz

مقدمه

تغییر اقلیم، پدیده‌ای جهانی با ابعاد و اثرات گوناگون، چالش‌های بی‌سابقه‌ای را برای مدیریت منابع آب در سراسر جهان ایجاد کرده است. در این میان، رودخانه‌ها به‌عنوان رگ‌های حیاتی تأمین‌کننده آب برای مصارف شرب، کشاورزی، صنعت و اکوسیستم‌ها، به‌شدت تحت تأثیر این تغییرات قرار دارند (گوسین و همکاران^۱، ۲۰۰۶). نوسانات در الگوهای دما و بارش، که از مؤلفه‌های کلیدی اقلیمی هستند، به‌طور مستقیم بر دبی جریان رودخانه‌ها تأثیر گذاشته و پیش‌بینی و مدیریت منابع آب را در آینده با عدم قطعیت مواجه می‌سازد (کالزادیلو و همکاران^۲، ۲۰۱۳: ۲۸). در چنین شرایطی، ارزیابی دقیق اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه کشکان و ارائه راهکارهای پیش‌بینی‌پذیر با استفاده از مدل‌های پیشرفته، اهمیت حیاتی می‌یابد.

همچنین، در سال‌های اخیر پژوهش‌های متعددی در زمینه تأثیر تغییر اقلیم بر دبی رودخانه‌ها در سراسر جهان و به‌خصوص در ایران انجام شده است. این مطالعات با استفاده از روش‌های مختلف مدل‌سازی اقلیمی و هیدرولوژیکی، سعی در درک و پیش‌بینی چالش‌های پیش‌رو دارند. با پیشرفت مدل‌سازی اقلیمی، مدل‌های پیشرفته گردش عمومی اتمسفر-اقیانوس (GCMs) از جمله مدل‌های نسل ششم پروژه مقایسه مدل‌های اقلیمی (CMIP6)، قابلیت‌های بی‌نظیری را برای شبیه‌سازی سناریوهای آتی تغییر اقلیم فراهم آورده‌اند. این مدل‌ها با ارائه داده‌های دما و بارش در مقیاس‌های مختلف، امکان بررسی اثرات تغییر اقلیم را بر مؤلفه‌های هیدرولوژیکی در مناطق مورد مطالعه فراهم می‌آورند (ایلدیز و همکاران^۳، ۲۰۲۲: ۴۵). با این حال، ماهیت پیچیده و غیرخطی روابط بین پارامترهای اقلیمی و هیدرولوژیکی، نیاز به رویکردهای پیشرفته‌تری را برای پیش‌بینی دبی رودخانه‌ها در آینده برجسته می‌سازد.

در سال‌های اخیر، بهره‌گیری از مدل‌های هوش مصنوعی (AI) به دلیل توانایی‌های چشمگیر آن‌ها در شناسایی الگوهای پیچیده و غیرخطی در داده‌ها، افق‌های جدیدی را در زمینه پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی گشوده است. این مدل‌ها، از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)، و یادگیری عمیق (DL)، قادرند با استفاده از داده‌های اقلیمی آینده که از مدل‌های CMIP6 استخراج می‌شوند، دبی جریان رودخانه‌ها را با دقت قابل قبولی برای سال‌های آتی پیش‌بینی کنند (پاریسوج و همکاران^۴، ۲۰۲۰: ۴۲). نتایج مطالعات نشان داده است که مدل‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه در قالب رویکردهای هیبریدی با الگوریتم‌های بهینه‌ساز (مانند موجک، گیاهان مصنوعی، هریس، گرگ خاکستری، ملخ)، دقت و کارایی بالاتری نسبت به مدل‌های سنتی یا SVM منفرد دارند (زونمات کرمانی و همکاران، ۲۰۱۶: جلال کمالی و جلال کمالی، ۲۰۱۸: ساهو و همکاران^۵، ۲۰۲۰: دهقانی و همکاران، ۲۰۲۰: علیزاده و همکاران، ۲۰۲۱: رجایی و همکاران، ۲۰۲۲: کوهنسر باز و همکاران^۶، ۲۰۲۴). به‌طور خاص، پژوهش‌ها در ایران نیز بر کارایی مدل‌های هیبریدی SVM در مطالعات هیدرولوژیکی تأکید دارند. در همین راستا، در پژوهشی (Shahani et al., 2023) با استفاده از مدل LARS-WG6 و رگرسیون بردار پشتیبان، اثرات تغییر اقلیم بر متغیرهای هواشناسی و رواناب را در سه اقلیم ایران بررسی کرد. نتایج این مطالعه نشان داد که تغییرات بارش و دبی رودخانه تحت سناریوهای مختلف RCP در هر اقلیم متفاوت است؛ به‌طوری‌که اقلیم خشک سرد با افزایش ۱۸ درصدی دبی و اقلیم معتدل مرطوب با کاهش ۵ درصدی روبرو خواهد شد. این تفاوت‌های منطقه‌ای در شدت و جهت اثرات تغییر اقلیم، بر ضرورت انجام مطالعات اختصاصی برای هر حوضه آبریز تأکید می‌کند، زیرا ویژگی‌های محلی هر حوضه، از جمله توپوگرافی، پوشش گیاهی، و الگوهای بارش و دما، به‌شدت بر چگونگی بروز و شدت این تغییرات تأثیر می‌گذارند (شعبانی و همکاران، ۲۰۲۳).

1- Gosain et al

2- Calzadilla et al

3- Yildiz et al

4-Parisouj et al

5-Sahoo et al

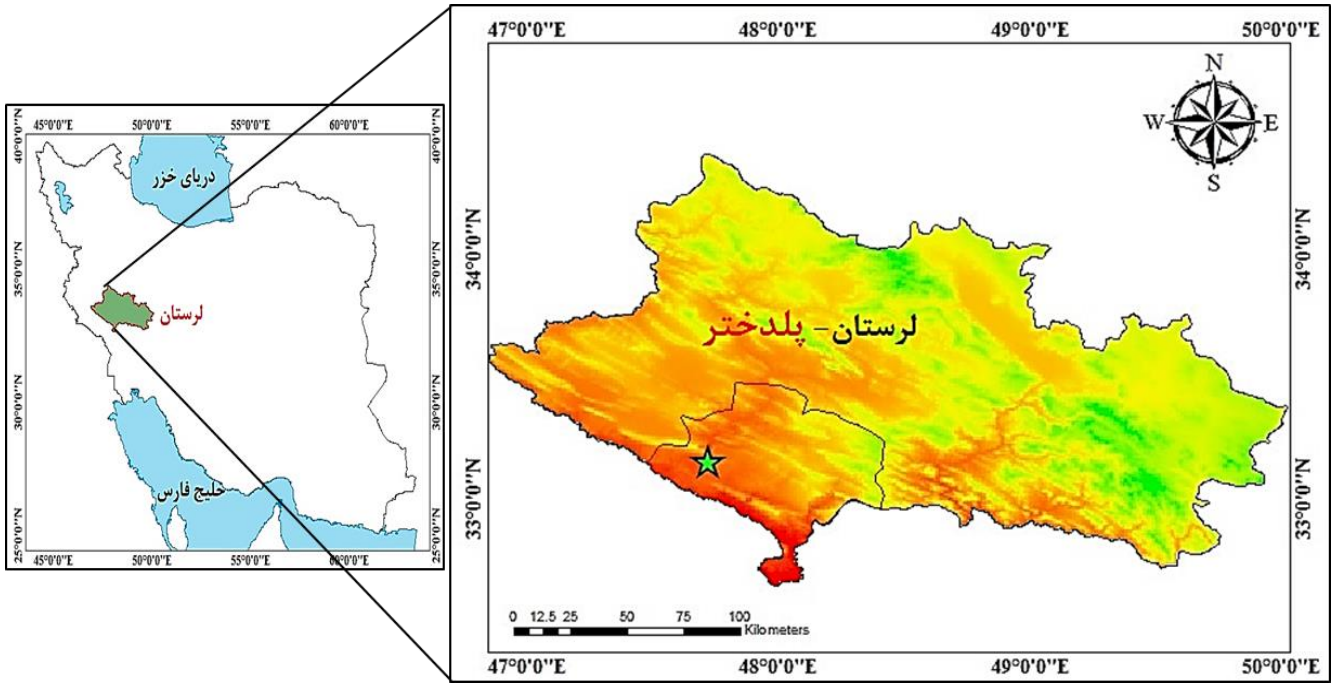
6-Kohansarbaz et al

به طور موازی، در پژوهشی دیگر نیز به طور خاص به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر جریان رودخانه کشکان پرداخته و کاهش محسوس دبی را تحت سناریوهای مختلف پیش‌بینی کرده است. یافته‌های این پژوهش، اگرچه اهمیت موضوع را نشان می‌دهد، اما نیاز به ارزیابی دقیق‌تر با استفاده از مدل‌های هیبریدی پیشرفته‌تر و بررسی جامع‌تر سناریوهای اقلیمی CMIP6 را برای این حوضه خاص برجسته می‌سازد. با وجود این مطالعات، تحقیقاتی که به طور خاص به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه کشکان با استفاده از ترکیب مدل‌های پیشرفته CMIP6 و مدل‌های هیبریدی هوش مصنوعی (به ویژه WSVR، SVR-WOA، SVR-PSO) پرداخته باشند، محدود است. این امر، شکافی در دانش موجود ایجاد کرده است که ضرورت انجام این پژوهش را با هدف ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و راهکارهای مدیریتی متناسب با ویژگی‌های این حوضه خاص، توجیه می‌کند (عوض پور و همکاران، ۲۰۲۵). در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده، کارایی مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد جریان رودخانه‌ها و سایر مطالعات منابع آب مورد تأیید قرار گرفته است؛ بنابراین مدل‌های هوش مصنوعی از جمله رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند بعنوان ابزاری کارآمد در برآورد جریان رودخانه و مسائل هیدرولوژی مورد استفاده قرار گیرد. در این پژوهش، با هدف بررسی تأثیر پارامترهای هواشناسی دما و بارش حاصل از مدل CMIP6 بر دبی رودخانه کشکان و پیش‌بینی دبی جریان برای سال‌های آینده با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی هیبریدی (SVR-PSO، SVR-WOA، WSVR)، گامی در جهت توسعه راهکارهای نوین برای مدیریت پایدار منابع آب در عصر تغییر اقلیم برداشته می‌شود. این رویکرد جامع، درک عمیق‌تری از چگونگی تأثیر تغییر اقلیم بر دبی رودخانه کشکان فراهم آورده و ابزاری کارآمد برای برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب در این منطقه در اختیار سیاست‌گذاران قرار خواهد داد.

مواد و روش‌ها

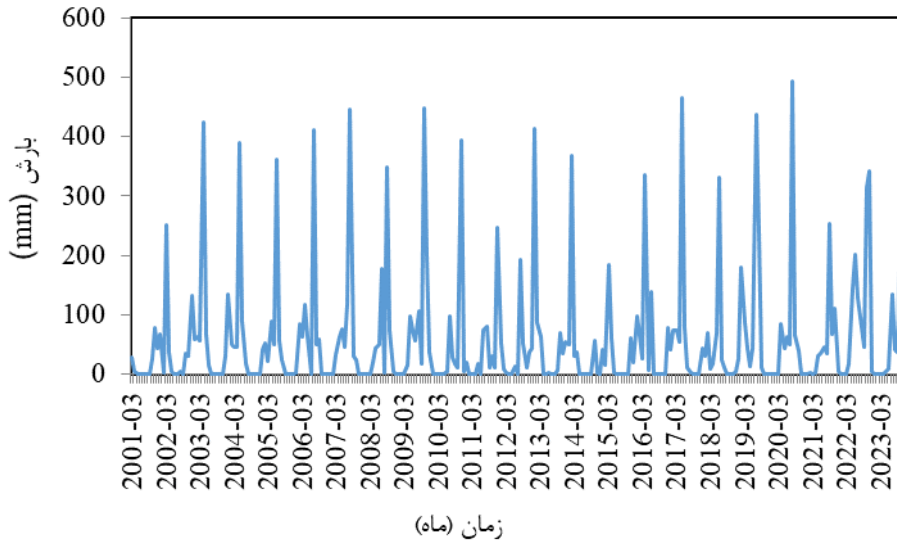
منطقه مورد مطالعه

شهرستان پلدختر یکی از شهرستان‌های استان لرستان با وسعتی معادل ۳۶۱۵ کیلومتر مربع که ۱۲/۹ درصد مساحت کل استان را تشکیل می‌دهد. در جنوب استان لرستان در محدوده میانی سلسله جبال زاگرس واقع شده است. این شهرستان در موقعیت جغرافیایی ۴۷ درجه و ۴۳ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۹ دقیقه عرض شمالی واقع شده است. ارتفاع متوسط این شهرستان از سطح دریا ۷۱۳/۵ متر می‌باشد. بارندگی متوسط سالانه دشت ۳۷۲/۶ میلی‌متر و دمای متوسط سالانه ۲۲/۸ درجه سلسیوس است (شرکت آب منطقه‌ای لرستان، ۱۴۰۰). همچنین این شهرستان در تابستان دارای آب و هوایی گرم و خشک و در زمستان معتدل و نسبتاً سرد می‌باشد. در شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. همچنین در اشکال ۲ و ۳ نمودار بارش و دما نشان داده شده است.



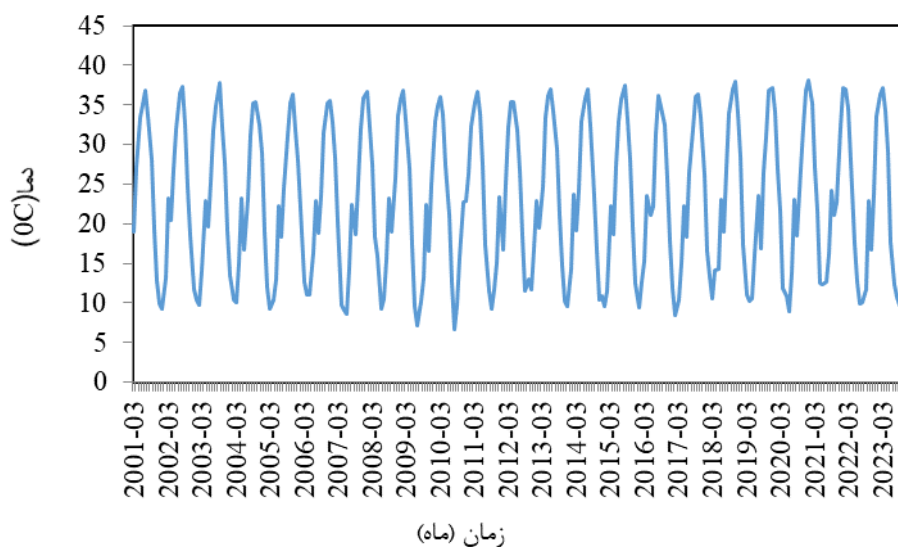
شکل (۱): منطقه مورد مطالعه

Figure (1): Study area



شکل (۲): وضعیت بارش ماهانه منطقه مورد مطالعه

Figure (2): Monthly precipitation status of the study area



شکل (۳): وضعیت دما ماهانه منطقه مورد مطالعه

Figure (3): Monthly temperature status of the study area

روش تحقیق

در این مطالعه، داده‌های هواشناسی روزانه (دما و بارش) برای دوره پایه ۳۰ ساله (۱۹۹۲-۲۰۲۲) شهرستان پلدختر از اداره کل هواشناسی استان لرستان و شرکت آب منطقه‌ای استان لرستان گردآوری شد. این ایستگاه به‌عنوان یکی از ایستگاه‌های شاخص و معتبر استان شناخته می‌شود که داده‌های آن به‌طور مداوم و با استانداردهای کیفی سازمان هواشناسی ثبت شده است. به‌منظور اطمینان از قابلیت اعتماد داده‌ها، فرآیند کنترل کیفیت جامعی در چهار مرحله اجرا گردید. در مرحله نخست، بازبینی اولیه جهت شناسایی و حذف مقادیر نامعقول (مانند دمای غیرممکن یا بارش منفی) انجام شد. در مرحله دوم، بررسی توالی زمانی داده‌ها نشان داد که مجموعه داده‌ها فاقد هرگونه داده گمشده می‌باشد. در مرحله سوم، داده‌های پرت احتمالی با استفاده از روش آماری آزمون گرابس در سطح اطمینان ۹۵ درصد شناسایی و سپس با مقایسه با داده‌های ایستگاه‌های همجوار و گزارش‌های رویدادهای حدی اعتبارسنجی شدند. درنهایت، یکنواختی و همگنی سری زمانی داده‌ها با بکارگیری آزمون پتیت در سطح اطمینان ۹۵ درصد مورد تأیید قرار گرفت. پس از اتمام این مراحل، داده‌ها برای استفاده در مراحل بعدی تحلیل آماده شدند. سپس، داده‌های اقلیمی پیش‌نگری شده از مدل CanESM5.0 (CMIP6) برای منطقه مورد مطالعه، با استفاده از نرم‌افزار LARS-WG نسخه ۸ ریزمقیاس نمایی آماری گردید و صحت عملکرد مدل با داده‌های مشاهده‌ای اعتبارسنجی شد. در مرحله بعد، سه مدل هیبریدی هوش مصنوعی شامل رگرسیون بردار پشتیبان - موجک (Wavelet-SVR)، رگرسیون بردار پشتیبان - الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA-SVR) و رگرسیون بردار پشتیبان - الگوریتم ازدحام ذرات (PSO-SVR) توسعه داده شد. این مدل‌ها با استفاده از داده‌های هواشناسی مشاهده‌ای و ریزمقیاس نمایی شده، آموزش داده‌شده و مدل بهینه با بالاترین دقت (بر اساس معیارهایی چون R^2 ، RMSE، MAE و NS) برای پیش‌بینی دبی رودخانه کشکان انتخاب گردید. درنهایت، با به‌کارگیری مدل منتخب و داده‌های اقلیمی ریزمقیاس نمایی شده از مدل CanESM5.0 برای دوره آتی (۲۰۴۳-۲۰۲۳)، دبی رودخانه پیش‌بینی و مورد تحلیل قرار گرفت.

مدل گردش عمومی

مدل‌های گردش عمومی (GCMs) قادرند تا تغییرات پارامترهای اقلیمی را تحت سناریوهای مختلف شبیه‌سازی کنند. این مدل‌ها بر پایه قوانین فیزیک بنا شده و از روابط ریاضی برای پیش‌نگری متغیرهای اقلیمی در هر سلول شبکه بهره می‌گیرند (ایروین و همکاران^۱، ۲۰۱۲). مدل‌های GCM به‌طور کلی به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند: مدل‌های گردش عمومی جو (AGCMs)، مدل‌های گردش عمومی اقیانوسی (OGCMs) و مدل‌های گردش عمومی جو-اقیانوسی (AOGCMs). در حال حاضر، مدل‌های سامانه زمین (ESMs) که تکامل یافته AOGCM هستند و علاوه بر دینامیک جو و اقیانوس، سایر مؤلفه‌های سامانه اقلیمی مانند چرخه کربن و بیوژئوشیمی را نیز شبیه‌سازی می‌کنند، به‌عنوان ابزارهای پیشرفته‌تر برای مطالعات تغییر اقلیم در نظر گرفته می‌شوند (جهانگیر و همکاران^۲، ۲۰۲۲). این مدل‌ها در پروژه CMIP6 به تعداد فزاینده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند و انتظار می‌رود در نسل‌های آتی مانند CMIP7 نقش پررنگ‌تری ایفا کنند. مهم‌ترین ورودی برای این مدل‌ها، میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای است که در قالب سناریوهای انتشار برای دوره‌های آتی ارائه می‌شود.

مدل‌های اقلیمی عملکرد متفاوتی در پیش‌نگری متغیرهای هواشناسی در نقاط مختلف دارند. از این رو می‌بایست قبل از استفاده از خروجی این مدل‌ها، توانایی آنها مورد ارزیابی قرار داده شود. در همین راستا، در مطالعه حاضر برای انتخاب مدل‌های مناسب برای منطقه مورد مطالعه، ابتدا نتایج حاصل از پیش‌بینی بارش و دما توسط مدل‌های اقلیمی (مربوط به نزدیک‌ترین سلول محاسباتی به شهرستان پلدختر) در دوره پایه (۲۰۲۲-۱۹۹۲) از اداره کل هواشناسی استان لرستان اخذ شد. در ادامه با مقایسه خروجی این مدل‌ها با داده‌های مشاهداتی، مدل‌هایی که عملکرد مناسبی داشته باشند جهت پیش‌بینی بارش دوره آتی انتخاب می‌شوند. در این پژوهش برای ارزیابی عملکرد مدل‌های اقلیمی از شاخص‌های ریشه دوم میانگین مربعات خطا (RMSE)، ریشه دوم میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE)، ضریب تبیین (R²) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده شد که روابط آنها در زیر آمده است (جونس و نیل^۳، ۲۰۱۶؛ اونیل و همکاران^۴، ۲۰۱۷؛ کریگلر و همکاران^۵، ۲۰۱۷).

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n} \right]^{1/2} \quad (1)$$

$$NRMSE = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n} \right]^{1/2} \times \frac{100}{O} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |S_i - O_i|}{n} \quad (3)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{O})^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (4)$$

سناریوهای گزارش ششم مدل گردش عمومی

جدیدترین سناریوهای ارائه شده برای بررسی پارامترهای اقلیمی، سناریوهای گزارش ششم (AR6) است. در این سناریوها چگونگی مدل گردش عمومی در دوره‌های آتی بر اساس ترکیب سناریوهای انتشار (RCPs) و سناریوهای اقتصادی-اجتماعی (SSPs) بررسی می‌شود.

¹ Irwin et al

4-O'Neill et al

² Jahangir et al

5-Kriegler et al

³ Jones and Neill

درواقع بر اساس این گزارش، سناریوهای آینده علاوه بر توصیف اقلیم‌های متفاوت، باید جنبه‌های پیشرفت اقتصادی و اجتماعی را نیز شامل شوند. در سناریوهای SSPs بر شبیه‌سازی چگونگی تغییر شرایط اقتصادی-اجتماعی مانند رشد جمعیت، رشد اقتصادی، آموزش، شهرنشینی، توسعه و تکنولوژی تأکید شده است.

ریزمقیاس نمایی

یکی از مشکلات استفاده از خروجی مدل‌های اقلیمی، بزرگ‌مقیاس بودن سلول‌های محاسباتی آنها است. از این رو نمی‌توان از اطلاعات خام این مدل‌ها در مطالعات مربوط به مقیاس‌های کوچک‌تر استفاده کرد. در همین راستا، باید خروجی این مدل‌ها با بهره‌گیری از روش‌های مناسب ریزمقیاس نمایی شود (ریاحی و همکاران^۱، ۲۰۱۷).

ریزمقیاس نمایی به سه دسته روش‌های آماری، دینامیکی و تناسبی انجام می‌شود. در روش‌های آماری، ریزمقیاس نمایی با بهره‌گیری از روش‌های رگرسیونی و علم آمار و ایجاد ارتباط کمی بین متغیرهای بزرگ‌مقیاس و متغیرهای کوچک‌مقیاس انجام می‌شود. از جمله روش‌های آماری می‌توان به مدل LARS WG اشاره کرد. این مدل با دریافت اطلاعات تاریخی منطقه و شناخت ویژگی‌های آماری آن، وضعیت متغیرهای اقلیمی را در آینده پیش‌نگری می‌کند. در این پژوهش اطلاعات مربوط به متغیرهای بارش، دمای بیشینه، دمای کمینه و تعداد ساعات آفتابی مربوط به ایستگاه هواشناسی پلدختر در طی سالهای ۱۹۹۲-۲۰۲۲ به مدل LARS ارائه شده است و پس از اطمینان از توانایی مدل در شناخت ویژگی‌های آماری ایستگاه مذکور، از این مدل جهت ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های اقلیمی تحت دو سناریوی SSP1-2.6 و SSP5-8.5 استفاده شده است. از آنجاییکه مدل‌های گزارش ششم در نرم‌افزار LARS WG 8 تعریف نشده هستند بنابراین، نیاز است تا خروجی هر کدام از مدل‌ها با تعریف سناریو ریزمقیاس شود. به همین منظور، داده‌های بارش، دمای بیشینه و دمای کمینه برای هر مدل، تحت دو سناریوی SSP1-2.6 و SSP5-8.5 برای دوره آتی استخراج گردید. سپس، برای پارامتر بارش، نسبت میانگین بلندمدت ماهانه دوره آتی به دوره پایه محاسبه شد. به‌طور مشابه، برای پارامترهای دمای بیشینه و دمای کمینه، اختلاف میانگین بلندمدت ماهانه دوره آتی و دوره پایه به دست آمد. در نهایت، برای هر پارامتر و هر ماه، ضریبی محاسبه شد که از آن برای ایجاد سناریوهای ورودی و ریزمقیاس نمایی خروجی مدل‌های گزارش ششم (CMIP6) در نرم‌افزار LARS WG 8 استفاده شده است. برای فرآیند ریزاقلیم‌سازی (downscaling)، از نرم‌افزار LARS-WG نسخه ۸ بهره گرفته شد. لازم به ذکر است که LARS-WG یک مدل ریزمقیاس کننده تصادفی (stochastic downscaling model) است. این بدان معناست که مقادیر پیش‌نگری شده برای یک دوره مشخص (مانند بازه ۲۰۲۳-۲۰۴۳) به صورت تصادفی در طول سال‌های این دوره توزیع می‌شوند و فاقد توالی زمانی تقویمی پیوسته هستند. به عبارت دیگر، LARS-WG به جای حفظ ترتیب زمانی دقیق، الگوهای آماری (مانند میانگین، واریانس و...) را از داده‌های اقلیمی با مقیاس بزرگ‌تر به مقیاس مکانی کوچک‌تر منتقل می‌کند.

رگرسیون بردار پشتیبان

رگرسیون بردار پشتیبان یکی از روش‌های هوش مصنوعی می‌باشد که بر مبنای تئوری بهینه‌سازی و از قانون کمینه‌سازی خطا پیروی می‌نماید که این امر سبب می‌گردد به یک جواب بهینه کلی منجر شود (واپنیک^۲، ۱۹۹۵). در مدل رگرسیون SVR، متغیر وابسته (Y) تابعی از چندین متغیر مستقل (X) به همراه یک جمله خطا است. همانطور که در مسائل رگرسیون مشاهده می‌شود میان متغیر وابسته و مستقل رابطه جبری مانند رابطه (۱) وجود دارد که در ساختار مدل رگرسیون بردار پشتیبان بصورت رابطه (۲) می‌باشد (واپنیک، ۱۹۹۸).

$$f(x) = W^T \cdot \phi(x) + b \quad (5)$$

$$y = f(x) + \text{noise} \quad (6)$$

رگرسیون بردار پشتیبان همانند مدل‌های هوش مصنوعی دارای توابع محرکی بوده که کرنل نام دارند این کرنل‌ها شامل کرنل چندجمله‌ای و کرنل توابع پایه شعاعی و کرنل خطی می‌باشند و مطابق روابط (۷)، (۸) و (۹) برآورد می‌شوند (واپنیک و چرونسکیس^۱، ۱۹۹۱). در این پژوهش نیز از این سه تابع کرنل استفاده شد. همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان در نرم‌افزار متلب کد نویسی شد.

$$k(x, x_j) = (t + x_i \cdot x_j)^d \quad (7)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$k(x, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (9)$$

تبدیل موجک

تبدیل موجک به‌عنوان روشی جایگزین برای تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه ارائه شده است و هدف از ارائه‌ی آن، غلبه بر مشکلات مربوط به قدرت تفکیک‌پذیری فرکانس در تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه است. در تبدیل موجک همانند تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه، سیگنال موردنظر به پنجره‌هایی تقسیم شده و تبدیل موجک بر روی هر کدام از این پنجره‌ها به صورت جداگانه انجام می‌گیرد (وانگ و همکاران^۲، ۲۰۰۰). اما مهم‌ترین تفاوت آن‌ها در این است که در تبدیل موجک علاوه بر اینکه قدرت تفکیک فرکانس‌های یک سیگنال یا طول پنجره، متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند، هم‌زمان عرض پنجره یا مقیاس فرکانس نیز متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند. به عبارت دیگر، در تبدیل موجک به جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان - مقیاس است. بر همین اساس با استفاده از تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا سیگنال منبسط شده و جزئیات سیگنال قابل تجزیه و تحلیل است و در مقیاس‌های پایین سیگنال منقبض شده و کلیات سیگنال قابل بررسی می‌باشد. یک موجک به معنای موج کوچک، بخشی یا پنجره‌ای از سیگنال اصلی است که انرژی آن در زمان متمرکز شده است. با استفاده از تبدیل یا آنالیز موجک می‌توان یک سیگنال یا سری زمانی مادر را به موجک‌هایی با سطح تفکیک و مقیاس‌های مختلف تجزیه کرد (شین و همکاران^۳، ۲۰۰۵).

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، یک الگوریتم فراابتکاری است که برای اولین بار توسط سی. ابرهارت و ج. کندی در سال ۱۹۹۵ معرفی شد (ابرهارت و کندی^۴، ۱۹۹۵). الهام‌بخش این الگوریتم، رفتار اجتماعی پرندگان یا ماهیان در یافتن منابع غذایی یا رسیدن به مقصدی خاص است. در واقع، PSO از این ایده بهره می‌برد که چگونه یک گروه از ذرات (مانند پرندگان) می‌توانند با همکاری و تعامل، بدون برخورد با یکدیگر، بهترین مسیر را به سمت هدف (مانند لانه یا غذا) بیابند. مراحل این الگوریتم در این پژوهش به‌گونه‌ای است که ابتدا جمعیت اولیه تولید شده و بردارهای سرعت ذره در ابتدا صفر و بردار مکان به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. در مرحله بعد، ارزیابی ارزش ذره صورت گرفته و سپس بهترین موقعیت فردی و سرعت ذره به روز می‌شود (شریواتاوا و همکاران^۵، ۲۰۱۵). فلوجارت این الگوریتم در شکل ۴ قابل مشاهده است.

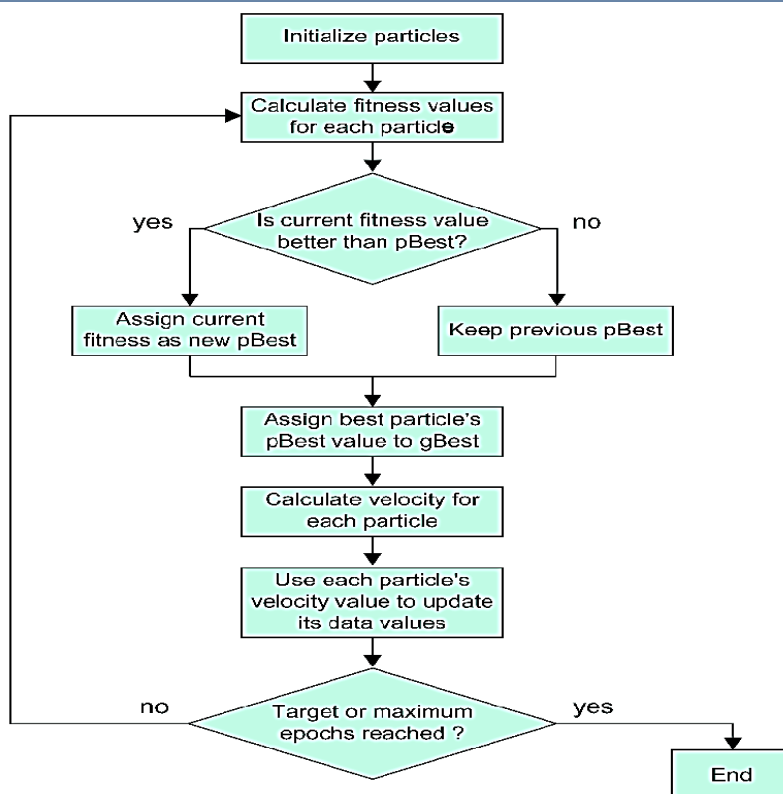
¹ Vapnik and Chervonenkis

² Wang et al

³ Shin et al

⁴ Eberhart and Kennedy

⁵ Shrivatava et al



شکل (۴): فلوچارت الگوریتم ازدحام ذرات
 Figure (4): Flowchart of the particle swarm algorithm

الگوریتم نهنگ

الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ از جمله الگوریتم‌های فرا ابتکاری بوده که از طبیعت و رفتار موجودات زنده الهام گرفته و در زمینه‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد که اولین بار توسط میرجلیلی و همکاران معرفی شده است (میرجلیلی و لويس^۱، ۲۰۱۶). این الگوریتم از رفتار نهنگ هنگام شکار الهام گرفته شده است؛ به گونه‌ای که نهنگ محل شکار را شناسایی و آن را محاصره می‌کند. در این الگوریتم، فرض بر این است که موقعیت طعمه (شکار)، نشان‌دهنده بهترین راه‌حل پیداشده تا آن لحظه است. در این الگوریتم پس از آنکه بهترین هدف شکار را جستجو نمود، عوامل دیگر جستجو سعی بر آن دارند تا مکان خود را نسبت به بهترین شکار به‌روزرسانی کنند (ردی و ساه^۲، ۲۰۲۲). رفتار این الگوریتم مطابق روابط (۱۰) و (۱۱) است.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X} - \vec{X}(t)| \tag{10}$$

$$\vec{X}(+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \tag{11}$$

که در آن A و C بردارهای ضرایب، X^* بردار مکان بهترین راه‌حل بدست آمده در حال حاضر و X بردار مکان است. بردارهای A و C به صورت روابط (۱۲) و (۱۳) محاسبه می‌شوند.

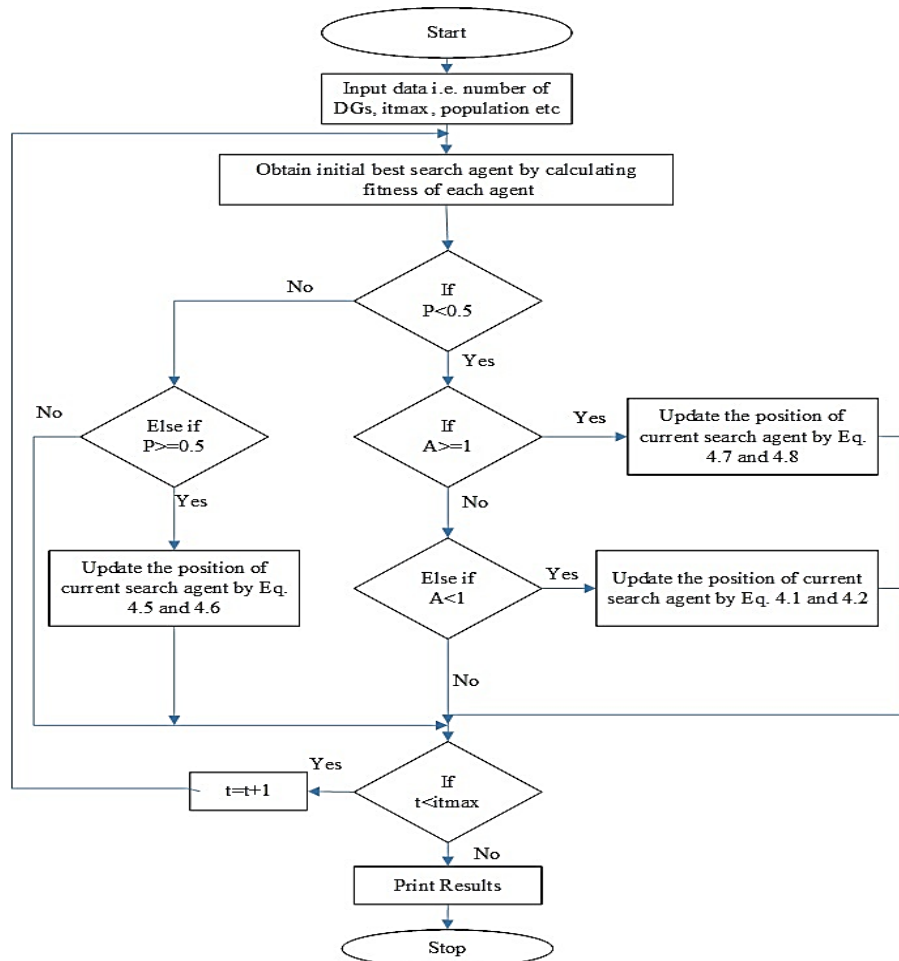
$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \tag{12}$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \tag{13}$$

¹ Mirjalili and Lewis

² Reddy and Saha

در رابطه (۱۲) بازه a از مقدار بین صفر تا ۲ به صورت خطی در هر تکرار کاهش می‌یابد و r نیز یک بردار تصادفی در بازه صفر تا یک است. فلوجارت این الگوریتم در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل (۵): فلوجارت الگوریتم نهنگ
Figure (5): Whale algorithm flowchart

معیار ارزیابی

در این پژوهش جهت ارزیابی مدل‌های مورد بررسی بمنظور برآورد دبی جریان رودخانه از شاخص‌های ارزیابی طبق روابط ۱۴-۱۷ استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad 1 \leq R \leq 1 \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (16)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{y})^2} \quad \infty \leq NS \leq 1 \quad (17)$$

در روابط ۱۴-۱۷، R ضریب همبستگی، RMSE ریشه میانگین مربعات خطا برحسب m^3/s ، NS معیار نش ساتکلیف، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی i ام، N تعداد گام‌های زمانی، \bar{x} و \bar{y} نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی - محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت مقایسه و تحلیل بیشتر استفاده می‌گردد.

نتایج و بحث

ارزیابی مدل LARS-WG با استفاده از اطلاعات دوره پایه

در جداول ۱ و ۲ ارزیابی مدل‌های مختلف اقلیمی ارائه شده است. بر اساس ارزیابی کمی انجام شده در دوره تاریخی ۲۰۲۲-۱۹۹۲، مدل CanESM5 در شبیه‌سازی دمای میانگین سالانه عملکرد برتری را نسبت به سایر مدل‌ها نشان می‌دهد. این مدل با دارا بودن بالاترین ضریب تبیین (۰/۹۲) و کمترین مقادیر خطا در شاخص‌های ریشه دوم میانگین مربعات خطا (۱/۰۵ درجه سانتی‌گراد)، ریشه دوم میانگین مربعات خطای نرمال شده (۰/۰۶۱) و میانگین خطای مطلق (۰/۸۲ درجه سانتی‌گراد) به‌وضوح از دقت و انطباق بیشتری با داده‌های مشاهداتی برخوردار است. پس‌از آن، مدل‌های و NorESM2-MM و MPI-ESM1-2-LR با عملکردی نسبتاً مطلوب در رده‌های بعدی قرار می‌گیرند، در حالی که مدل MIROC6 با دارا بودن پایین‌ترین ضریب تبیین و بیشترین مقادیر خطا، کمترین مهارت را در شبیه‌سازی این پارامتر دارا می‌باشد.

در حوزه شبیه‌سازی بارش سالانه، مدل CanESM5 در شبیه‌سازی بارش سالانه عملکرد برتری را نسبت به سایر مدل‌ها نشان می‌دهد. این مدل با دارا بودن بالاترین ضریب تبیین (۰/۷۴) و کمترین مقادیر خطا در شاخص‌های ریشه دوم میانگین مربعات خطا (۱۳/۸ میلی‌متر)، ریشه دوم میانگین مربعات خطای نرمال شده (۰/۱۷۲) و میانگین خطای مطلق (۱۰/۵ میلی‌متر) به‌وضوح از دقت و انطباق بیشتری با داده‌های مشاهداتی برخوردار است.

پس‌از آن، مدل MPI-ESM1-2-LR با عملکردی نسبتاً مطلوب در رده دوم قرار می‌گیرد، در حالی که مدل‌های EC-Earth3 و NorESM2-MM به ترتیب در رده‌های سوم و چهارم قرار دارند. مدل NorESM2-MM با دارا بودن پایین‌ترین ضریب تبیین (۰/۶۸) و بیشترین مقادیر خطا در شاخص‌های ارزیابی، کمترین مهارت را در شبیه‌سازی بارش سالانه دارا می‌باشد. این نتایج گویای آن است که مدل CanESM5 به‌عنوان دقیق‌ترین مدل برای شبیه‌سازی پارامتر بارش در منطقه مورد مطالعه شناخته می‌شود. بنابراین در این میان، مدل اقلیمی CanESM5 به دلیل سازگاری بالا با منطقه مورد مطالعه، به‌عنوان مدل اصلی انتخاب گردید.

آنالیز آماری شبیه‌سازی مدل برای پارامترهای بارندگی و دما در دوره تاریخی در جدول ۳ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد مقدار ضریب تبیین در کلیه پارامترهای مورد بررسی بیشتر از ۰/۹۴۰ محاسبه گردید و میانگین خطای مطلق (MAE) برای شبیه‌سازی بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر به ترتیب ۰/۲۴، ۰/۰۴، ۰/۰۵ بدست آمد که نشان می‌دهد خطای شبیه‌سازی بارش بیشتر از بقیه پارامترهاست. شاخص‌های RMSE و NRMSE نیز در شبیه‌سازی بارش نسبت به دیگر پارامترها به‌مراتب بیشتر بوده (به ترتیب ۵/۱۶ و ۱۱/۳۶) و خطای بیشتری را نشان می‌دهد. بنابراین توانایی مدل LARS-WG 8 در شبیه‌سازی پارامترهای هواشناسی تأیید شده ولی باین‌حال مدل در شبیه‌سازی بارش دقت کمتری را نشان می‌دهد که با یافته‌های حسینی و همکاران (۲۰۱۵) مطابقت دارد.

در این پژوهش، برای پیش‌نگری پارامترهای هواشناسی مانند بارش و دما در بازه زمانی ۲۰۲۳ تا ۲۰۴۳، از خروجی مدل گردش عمومی CMIP6 استفاده شد. این پیش‌نگری‌ها با در نظر گرفتن دو سناریوی اقلیمی SSP1-2.6 (سناریوی خوش‌بینانه) و SSP5-8.5 (سناریوی بدبینانه) انجام پذیرفت.

جدول (۱): ارزیابی مهارت مدل‌های آب و هوایی در شبیه‌سازی دمای میانگین سالانه در دوره تاریخی (۱۹۹۲-۲۰۲۲)

Table (1): Assessment of the skill of climate models in simulating annual mean temperature in the historical period(1992-2022)

MAE (°C)	NRMSE	RMSE (°C)	R ²	مدل GCM
۰/۸۲	۰/۰۶۱	۱/۰۵	۰/۹۲	CanESM5
۰/۹۵	۰/۰۷	۱/۲۱	۰/۸۹	MPI-ESM1-2-LR
۱/۱۴	۰/۰۸۴	۱/۴۵	۰/۸۵	MIROC6
۱/۰۳	۰/۰۷۶	۱/۳۲	۰/۸۷	NorESM2-MM

جدول (۲): ارزیابی مهارت مدل‌های آب و هوایی در شبیه‌سازی بارش سالانه در دوره تاریخی (۱۹۹۲-۲۰۲۲)

Table (2): Assessment of the skill of climate models in simulating annual precipitation in the historical period(1992-2022)

MAE (mm)	NRMSE	RMSE (mm)	R ²	مدل GCM
۱۰/۵	۰/۱۷۲	۱۳/۸	۰/۷۴	CanESM5
۱۰/۸	۰/۱۸۵	۱۴/۲	۰/۷۱	MPI-ESM1-2-LR
۱۲/۱	۰/۲۰۶	۱۵/۸	۰/۶۸	NorESM2-MM
۱۱/۵	۰/۱۹۷	۱۵/۱	۰/۶۹	EC-Earth3

جدول (۳): شاخص آماری ارزیابی مدل LARS-WG 8

Table (3): Statistical index of LARS-WG 8 model evaluation

MAE	NRMSE	RMSE	R ²	پارامتر
۰/۲۳	۱۱/۳۶	۵/۱۶	۰/۹۵۰	بارش
۰/۰۴	۲/۳۱	۰/۲۱	۰/۹۷	کمینه دما
۰/۰۵	۰/۹۵	۰/۲۷	۰/۹۷	بیشینه دما

جدول (۴): عملکرد سناریوهای گزارش ششم در پیش‌نگری‌های میزان نوسانات دوره آتی نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهد این جدول مقادیر پیش‌نگری شده بارش، حداکثر دما و حداقل دما را برای هرماه از سال، بر اساس دو مدل مختلف آب و هوایی MPI-ESM1-2-LR و BCC-CSM2-MR و دو سناریوی انتشار گازهای گلخانه‌ای SSP1-2.6 و SSP5-8.5 ارائه می‌دهد.

این اطلاعات برای ارزیابی اثرات تغییرات آب و هوایی و برنامه‌ریزی راهبردهای سازگاری با این تغییرات در منطقه مورد مطالعه قابل استفاده می‌باشد. همانطور که از داده‌های جدول مشهود است، مدل BCC-CSM2-MR در مقایسه با مدل MPI-ESM1-2-LR، مقادیر بارش

به مراتب بیشتری را برای ماه‌های ژوئن تا اکتبر (خرداد تا مهر) پیش‌بینی می‌کند. این تفاوت‌ها بر ضرورت استفاده از خروجی چندین مدل و در نظرگیری دامنه‌ای از سناریوها برای ارزیابی‌های جامع تغییر اقلیم تأکید دارد.

در شکل ۶ مقایسه روند نوسانات ماهانه پارامترهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک پلدختر در دوره زمانی آینده نسبت به دوره پایه نشان داده شده است. نمودارهای ارائه شده از مدل‌های CMIP6، پیش‌نگری‌های مربوط به تغییرات بارش و دما را برای شهرستان پلدختر تحت سناریوهای مختلف مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSP) به نمایش می‌گذارند. در نمودار بارش، پیش‌نگری‌های دو مدل MPI-ESM1-2-LR و BCC-CSM2-MR تحت سناریوهای SSP5-8.5 (انتشار بالا) و SSP1-2.6 (انتشار پایین) با دوره مشاهده شده مقایسه شده‌اند. هر دو مدل الگوی فصلی بارش را که شامل حداکثر در زمستان و اوایل بهار و حداقل در تابستان است، به خوبی بازتولید می‌کنند. باین‌حال، در مقادیر مطلق بارش تفاوت‌هایی بین مدل‌ها و سناریوها وجود دارد. برخلاف انتظار، روند یکنواخت کاهش بارش در سناریوی انتشار بالا (SSP5-8.5) در تمام طول سال مشاهده نمی‌شود؛ اما کاهش بارش در ماه‌های خاصی مانند تابستان و اوایل پاییز توسط برخی مدل‌ها در سناریوی SSP5-8.5 پیش‌بینی شده که می‌تواند به تشدید خشکسالی فصلی در این دوره‌ها منجر شود.

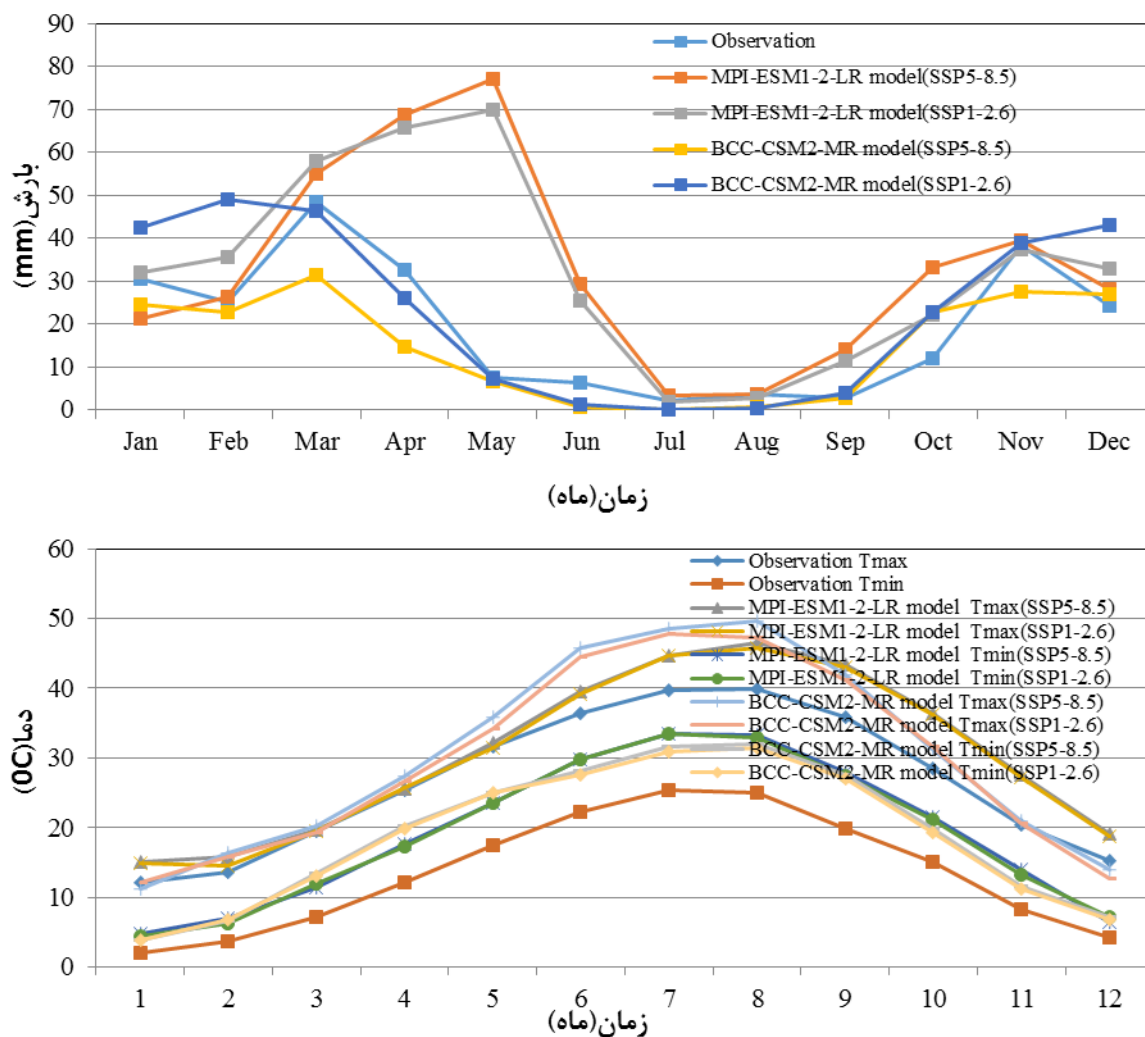
در نمودار دما، پیش‌نگرهای حداقل و حداکثر دمای ماهانه (Tmax و Tmin) برای همان مدل‌ها و سناریوها ارائه شده است. این نمودارها به وضوح نشان‌دهنده یک روند گرمایش عمومی در شهرستان پلدختر در دهه‌های آینده هستند، به طوری که دماهای پیش‌بینی شده در هر دو سناریوی SSP1-2.6 و SSP5-8.5 به طور قابل ملاحظه‌ای بالاتر از مقادیر مشاهده شده در تمام طول سال قرار می‌گیرند. اختلاف دمای پیش‌بینی شده بین سناریوی انتشار بالا و پایین، به ویژه در ماه‌های گرم سال (از می تا اکتبر)، محسوس بوده و می‌تواند به حدود ۲ تا ۴ درجه سانتی‌گراد برسد. این تفاوت قابل توجه، حساسیت بالای منطقه به میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای را به وضوح نشان می‌دهد و تأکید می‌کند که انتخاب مسیرهای آتی انتشار، تأثیر مستقیمی بر شدت گرمایش منطقه خواهد داشت.

تحلیل یکپارچه این یافته‌ها، شهرستان پلدختر را در آینده با چالش‌های اقلیمی مهمی مواجه می‌سازد که عمدتاً شامل افزایش پایدار دما و تغییرات در الگوی بارش فصلی است. این تغییرات می‌توانند تأثیرات قابل توجهی بر منابع آب، کشاورزی، و اکوسیستم‌های طبیعی منطقه داشته باشند. تفاوت در نتایج مدل‌های مختلف نیز بر اهمیت استفاده از چندین مدل برای ارزیابی جامع‌تر و دقیق‌تر تغییر اقلیم در این منطقه تأکید می‌کند. این یافته‌ها ضرورت برنامه‌ریزی برای سازگاری با تغییر اقلیم و مدیریت پایدار منابع آب در شهرستان پلدختر را بیش از پیش آشکار می‌سازند.

جدول (۴): مقادیر سناریوهای گزارش ششم در پیش‌نگری‌های میزان نوسانات دوره آتی نسبت به دوره پایه

Table (4): Values of the sixth report scenarios in the forecasts of the future period's volatility relative to the base period

ماه	MPI-ESM1-2-LR model						BCC-CSM2-MR model					
	بارش		میانگین دمای		میانگین دمای		بارش		میانگین دمای		میانگین دمای	
	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP5-8.5	SSP1-2.6
Jan	21.23	32.04	15.01	14.97	4.78	4.5	24.43	42.5	11.17	12.17	3.88	3.89
Feb	26.41	35.7	15.78	14.61	7.01	6.3	22.7	48.92	16.37	15.9	6.69	6.76
Mar	55.1	57.96	19.61	19.45	11.49	11.95	31.31	46.36	20.31	19.29	13.5	13.14
Apr	68.65	65.8	25.5	25.79	17.58	17.37	14.8	25.95	27.36	26.65	20.21	19.91
May	77.05	69.76	32.15	31.53	23.53	23.49	6.72	7.18	35.81	34.24	24.98	24.93
Jun	29.38	25.58	39.49	39.11	29.82	29.8	0.56	1.24	45.74	44.49	28.05	27.53
Jul	3.41	1.94	44.64	44.69	33.55	33.55	0.16	0.24	48.56	47.87	31.64	30.98
Aug	3.58	2.69	46.52	45.81	33.25	32.83	0.8	0.32	49.63	47.26	31.98	31.43
Sep	14.09	11.42	43.41	42.97	28.01	27.46	2.76	4.06	41.87	41.18	27.58	26.99
Oct	33.12	22.24	36.42	36.13	21.55	21.08	22.77	22.7	31.25	31.67	19.83	19.39
Nov	39.35	37.3	27.58	27.21	13.9	13.24	27.47	38.8	20.89	20.61	11.55	11.22
Dec	28.15	32.92	19.14	18.77	6.48	7.15	26.9	43.04	13.95	12.78	7.25	6.88



شکل (۶): مقایسه روند نوسانات ماهانه پارامترهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک پلدختر در دوره زمانی آینده نسبت به دوره پایه

Figure (6): Comparison of monthly fluctuations of meteorological parameters of Pol Dokhtar synoptic station in the future period compared to the base period

نتایج حاصل از تأثیر پارامترهای اقلیمی بر دبی جریان در جدول ۵ ارائه شده است. نتایج حاکی از آن است که بارش با ضریب همبستگی ۰/۹۱ دارای یک رابطه بسیار قوی و مستقیم با دبی می‌باشد. این یافته تأیید می‌کند که بارش به‌عنوان عامل اصلی و بی‌واسطه در تغذیه جریان رودخانه عمل نموده و سهم غالب را در تغییرپذیری دبی ایفا می‌نماید. در مقابل، دمای میانگین با ضریب همبستگی ۰/۷۴ - رابطه‌ای قوی اما معکوس با دبی نشان می‌دهد. این ارتباط منفی که از نظر آماری بسیار معنی‌دار است، عمدتاً ناشی از مکانیسم افزایش تبخیر و تعرق در پی افزایش دما است که به کاهش محتوای رطوبتی خاک و در نتیجه کاهش آب قابل دسترس برای تشکیل رواناب منجر می‌شود. بنابراین، این تحلیل کمی به‌وضوح نشان می‌دهد که این دو متغیر اقلیمی به‌طور مستقل و در جهت‌های مخالف، رفتار هیدرولوژیکی حوضه را کنترل می‌کنند.

در این مطالعه، از مدل‌ها رگرسیون بردار پشتیبان با ترکیب الگوریتم‌های موجک، نهنگ و ازدحام ذرات برای شبیه‌سازی دبی رودخانه کشکان واقع در استان لرستان استفاده شد. پارامترهای بارش و دما به‌عنوان ورودی مدل و پارامتر دبی جریان به‌عنوان خروجی مدل در طول سال‌های ۲۰۱۲-۲۰۲۲ در نظر گرفته شد. برای فرآیند مدل‌سازی در این مطالعه، ۸۰ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقیمانده برای آزمایش، به‌صورت کاملاً تصادفی انتخاب شدند (ناگای و همکاران، ۲۰۰۲؛ کیسی و کارهان، ۲۰۰۶). در جدول ۶ نتایج

¹ Nagy et al

² Kisi and Karhan

مدل‌های مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است همانطور که مشاهده می‌گردد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک از دقت بیشتر و خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است بگونه‌ای که دارای بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۸۰، کمترین ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۳۷۲، کمترین میانگین قدر مطلق خطا ۰/۱۷۴ و بیشترین ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۸۵ را از خود نشان داده است.

در شکل ۷ نمودار سری زمانی مدل‌های مورد بررسی نشان داده شده است همانطور که مشاهده می‌گردد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی از عملکرد مطلوبی برخوردار است بگونه‌ای که همپوشانی مطلوبی با مقادیر مشاهداتی دارد از سوی دیگر مدل منفرد رگرسیون بردار پشتیبان ضعیف عمل نموده و همپوشانی به نسبت کمتری دارد. بنابراین ترکیب مدل رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های فراابتکاری سبب بهبود نتایج مدل شده است.

همچنین در شکل ۸ نمودار جعبه‌ای مدل‌های مورد بررسی نشان داده شده است در این شکل مدل WSVR در برآورد نقاط چارک اول، میانه و چارک سوم نزدیک به مقادیر مشاهداتی می‌باشد و مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ و رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات در رتبه دوم و سوم به ترتیب هستند. همچنین مدل منفرد رگرسیون بردار پشتیبان نسبت به کلیه مدل‌های هیبریدی مورد بررسی عملکرد قابل قبولی ارائه نداده است در تبیین این نتایج می‌توان بیان نمود پارامترهای تنظیم مدل منفرد بصورت تصادفی انتخاب شده و سبب افزایش خطای مدل می‌گردد اما در مدل‌های هیبریدی این پارامترها توسط الگوریتم‌های فراابتکاری مشخص شده و از افتادن در نقاط بهینه محلی اجتناب می‌نمایند که سبب بهبود دقت مدل می‌شود (باباعلی و همکاران، ۲۰۲۴).

جدول (۵): ضرایب همبستگی پارامترهای اقلیمی با دبی در دوره آماری ۱۹۹۲-۲۰۲۲.

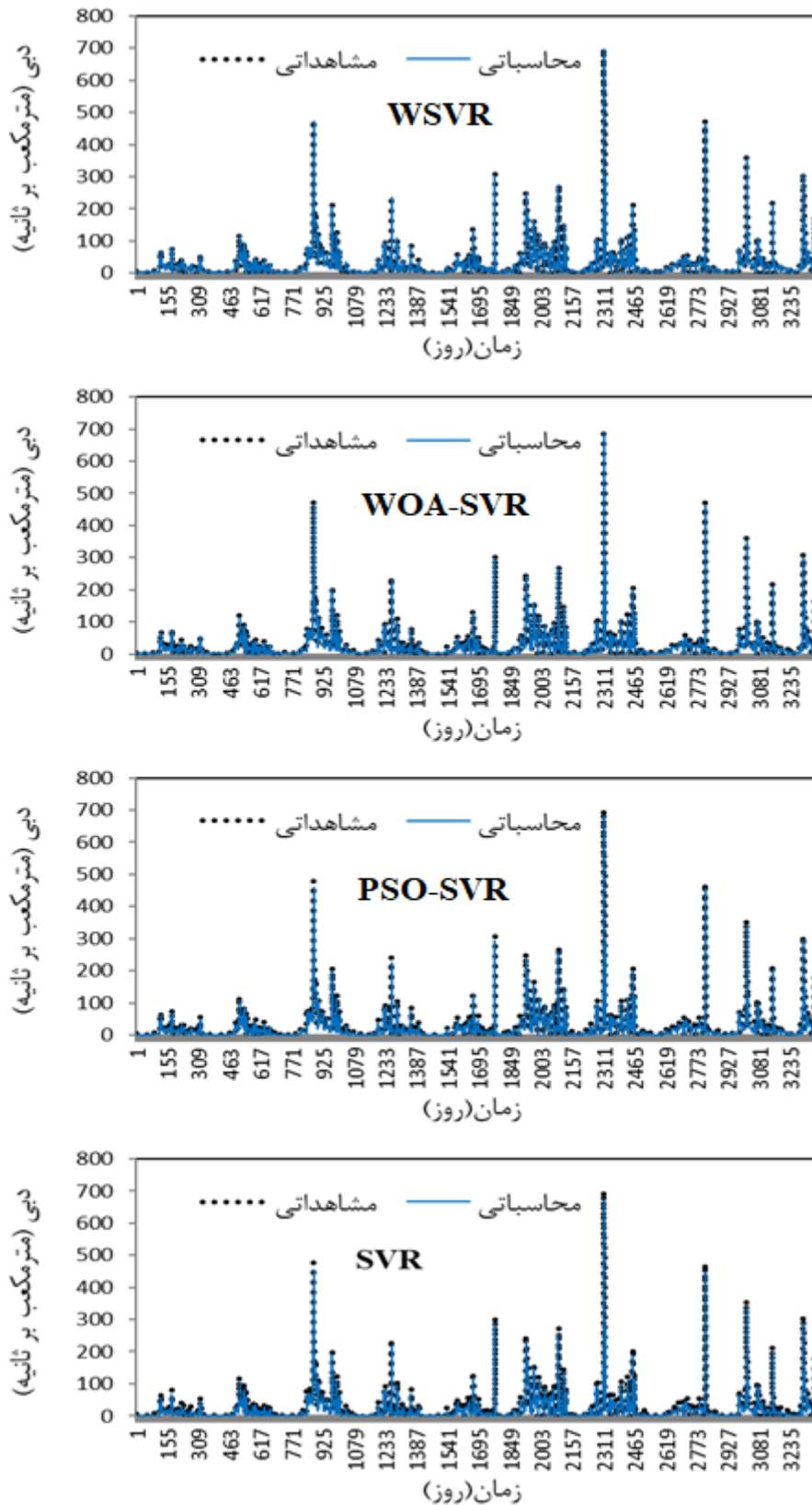
Table (5): Correlation coefficients of climatic parameters with Dubai in the statistical period 1992-2022.

پارامتر اقلیمی	ضریب همبستگی با دبی	p-value مقدار	تفسیر رابطه
بارش	۰/۹۱	< ۰.۰۰۱	بسیار قوی و مستقیم
دمای میانگین	-۰/۷۴	< ۰.۰۰۱	قوی و معکوس

جدول (۶): نتایج مدل‌های مورد بررسی شبیه‌سازی دبی جریان رودخانه کشکان

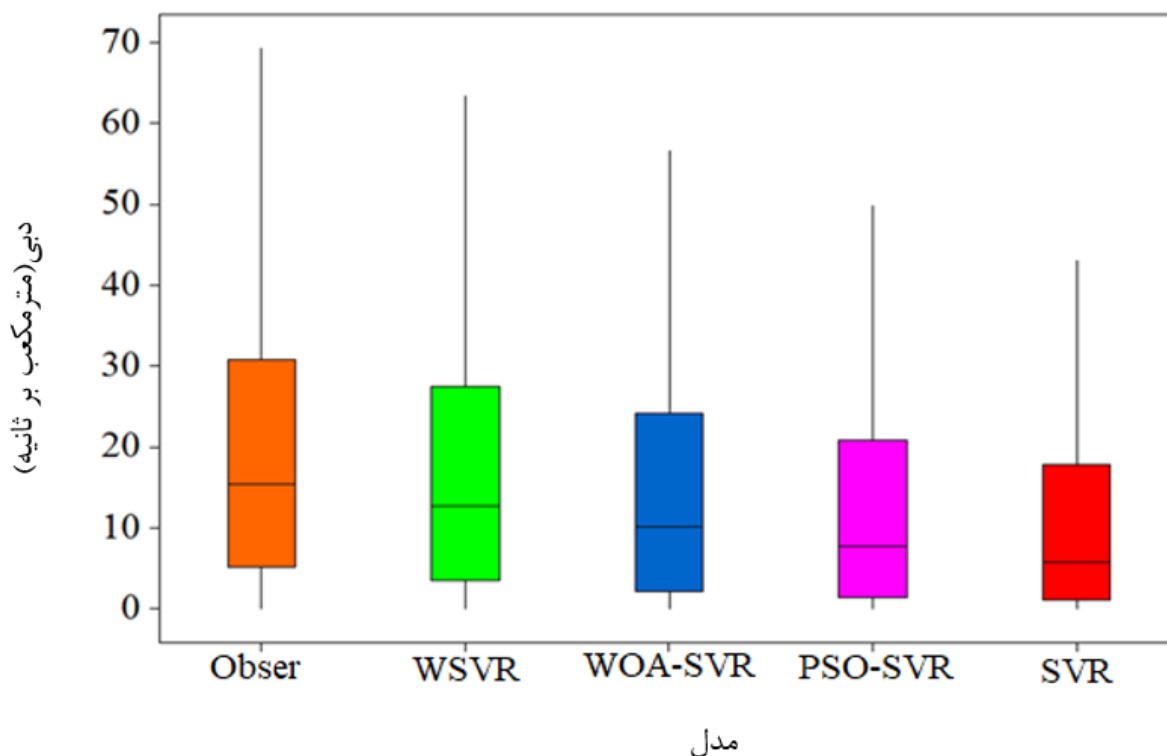
Table (6): Results of the models studied for simulating the flow of the Kashkan River

آموزش				آزمون				مدل
NS	MAE	RMSE	R	NS	MAE	RMSE	R	
۰/۹۶۷	۰/۲۴۵	۰/۴۹۰	۰/۹۶۰	۰/۹۸۵	۰/۱۷۴	۰/۳۷۲	۰/۹۸۰	WSVR
۰/۹۶۰	۰/۲۵۷	۰/۵۲۸	۰/۹۵۲	۰/۹۷۵	۰/۲۴۷	۰/۴۸۲	۰/۹۷۰	WOA-SVR
۰/۹۵۵	۰/۳۲۴	۰/۶۴۴	۰/۹۴۵	۰/۹۶۸	۰/۲۵۸	۰/۵۱۷	۰/۹۶۱	PSO-SVR
۰/۹۳۲	۰/۴۲۷	۰/۸۵۴	۰/۹۲۲	۰/۹۵۰	۰/۳۶۶	۰/۷۴۴	۰/۹۴۰	SVR



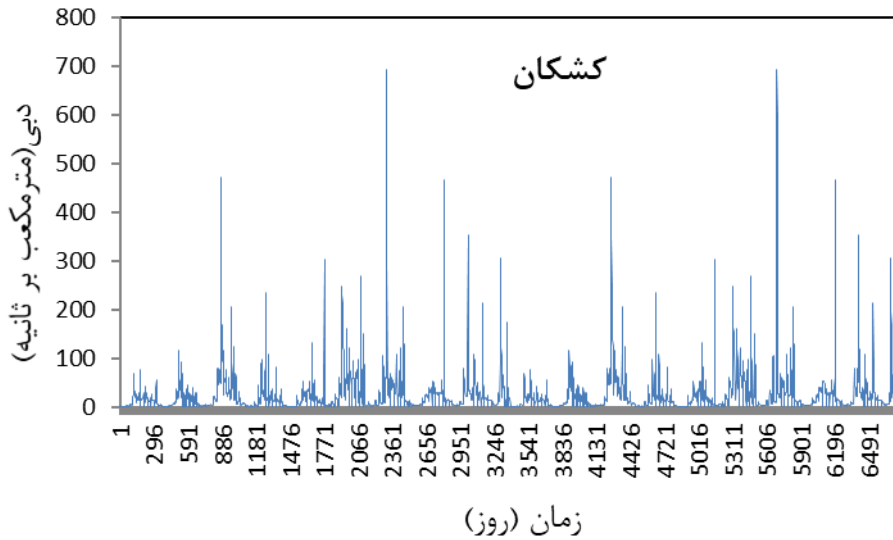
شکل (۷): نمودار سری زمانی مدل‌های مورد بررسی در شبیه‌سازی دبی جریان رودخانه کشکان

Figure (7): Time series diagram of the models studied in the simulation of the Kashkan River flow rate



شکل (۸): نمودار جعبه‌ای مدل‌های مورد بررسی در شبیه‌سازی دبی جریان رودخانه کشکان
 Figure (8): Box plot of the models studied in the simulation of the Kashkan River flow rate.

همانطور که در جدول ۳ قابل مشاهده است مدل WSVR عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. دلیل افزایش دقت و کاهش خطای مدل WSVR را می‌توان ناشی از برآورد بهینه تبدیل موجک دانست زیرا تبدیل موجک WT با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پائین ویژگی‌های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی بالا می‌برد. سیگنال‌های بالا گذر و پایین گذر حاصل از تجزیه موجک، برآزش بسیار خوبی با معادلات مجموع سینوسی دارند که هر چه تعداد مراتب این معادلات بیشتر می‌شود، دقت کار افزایش می‌یابد، بسامدهای مراحل پایین‌تر تجزیه، نویز بیشتری دارند، ولی با افزایش سطح تجزیه از میزان نویز کاسته شده و سیگنال نرم‌تر می‌شود (وانگ و همکاران، ۲۰۰۰)، بر همین اساس مدل WSVR نسبت به سایر مدل‌ها ارجح‌تر است. بنابراین مدل WSVR برای پیش‌بینی جریان ایستگاه هیدرومتری کشکان انتخاب گردید و پیش‌بینی آینده این ایستگاه هیدرومتری با توجه به پارامترهای اقلیمی شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های تغییر اقلیم انجام گرفت. تحلیل داده‌های اقلیمی مقیاس بندی شده با نرم‌افزار LARS-WG برای دوره مطالعاتی ۲۰۲۳-۲۰۴۳، که دو دوره کاهش در جریان رودخانه با تداوم ۳ و ۴ سال را نشان می‌دهد (مطابق شکل ۹)، در ایستگاه هیدرومتری کشکان، کاهش جریان رودخانه به میزان تقریبی ۳/۵۱ مترمکعب بر ثانیه نسبت به میانگین بلندمدت سالانه در بازه‌های زمانی ۲۰۲۳-۲۰۲۵ و ۲۰۳۲-۲۰۳۵ را آشکار ساخت. با در نظر گرفتن ماهیت تصادفی و عدم وجود توالی زمانی تقویمی دقیق در داده‌های LARS-WG، نسبت دادن مستقیم این کاهش‌ها به سال‌های خاص با عدم قطعیت همراه است؛ باین‌حال، روند کلی نزولی آینده در ایستگاه مذکور، کاهش بارندگی و افزایش دما را به‌عنوان عوامل اصلی مؤثر بر این پدیده در دوره مورد بررسی مطرح می‌سازد.



شکل (۹): نمودار مقادیر پیش‌بینی شده دبی طی سالهای ۲۰۲۳-۲۰۴۳
 Figure (9): Chart of Dubai's projected values during the years 2023-2043

این پژوهش با به‌کارگیری مدل هیبریدی بهینه (WSVR)، به پیش‌بینی دبی رودخانه کشکان تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم پرداخته است. نتایج حاصل نشان‌دهنده توانایی مدل در شبیه‌سازی دقیق سری‌های زمانی دبی و درک روابط پیچیده اقلیمی-هیدرولوژیکی است. بر اساس یافته‌های این مطالعه، پیش‌بینی می‌شود که در آینده، دبی رودخانه کشکان با کاهش قابل‌توجهی به میزان ۳/۵۱ مترمکعب بر ثانیه مواجه شود. این روند کاهشی، انطباق قابل‌ملاحظه‌ای با نتایج پژوهش عوض پور و همکاران (۲۰۲۵) دارد که در مطالعه‌ای مشابه بر روی همین رودخانه (کشکان) و در محدوده‌ای جغرافیایی نزدیک، روند نزولی دبی را تحت سناریوهای SSP تأیید کرده‌اند. این همخوانی، اعتبار پیش‌بینی‌های ما را در چارچوب تحقیقات پیشین تقویت می‌کند و بر ضرورت مدیریت فعال منابع آب در این منطقه نیمه‌خشک تأکید می‌ورزد. در مقایسه با یافته‌های شعبانی و همکاران (۲۰۲۳) که به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر سه اقلیم مختلف ایران پرداخته‌اند، نتایج ما به اقلیم معتدل شباهت بیشتری دارد. ایشان در اقلیم خشک سرد افزایش ۱۸ درصدی دبی و در اقلیم معتدل مرطوب کاهش ۵ درصدی را گزارش کرده‌اند. با توجه به اینکه حوضه آبریز کشکان در منطقه‌ای با اقلیم نیمه‌خشک تا معتدل قرار دارد و نتایج ما نشان‌دهنده کاهش دبی است، می‌توان گفت یافته‌های ما با روند کاهشی مشاهده‌شده در اقلیم معتدل مرطوب مطالعه شعبانی و همکاران (۲۰۲۳) همسوتری دارد. این همسویی نشان می‌دهد که عوامل اقلیمی مشابهی ممکن است بر هیدرولوژی رودخانه‌ها در مناطق با خصوصیات اقلیمی مشابه در سراسر ایران تأثیر بگذارند.

در مجموع، استفاده از مدل‌های هیبریدی هوش مصنوعی، مشابه رویکرد به‌کاررفته در مطالعات ذکرشده، بیانگر قابلیت بالای این روش‌ها در تحلیل پدیده‌های پیچیده هیدرولوژیکی و اقلیمی است. درک بهتر این پدیده‌ها نیازمند استفاده از مدل‌های گردش عمومی (GCMs) است که علاوه بر مؤلفه‌های جوی، سایر اجزای سامانه اقلیم مانند اقیانوس‌ها، خشکی و یخ را نیز در بر می‌گیرند. این پژوهش، در کنار مطالعات پیشین، بر اهمیت درک و پیش‌بینی تأثیرات تغییر اقلیم بر منابع آبی کشور و لزوم اتخاذ راهکارهای سازگاری پایدار تأکید می‌نماید.

نتیجه‌گیری

به‌طور کلی می‌توان اذعان نمود صنعتی شدن جوامع سبب افزایش گازهای گلخانه‌ای و گرم شدن کره زمین می‌گردد که این امر تأثیر بسزایی بر منابع آب سطحی بخصوص جریان رودخانه‌ها دارد. در این پژوهش با استفاده از مدل‌سازی تغییر اقلیم پارامترهای هواشناسی

دما و بارش) برای سال‌های ۲۰۲۳-۲۰۴۳ پیش‌بینی گردید و سپس با بهره‌گیری از مدل‌های هیبریدی فراکاوشی نظیر رگرسیون بردار پشتیبان-موجک، رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ و رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات و انتخاب مدل منتخب، میزان دبی رودخانه ایستگاه هیدرومتری کشکان واقع در استان لرستان پیش‌بینی شد. ارزیابی مدل LARS-WG8 با استفاده از اطلاعات دوره پایه (۲۰۲۲-۱۹۹۲) نشان داد مدل Can ESM5.0 در شبیه‌سازی دماهای حداکثر و حداقل دقت بالایی دارد، اما در پیش‌نگری بارش خطای بیشتری نشان می‌دهد. نتایج حاکی از افزایش دما در شهرستان موردبررسی تحت تأثیر گرمایش جهانی است، به طوری که در دوره‌ی ۲۰۲۰ تا ۲۰۵۰، سناریوهای SSP1-2.6 و SSP5-8.5 افزایش دما را نشان می‌دهند. در پیش‌نگری نوسانات بارش، مدل BCC-CSM2-MR بارش بالاتری را در ماه‌های ژوئن تا اکتبر پیش‌نگری می‌کند و سناریوی SSP585 نیز به‌طور کلی منجر به دماهای بالاتری نسبت به SSP126 می‌شود. افزایش دما در تمام سناریوها، به‌ویژه در سناریوهای با انتشار بالاتر (SSP585)، مشاهده شده و تفاوت‌های قابل توجهی در پیش‌نگری بارش بین مدل‌ها وجود دارد. نتایج حاصل از عملکرد مدل‌های هیبریدی WSVR، WOA-SVR و PSO-SVR با توجه به دوره آماری ۲۰۲۲-۱۹۹۲ نشان داد مدل WSVR دقت بیشتر و خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی دارد و این امر ناشی از جدا نمودن سیگنال‌ها به دودسته بالا گذر و پایین گذر در تبدیل موجک WT می‌باشد. نتایج حاصل از پیش‌بینی دبی جریان در سال‌های آتی نشان داد روند نزولی جریان رودخانه موردبررسی وجود دارد به گونه‌ای که این روند نسبت به میانگین درازمدت سالانه حدود ۳/۵۱ مترمکعب در ثانیه می‌باشد. بنابراین با توجه به روند نزولی طی ۲۰ سال آینده پیشنهاد می‌گردد نصب کنتور هوشمند بر روی تمامی چاه‌های کشاورزی و صنعتی صورت گیرد و همچنین از حفر چاه‌های غیرمجاز و برداشت‌های غیرمجاز منابع آب سطحی جلوگیری به عمل آید همچنین با اطلاع رسانی به مالکان چاه‌های کشاورزی از کشت محصولات آبدوست جلوگیری شود. این راهکار به‌نوبه خود برای تسهیل توسعه و پیاده‌سازی استراتژی‌های مدیریت آب‌های سطحی مفید می‌باشد و گامی در جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی به‌منظور بهبود کمیت منابع آب‌های سطحی است.

References

- Alizadeh, F., Gharamaleki, A., Jalilzadeh, M. and Akhoundzadeh, A. (2020) Prediction of river stage-discharge process based on a conceptual model using EEMD-WT-LSSVM Approach, *Water Resources* 47(2), 41-53.
- Avazpour, F., Hadian, M.R., Talebi, A., and Torabi Haghghi, A. (2025) Impact of climate change on river flow, using a hybrid model of LARS_WG and LSTM: A case study in the Kashkan Basin. *Results in Engineering* 26 (2), 495-522.
- Babaali, H.R., Dehghani, R., and Dehghani, F. (2024) Application of meta-heuristic hybrid models in estimating the average air temperature of Caspian sea coast of Iran. *Environmental Challenges* 17, 101-122.
- Calzadilla, A., Zhu, T., Rehdanz, K., Tol, R.S.J., and Ringler, C. (2013) Economywide impacts of climate change on agriculture in Sub-Saharan Africa. *Ecological Economics* 93, 150-165.
- Dehghani, R., Torabi Poudeh, H., Younesi, H., and Shahinejad, B. (2020) Daily Streamflow Prediction Using Support Vector Machine-Artificial Flora (SVM-AF) Hybrid Model. *Acta Geophysica* 68(6), 51-66.
- Eberhart R., and Kennedy J. (1995) A New Optimizer Using Particle Swarm Theory Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, Piscataway, NJ: IEEE Service Center , 39-43.
- Gosain, A., Rao, S., and Basuray, D. (2006) Climate change impact assessment on hydrology of Indian river basins. *Current Science* 90(3), 346-353.
- Hosseini, R., Takemura, A., and Hosseini, A. (2015a) Non-linear time-varying stochastic models for agroclimate risk assessment. *Environmental and Ecological Statistics* 22(2), 227-246.
- Jahangir, M.H., Haghghi, P., and Danekar, Sh., (2022) Downscaling climate parameters in Fars province, using models of the fifth report and RCP scenarios. *Ecological Informatics* 68 , 101-121.

- Jalalkamali, A., and Jalalkamali, N. (2018) Adaptive Network- based Fuzzy Inference System-Genetic Algorithm Models for Prediction Groundwater Quality Indices: a GIS-based Analysis. *Journal of AI and Data Mining* 6(2),439-445.
- Jones, B., and Neill, B.C.O. (2016) Spatially explicit global population scenarios consistent with the Shared Socioeconomic Pathways. *Environmental Research Letters* 11 , 1–10.
- Kisi, O., Karahan, M., and Sen, Z. (2006) River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. *Hydrological Processes* 20(2), 4351-4362.
- Kohansarbaz, A., Yaghoubi, B., Shabanlou, S. Yosefvand. F., Izadbakhsh, M.A., and Rajabi, A. (2024) Simulation of monthly river flow using SVR neural network improved with population-based optimization algorithms. *Model. Earth Systems and Environment* 10(4), 4525–4547 .
- Kriegler, E., Lamarque, J.F., Lowe, J., Meehl, G.A., Moss, R., Riahi, K. and Sanderson, B.M. (2016) The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development* 9, 3461– 3482.
- Mirjalili, S., and Lewis, A. (2016) The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software* 95(6), 51-67.
- Nagy, H., Watanabe, K., and Hirano, M. (2002) Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. *Journal of Hydraulics Engineering* 128, 558-559.
- O'Neill, B., Kriegler, E., Ebi, K., Kemp-Benedict, E., Riahi, K., Rothman, D., Van Ruijven, B., Van Vuuren, D., Birkmann, J., Kok, K., and LevySolecki, W. (2017) The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. *Global Environmental Change*, 42(1), 169-180.
- Parisouj, P., Mohebzadeh, H., and Lee, T. (2020) Employing machine learning algorithms for streamflow prediction: a case study of four river basins with different climatic zones in the United States. *Water Resources Management* 34(13), 4113–4131.
- Reddy, K., and Saha, A.K. (2022) A modified Whale Optimization Algorithm for exploitation capability and stability enhancement. *Heliyon* 8(10), 425-441.
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., and Lutz, W. (2017) The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Global Environmental Change* 42, 68-153.
- Sahoo, A., Singh, U. K., Kumar, M. H., and Samantaray, S. (2021) Estimation of Flood in a River Basin Through Neural Networks: A Case Study. In *Communication Software and Networks* 8, 755-763.
- Shahani, M.H., Rezaverdinejad, V., Hosseini, S.A., and Azad, N. (2023) Assessing climate change impact on river flow extreme events in different climates of Iran using hybrid application of LARS-WG6 and rainfall-runoff modeling of deep learning. *Ecohydrology & Hydrobiology* 23(2), 224-239.
- Shin S. Kyung D. Lee S. Taik & Kim J. and Hyun J. (2005) An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications* 28(4), 127-135.
- Shrivatava, M., Prasad, V., and Khare, R. (2015) Multi-objective optimization of water distribution system using particle swarm optimization. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering* 12(1), 21–28.
- Vapnik, V., and Chervonenkis, A. (1991) The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method. *Pattern Recognition and Image Analysis* 1(3), 283-305.
- Vapnik, V.N. (1995) The nature of statistical learning theory. Springer, New York 3(1), 250-320.
- Vapnik, V.N. (1998) Statistical learning theory. Wiley, New York 4(1), 250-320.
- Wang D. Safavi A.A. and Romagnoli J.A. (2000) Wavelet-based adaptive robust M-estimator for non-linear system identification. *AIChE Journal* 46(4), 1607-1615.
- Yildiz, B.S., Pholdee, N., Bureerat, S., Yildiz, A.R., and Sait, S.M. (2022) Enhanced grasshopper optimization algorithm using elite opposition-based learning for solving real-world engineering problems. *Engineering with Computers* 38(5), 4207–4219.
- Zounemat-Kermani, M., Kisi, O., Adamowski, J., and Ramezani-Charmahineh, A. (2016) Evaluation of data driven models for river suspended sediment concentration modeling. *Journal of Hydrology* 535(4), 457-472.