



Assessing Climate Change Impacts on Flood Frequency Across Different Return Periods Using Machine Learning: A Case Study of the Poldokhtar Basin

Mohammad Fallah Kalaki¹ | Asghar Azizian² | Hadi Ramezani Etedali³

1. Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran. E-mail: mohammadfallahkalki1373@gmail.com

2. Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran. E-mail: azizian@eng.ikiu.ac.ir

3. Corresponding Author, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran. E-mail: ramezani@eng.ikiu.ac.ir

Article Info

Article type: Research Article

Article history:

Received: June. 18, 2026

Revised: July. 5, 2026

Accepted: July. 20, 2026

Published online: Sep. 2026

Keywords:

**Climate Change,
Flood Frequency Analysis,
XGBoost,
ANFIS-PSO,
Poldokhtar Basin.**

ABSTRACT

Climate change is one of the major drivers altering the hydrological regime of watersheds and intensifying extreme events such as floods. This study aimed to assess the impacts of climate change on flood frequency in the Poldokhtar Basin, Iran. To this end, precipitation data from CMIP6 climate models under the SSP126, SSP245, SSP370, and SSP585 scenarios were extracted and bias-corrected using the XGBoost algorithm. The results indicated that MAE decreased from 2.1–2.4 mm to 1.1–1.5 mm, while RMSE was reduced from 6.2–7 mm to 4–4.8 mm after bias correction. Furthermore, the calibration results of the MME-XGBoost model demonstrated satisfactory performance, with correlation coefficients ranging from 0.78 to 0.84 and Nash–Sutcliffe Efficiency (NSE) values between 0.58 and 0.70. Daily streamflow was subsequently simulated using the ANFIS-PSO model, which achieved coefficients of determination (R^2) of 0.84 and 0.74 during the training and testing phases, respectively, with normalized root mean square errors (NRMSE) of 0.35 and 0.40. Flood frequency analysis indicated that the impacts of climate change become more pronounced with increasing return periods. During the 2076–2100 period, the 50- and 100-year flood discharges are projected to increase by approximately 50% and 68%, respectively, relative to the baseline period (1985–2014). The highest frequency of flood events was observed in March. The findings emphasize the necessity of revising hydraulic structure design criteria and flood risk management strategies under future climate conditions.

Cite this article: Fallah Kalaki, M., Azizian, A., & Ramezani Etedali, H. (2026). Assessing Climate Change Impacts on Flood Frequency Across Different Return Periods Using Machine Learning: A Case Study of the Poldokhtar Basin., *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 57 (7), 1537-1558. <http://doi.org/10.22059/ijswr.2026.416858.670163>

© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ijswr.2026.416858.670163>



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Climate change is one of the most important environmental challenges of the 21st century, significantly affecting hydrological processes, water resources, and extreme events such as floods and droughts. Increasing greenhouse gas emissions have altered precipitation patterns and intensified hydrological extremes worldwide. Floods are among the most destructive natural hazards, causing major economic, social, and environmental damages. CMIP6 climate models under SSP scenarios provide valuable future climate projections, but their outputs often contain biases that require correction for local-scale applications. Recent advances in machine learning have improved bias correction and reduced uncertainties in climate data. Therefore, this study investigates the impact of climate change on flood frequency in the Poldokhtar Basin using CMIP6 projections, machine learning-based bias correction, and hydrological modeling.

Method

The study was conducted in the Poldokhtar Basin, a major sub-basin of the Karkheh River in western Iran. Daily precipitation data from 23 CMIP6 GCMs were obtained from the NEX-GDDP-CMIP6 dataset for both historical and future periods under SSP126, SSP245, SSP370, and SSP585 scenarios. Observed precipitation data from three meteorological stations were used to evaluate and bias-correct the climate model outputs using the XGBoost algorithm. Model performance was assessed using MAE, RMSE, Pearson correlation coefficient, NSE, and KGE. A Multi-Model Ensemble (MME) based on XGBoost was then applied to reduce uncertainty and improve precipitation estimates. Daily streamflow was simulated using the hybrid ANFIS-PSO model with precipitation and lagged precipitation as inputs. Flood frequency analysis was conducted using annual maximum discharge series, and flood magnitudes for 2, 5, 10, 25, 50, and 100 year return periods were estimated using EasyFit under both baseline and future climate conditions.

Results

The results showed that XGBoost significantly improved CMIP6 precipitation simulations by reducing systematic errors. MAE decreased from about 2.1–2.4 mm to 1.1–1.5 mm, and RMSE dropped from 6.2–7 mm to 4–4.8 mm. Correlation coefficients increased to 0.5–0.65, while NSE and KGE also showed notable improvements. The MME-XGBoost model further enhanced performance, with correlation coefficients reaching 0.78–0.84 and NSE values of 0.58–0.70. The ANFIS-PSO model effectively simulated daily streamflow, explaining about 84% of discharge variability during training with an NRMSE of 0.35. Flood frequency analysis indicated stronger climate change impacts at higher return periods. Under SSP370 and SSP585, extreme flood magnitudes increased significantly, with 50-year and 100-year floods rising by about 50% and 68% by 2076–2100 compared to the baseline. Floods also remained concentrated in late winter and early spring, with March showing the highest frequency.

Conclusions

This study shows that integrating machine learning with climate projections improves the assessment of future hydrological extremes. The XGBoost model effectively reduced biases in CMIP6 precipitation data, while the MME-XGBoost approach decreased uncertainties across climate models. The ANFIS-PSO model also provided reliable streamflow simulations under future scenarios. Results indicate a significant increase in extreme flood magnitudes under future climate conditions, especially in high-emission scenarios. Although seasonal flood patterns remain relatively stable, the intensity of extreme floods is expected to rise notably. These findings emphasize the need to update hydraulic design standards, flood management strategies, and climate adaptation policies in the Poldokhtar Basin and similar regions.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Authorship contribution

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Declaration of Generative AI and AI-assisted technologies in the writing process

There is no use of any type of artificial intelligence-based technology in this paper.

Data availability statement

Data available on request from the authors.

Acknowledgements

The authors would like to thank anonymous referees for their constructive comments.

Ethical considerations

The authors have refrained from data fabrication, falsification, plagiarism, and any other form of research misconduct. Ethical principles were fully observed throughout the conduct and publication of this scientific research, and all authors confirm their compliance with these principles.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر فراوانی سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف با رویکرد یادگیری ماشین: مطالعه موردی حوضه آبریز پلدختر

محمد فلاح کلاکی^۱ | اصغر عزیزیان^۲ | هادی رضانی اعتدالی^۳ ✉

۱. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران. رایانامه:

mohammadfallahkalki1373@gmail.com

۲. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران. رایانامه:

azizian@eng.ikiu.ac.ir

۳. نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران. رایانامه:

ramezani@eng.ikiu.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تغییر اقلیم یکی از عوامل اصلی تغییر در رژیم هیدرولوژیکی حوضه‌های آبریز و تشدید رخدادهای حدی نظیر سیلاب است. هدف این پژوهش، ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر فراوانی سیلاب در حوضه آبریز پلدختر است. بدین منظور، داده‌های بارش مدل‌های اقلیمی CMIP6 تحت سناریوهای SSP126، SSP245، SSP370 و SSP585 استخراج و با الگوریتم XGBoost اصلاح‌اریبی شدند. نتایج نشان داد که مقادیر MAE از ۲/۱ تا ۲/۴ به ۱/۱ تا ۱/۵ میلی‌متر و RMSE از ۶/۲ تا ۷ به ۴ تا ۴/۸ میلی‌متر کاهش یافت. همچنین نتایج واسنجی مدل MME-XGBoost با ضریب همبستگی ANFIS- و ۰/۷۸-۰/۸۴ NSE برابر ۰/۷-۰/۵۸ عملکرد مطلوبی را نشان داد. سپس دبی روزانه با استفاده از مدل ANFIS- PSO شبیه‌سازی شد که در مرحله آموزش و آزمون دارای ضریب تعیین ۰/۸۴ و ۰/۷۴ با خطای نسبی (NRMSE) 35/0 و ۰/۴ است. تحلیل فراوانی سیلاب نشان داد که اثر تغییر اقلیم با افزایش دوره بازگشت تشدید می‌شود. در افق ۲۰۷۶-۲۱۰۰، دبی سیلاب ۵۰ و ۱۰۰ ساله به ترتیب حدود ۵۰ و ۶۸ درصد نسبت به دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴) افزایش یافت. بیشترین فراوانی سیلاب‌ها در مارس مشاهده شد. نتایج، ضرورت بازنگری در طراحی سازه‌های هیدرولیکی و مدیریت خطر سیلاب تحت شرایط اقلیمی آینده را نشان می‌دهد.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۳/۲۸

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۴/۱۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۴/۲۹

تاریخ انتشار: مهر ۱۴۰۵

واژه‌های کلیدی:

تغییر اقلیم،

تحلیل فراوانی سیلاب،

XGBoost

ANFIS-PSO

استناد: فلاح کلاکی، محمد؛ عزیزیان، اصغر؛ و رضانی اعتدالی، هادی (۱۴۰۵). ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر فراوانی سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف با رویکرد یادگیری ماشین: مطالعه موردی حوضه آبریز پلدختر. *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۷ (۷)، ۱۵۳۷-۱۵۵۸.



<http://doi.org/10.22059/ijswr.2026.416858.670163>

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ijswr.2026.416858.670163>

مقدمه

تغییر اقلیم یکی از مهم‌ترین چالش‌های محیط‌زیستی قرن حاضر به‌شمار می‌رود که پیامدهای گسترده‌ای بر سامانه‌های طبیعی، منابع آب و فرآیندهای هیدرولوژیکی برجای گذاشته است (Trenberth, 2011). افزایش مستمر غلظت گازهای گلخانه‌ای از آغاز عصر صنعتی تاکنون، موجب تغییر در الگوهای دما و بارش و افزایش فراوانی و شدت رخداد‌های حدی اقلیمی شده است (Almazroui et al., 2020). مطالعات مختلف نشان داده‌اند که گرمایش جهانی و تغییر رژیم بارش می‌تواند دسترسی به منابع آب را تحت تأثیر قرار داده و ویژگی‌های هیدرولوژیکی حوضه‌های آبریز را دستخوش تغییر کند (Aryal et al., 2019؛ Kim et al., 2021). در این میان، رخداد‌های حدی نظیر خشکسالی و سیلاب از مهم‌ترین پیامدهای تغییر اقلیم محسوب می‌شوند که اثرات اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی قابل توجهی در مقیاس‌های محلی و جهانی بر جای می‌گذارند (Hirabayashi et al., 2021). گزارش‌های هیئت بین دولتی تغییر اقلیم (IPCC) نیز بر افزایش احتمال وقوع مخاطرات طبیعی ناشی از تغییر اقلیم، به‌ویژه سیلاب و خشکسالی، تأکید کرده‌اند و ضرورت ارزیابی رفتار آینده سامانه‌های هیدرولوژیکی را مورد توجه قرار داده‌اند. از این‌رو، پیش‌بینی تغییرات آینده متغیرهای هیدرولوژیکی و ارزیابی پیامدهای آن‌ها بر منابع آب، یکی از پیش‌نیازهای اساسی برنامه‌ریزی و سازگاری با تغییر اقلیم محسوب می‌شود (Wang et al., 2020). سیلاب یکی از مخرب‌ترین مخاطرات طبیعی در جهان است که سالانه خسارات جانی و مالی فراوانی بر جوامع انسانی تحمیل می‌کند. (Blöschl et al., 2019). تحلیل فراوانی سیلاب و برآورد دبی‌های متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف، از مباحث بنیادی در مهندسی منابع آب و مهندسی رودخانه به‌شمار می‌رود و نقش مهمی در طراحی سازه‌های آبی، تعیین بستر و حریم رودخانه‌ها و مدیریت ریسک سیلاب دارد (Dey et al., 2025).

استفاده از مدل‌های اقلیمی جهانی و سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای، امکان ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب و رخداد‌های حدی هیدرولوژیکی را فراهم کرده است (O'Neill et al., 2016). نسل جدید مدل‌های اقلیمی در چارچوب پروژه CMIP6 با بهره‌گیری از سناریوهای مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSPs) اطلاعات ارزشمندی از شرایط اقلیمی آینده ارائه می‌کنند. با این حال، بررسی اثر تغییر اقلیم بر سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف همچنان یکی از موضوعات مهم و مورد نیاز در مطالعات مدیریت ریسک سیلاب به‌شمار می‌رود.

با توجه به وجود اریبی در خروجی مدل‌های اقلیمی، استفاده از روش‌های اصلاح اریبی و مقیاس‌کاهی به‌منظور افزایش دقت شبیه‌سازی‌های اقلیمی به‌طور گسترده مورد توجه قرار گرفته است. در این راستا، در مطالعات مختلفی از روش‌های آماری و مبتنی بر یادگیری ماشین برای بهبود عملکرد مدل‌های اقلیمی استفاده شده است. با توجه به عدم قطعیت ذاتی مدل‌های اقلیمی، استفاده از رویکردهای ترکیب مدل‌ها به‌عنوان راهکاری مؤثر برای کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی‌های اقلیمی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است (Raju and Kumar., 2020). با وجود پیشرفت‌های حاصل در زمینه بهبود خروجی مدل‌های اقلیمی، ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رخداد‌های حدی هیدرولوژیکی یکی از چالش‌های اساسی در مدیریت منابع آب به‌شمار می‌رود. سیلاب به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مخاطرات طبیعی، به دلیل حساسیت بالا به تغییرات اقلیمی و هیدرولوژیکی، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است (Hirabayashi et al., 2013; Kundzewicz et al., 2014). شبیه‌سازی جریان رودخانه، یکی از مؤلفه‌های کلیدی در مطالعات هیدرولوژیکی و ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر رفتار سیلاب‌ها و مدیریت منابع آب به‌شمار می‌رود. از این‌رو، در این پژوهش از مدل ترکیبی ANFIS-PSO برای شبیه‌سازی رابطه بارش-رواناب و برآورد دبی رودخانه استفاده شد. این مدل با تلفیق قابلیت یادگیری و استنتاج سیستم استنتاج فازی تطبیقی (ANFIS) و توانایی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) در جست‌وجوی بهینه پارامترها، دقت پیش‌بینی را افزایش داده، از گیر افتادن در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند و عملکرد مدل را در شبیه‌سازی فرآیندهای غیرخطی هیدرولوژیکی بهبود می‌بخشد (Mazandarani et al., 2023). به‌کارگیری این مدل امکان ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر فراوانی سیلاب را فراهم می‌کند.

حوضه آبریز پلدختر به دلیل شرایط توپوگرافی، الگوی بارش و سابقه وقوع سیلاب‌های مخرب، از مناطق بسیار آسیب‌پذیر در برابر سیلاب است؛ از این‌رو، بررسی اثر تغییر اقلیم بر فراوانی و دبی سیلاب‌های طراحی در این حوضه ضروری است. در این پژوهش، تغییرات



سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف در شرایط اقلیمی آینده به‌منظور پشتیبانی از مدیریت ریسک سیلاب، تعیین حریم رودخانه و برنامه‌ریزی منابع آب ارزیابی شده است.

پیشینه تحقیق

مطالعات انجام شده در زمینه اصلاح اریبی بارش مدل‌های اقلیمی

Jaiswal et al., (2022) به‌منظور بهبود شبیه‌سازی بارش‌های موسمی در ۱۴ منطقه اقلیمی-کشاورزی هند طی دوره ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۵، عملکرد روش‌های مقیاس‌گذاری خطی (LS) و نگاشت چندک (QM) را ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که روش LS در بازتولید تعداد روزهای بارانی عملکرد مطلوب‌تری دارد، هرچند در مناطق خشک تفاوت چشمگیری میان دو روش از نظر کاهش اریبی مشاهده نشد. Li et al. (2023) با بهره‌گیری از الگوریتم XGBoost و داده‌های سنجش‌ازدور، دقت برآورد بارش در مناطق مرتفع را ارزیابی کردند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین قادرند عملکرد بهتری نسبت به روش‌های آماری سنتی ارائه دهند و از قابلیت انتقال‌پذیری مناسبی در مناطق مختلف برخوردار باشند. Tanimu et al, (2024) کارایی ۱۳ روش اصلاح اریبی، شامل روش‌های آماری و یادگیری ماشین، را برای چهار مدل CMIP6 در نیجریه بررسی کردند. نتایج نشان داد که روش جنگل تصادفی (RF) در اصلاح اریبی بارش و دما از عملکرد بهتری برخوردار بوده و دقت پیش‌بینی‌های اقلیمی آینده را افزایش داده است. بر اساس نتایج این مطالعه، انتخاب روش مناسب اصلاح اریبی نقش مهمی در کاهش عدم قطعیت خروجی مدل‌های اقلیمی دارد. Heshmati et al, (2025) استفاده از روش نگاشت چندک (QM) خروجی چهار مدل اقلیمی CMIP6 را تحت سناریوهای مختلف SSP به‌منظور ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر جریان رودخانه در دشت قزوین اصلاح و ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که روش QM دقت شبیه‌سازی‌ها را بهبود بخشیده و مدل GFDL-ESM4 عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. با این حال، این روش‌ها در بازنمایی روابط غیرخطی و وابستگی‌های زمانی داده‌های اقلیمی با محدودیت‌هایی مواجه هستند.

مطالعات انجام شده در زمینه ترکیب مدل‌های اقلیمی

Mani and Tsai (2017) سیزده مدل اقلیمی CMIP5 را برای جنوب آرکانزاس و شمال لوئیزیانا با استفاده از روش‌های مختلف ترکیب مدل شامل میانگین‌گیری ساده مدل‌ها (SMA)؛ میانگین‌گیری بیزی سلسله‌مراتبی (HBMA) و رویکرد REA ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که روش HBMA در بازتولید میانگین تاریخی دبی رودخانه عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های ترکیب مدل داشته است. Shetty et al. (2023) با انتخاب شش مدل برتر CMIP6 در غرب هند، کارایی روش‌های مختلف یادگیری ماشین و آماری را در ترکیب مدل‌های اقلیمی بررسی کردند. نتایج حاکی از آن بود که مدل‌های چندگانه مبتنی بر XGBR و RFR نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری در بهبود پیش‌بینی‌های اقلیمی داشتند، در حالی که روش‌های AdaBoost و SVR و میانگین حسابی ساده از دقت کمتری برخوردار بودند. در مطالعه‌ای دیگر، Khan et al. (2025) با هدف توسعه منحنی‌های شدت-مدت-فروانی (IDF) الگوهای بارش شهر پیشاور را مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه، خروجی مدل‌های گردش عمومی جو پس از مقیاس‌کاهی و اصلاح اریبی با استفاده از روش‌های XGBoost و Extra Tree رتبه‌بندی شده و مدل‌های برتر به‌عنوان ورودی الگوریتم‌های یادگیری ماشین انتخاب شدند. سپس،

1. Linear Scaling (LS)
2. eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)
3. Random Forest (RF)
4. Quantile Mapping (QM)
5. Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5)
6. Simple Model Averaging (SMA)
7. hierarchical Bayesian model averaging (HBMA)
8. Reliability Ensemble Averaging (REA)
9. eXtreme Gradient Boost Regressor (XGBR)
10. Reliability Ensemble Averaging (REA)
11. Adaptive Boosting (AdaBoost)
12. Support Vector Regression (SVR)
13. Intensity-Duration-Frequency (IDF)

چهار الگوریتم شامل جنگل تصادفی (RF)، درخت رگرسیون (RT)، XGBoost و AdaBoost برای ایجاد مدل‌های چندگانه به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که الگوریتم AdaBoost در مقایسه با سایر روش‌ها از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین، استفاده از داده‌های اصلاح‌شده تحت سناریوهای SSP245 و SSP585 موجب بهبود برآورد شدت بارش در دوره‌های بازگشت مختلف شد که می‌تواند در مدیریت خطر سیلاب و افزایش تاب‌آوری اقلیمی مؤثر باشد.

مطالعات انجام شده در زمینه شبیه‌سازی جریان رودخانه و تحلیل فراوانی سیلاب

مطالعات متعدد نشان داده‌اند که تغییر در الگوی بارش می‌تواند موجب تغییر در بزرگی، زمان وقوع و فراوانی سیلاب‌ها در دوره‌های بازگشت مختلف شود (Alfieri et al., 2017). از این‌رو، تحلیل فراوانی سیلاب تحت شرایط اقلیمی آینده، نقش مهمی در طراحی سازه‌های آبی، مدیریت ریسک سیلاب و برنامه‌ریزی راهبردهای سازگاری با تغییر اقلیم ایفا می‌کند.

علی‌پور و همکاران، (۱۴۰۱) اثر تغییر اقلیم بر فراوانی و شدت سیلاب با استفاده از مدل اقلیمی CanESM2 و سناریوهای RCP2.6 و RCP8.5 را مورد بررسی قرار دادند. برای این منظور، ریزمقیاس‌نمایی داده‌های اقلیمی با مدل SDSM انجام شد و پس از شبیه‌سازی رواناب با مدل HEC-HMS تحلیل فراوانی سیلاب صورت گرفت. نتایج نشان داد که اگرچه تغییرات بارش روند مشخصی نداشت، افزایش دما و تشدید فراوانی و شدت سیلاب‌ها در دوره‌های آینده، به‌ویژه تحت سناریوی RCP8.5، قابل توجه بوده است. (پاریزی و حسینی، ۱۴۰۱) فراوانی دبی اوج سیلاب با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله در ۲۰۶ حوضه آبریز ایران را مورد بررسی قرار دادند و عوامل مؤثر بر آن شناسایی شد. برای این منظور، تحلیل فراوانی بر پایه دبی‌های حداکثر سالانه و توزیع‌های آماری متداول انجام شد و سپس اثر متغیرهایی نظیر بارش‌های حدی، پوشش گیاهی، مساحت، شیب و ارتفاع حوضه بر دبی اوج سیلاب ارزیابی گردید. نتایج نشان داد که حوضه‌های جنوب، جنوب‌غرب و جنوب‌شرق ایران بیشترین دبی‌های اوج را دارند و متغیرهای مساحت حوضه، بارش‌های سنگین، ارتفاع، پوشش گیاهی و شیب از مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده سیلاب‌های با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله هستند. در مطالعه‌ای دیگر، Kimura et al. (2023) اثر تغییر اقلیم بر مخاطرات سیلاب در اروپا با استفاده از سناریوهای RCP8.5 مجموعه EURO-CORDEX^۳ و یک مدل هیدرولوژیکی توزیعی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج تحلیل فراوانی نشان داد که تغییر در فراوانی رخدادهای حدی نسبت به تغییر در بزرگی آن‌ها تأثیر بیشتری بر خطر سیلاب دارد. همچنین پیش‌بینی‌ها حاکی از آن بود که سیلاب‌های با دوره بازگشت بیش از ۱۰۰ سال در بسیاری از مناطق اروپا طی چند دهه آینده تقریباً دو برابر فراوان‌تر خواهند شد. (Yahyazadeh Shourabi et al. (2025) تغییرات آینده فراوانی سیلاب در حوضه رودخانه هراز در شمال ایران تحت تأثیر تغییر اقلیم را بررسی کردند. در این پژوهش، برای ریزمقیاس‌سازی داده‌های اقلیمی CMIP6 از ترکیب مدل‌های یادگیری ماشین (GBRT، RF، LSSVR-PSO) و مدل LARS-WG تحت سناریوهای SSP1-2.6 و SSP5-8.5 استفاده گردید. سپس خروجی‌های ریزمقیاس‌شده به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی چندلایه (MLP)^۷ برای شبیه‌سازی دبی رودخانه به کار رفت که دقت قابل قبولی در پیش‌بینی جریان ارائه داد. تحلیل فراوانی سیلاب با برازش توزیع ویبول سه‌پارامتری انجام شد و نتایج نشان داد که در سناریوی شدید تغییر اقلیم (SSP5-8.5) دبی‌های بیشینه روزانه روند کاهشی دارند. حوضه آبریز پلدختر به دلیل ویژگی‌های توپوگرافی، رژیم بارشی و سابقه وقوع سیلاب‌های مخرب، از مناطق حساس کشور در برابر مخاطرات سیلابی محسوب می‌شود. وقوع سیلاب‌های شدید سال‌های اخیر در این منطقه، ضرورت مطالعه تغییرات احتمالی رژیم سیلابی و ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر سیلاب‌های طراحی را بیش از پیش آشکار ساخته است. شناخت تغییرات دبی‌های سیلابی در دوره‌های بازگشت مختلف می‌تواند مبنای مناسبی برای مدیریت سیلاب، تعیین بستر و حریم رودخانه‌ها و کاهش خسارات ناشی از رخدادهای حدی فراهم آورد. با مرور مطالعات پیشین مشخص شد که استفاده از مدل‌های اقلیمی CMIP6 همراه با اصلاح اربیی مبتنی بر یادگیری ماشین، ترکیب چندمدلی مدل‌های اقلیمی، شبیه‌سازی بارش-رواناب با ANFIS-PSO و ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر سیلاب‌های طراحی، در این حوضه گزارش نشده است. بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف تحلیل فراوانی سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف تحت تأثیر تغییر اقلیم در حوضه آبریز پلدختر انجام شده است.

1. Regression Tree (RT)

2. Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System (HEC-HMS)

3. EURO- Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment (EURO-CORDEX)

4. Gradient Boosted Regression Trees (GBRT)

5. Least-Squares Support Vector Regression- Particle Swarm Optimization (LSSVR-PSO)

6. Long Ashton Research Station Weather Generator (LARS-WG)

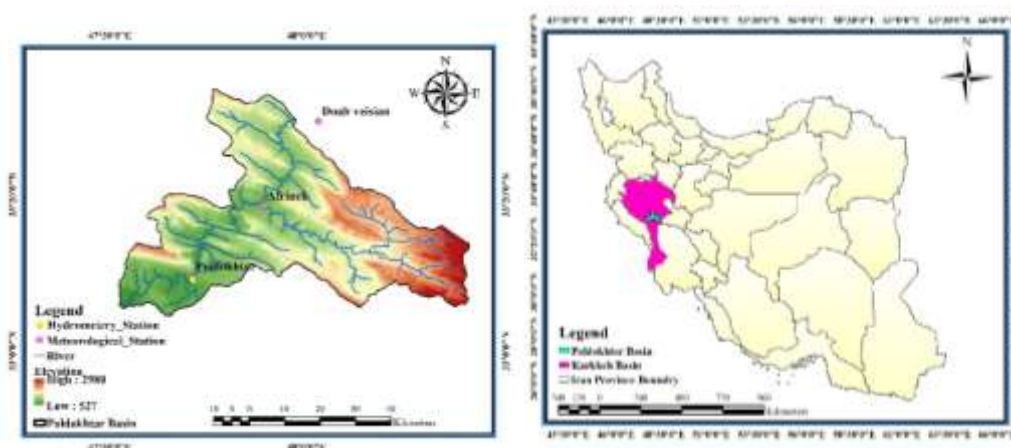
7. Multi-Layer Perceptron (MLR)

در این مطالعه، تغییرات دبی‌های سیلابی در شرایط اقلیمی آینده مورد ارزیابی قرار گرفته و پیامدهای آن برای مدیریت ریسک سیلاب و برنامه‌ریزی منابع آب منطقه بررسی شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز پلدختر یکی از زیرحوضه‌های مهم حوضه کرخه در جنوب استان لرستان است که با مساحتی حدود ۲۰۷۳ کیلومتر مربع در محدوده جغرافیایی ۳۳ درجه و ۷ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۵۵ دقیقه عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۳ دقیقه طول شرقی قرار دارد (شکل ۱). این حوضه به دلیل قرارگیری در پایین‌دست رودخانه کشکان و ویژگی‌های خاص توپوگرافی و اقلیمی، از سیل‌خیزترین مناطق حوضه کرخه محسوب می‌شود. رودخانه کشکان به‌عنوان مهم‌ترین رودخانه منطقه، از ارتفاعات شمالی استان سرچشمه گرفته و پس از طی مسیری حدود ۳۷۴ کیلومتر به پلدختر می‌رسد. وجود شیب‌های تند، سازندهای آهکی و رسوبی با نفوذپذیری متوسط تا زیاد و تمرکز زمانی بارش‌ها در نیمه سرد سال، نقش مهمی در شکل‌گیری رواناب و رژیم هیدرولوژیکی حوضه ایفا می‌کنند. همچنین وقوع بارش‌های کوتاه‌مدت و شدید، به‌ویژه در زمستان و اوایل بهار، زمینه بروز سیلاب‌های مخرب را در این منطقه فراهم کرده است (فلاح کلاکی و همکاران، ۱۴۰۴). از نظر اقلیمی، حوضه پلدختر دارای اقلیم نیمه‌خشک با تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های نسبتاً مرطوب است. میانگین بارش سالانه بین ۳۹۵ تا ۴۵۶ میلی‌متر و تبخیر پتانسیل سالانه بین ۲۱۵۷ تا ۲۳۸۷ میلی‌متر متغیر بوده که نشان‌دهنده تمرکز بارش در فصل سرد و شدت بالای تبخیر در فصل گرم است (نکوآمال کرمانی و همکاران، ۱۴۰۰). متوسط جریان سالانه خروجی ایستگاه آب‌سنجی پلدختر حدود ۱۶۷۵ میلیون مترمکعب برآورد شده است. (نکوآمال کرمانی و همکاران، ۱۴۰۰).



شکل ۱- محدوده مورد مطالعه-حوضه آبریز پلدختر

روش کار

در این پژوهش، داده‌های بارش ۲۳ مدل اقلیمی CMIP6 تحت سناریوهای SSP ابتدا با استفاده از الگوریتم XGBoost اصلاح آریبی و سپس به‌منظور تولید پیش‌بینی بهینه با روش Ensemble-XGBoost ترکیب شدند. در ادامه، دبی روزانه با مدل ترکیبی ANFIS-PSO شبیه‌سازی و با انجام تحلیل فراوانی سیلاب، اثر تغییر اقلیم بر دبی‌های طراحی و رخدادهای حادی در حوضه آبریز پلدختر ارزیابی شد. طرح‌واره روش کار این تحقیق در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- طرح‌واره روش کار تحقیق

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش، از مجموعه داده‌های NEX-GDDP-CMIP6، شامل پیش‌بینی‌های روزانه مقیاس‌کاهی شده و اصلاح‌اریبی شده مدل‌های اقلیمی جهانی با قدرت تفکیک مکانی $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ درجه، به‌منظور ارزیابی تغییرات اقلیمی آینده استفاده شد. در این مطالعه، داده‌های روزانه بارش برای دوره مشاهداتی (۱۹۸۵-۲۰۱۴) و دوره آینده (۲۰۲۶-۲۱۰۰) تحت سناریوهای SSP126، SSP245، SSP370 و SSP585 از ۲۳ مدل گردش عمومی جو (GCM) (جدول ۱) استخراج و برای تحلیل اثرات تغییر اقلیم بر فراوانی رخداد‌های سیلابی مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور ارزیابی و اصلاح‌اریبی خروجی این مدل‌ها، ایستگاه‌ها از ۳ ایستگاه سینوپتیک (دوآب و پسیان، آفرینه و پلدختر) متعلق به سازمان هواشناسی و جهت تحلیل فراوانی رخداد‌های سیلابی از ایستگاه آب‌سنجی پلدختر در حوضه آبریز پلدختر استفاده شده است.

جدول ۱- اطلاعات مربوط به مدل‌های اقلیمی NEX-GDDP-CMIP6

ردیف	مدل	سازمان	کشور
۱	ACCESS-CM2	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (CSIRO)	Australia
۲	ACCESS-ESM1-5	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (CSIRO)	Australia
۳	BCC-CSM2-MR	Beijing Climate Center (BCC)	China
۴	CanESM6	Environment and Climate Change Canada (ECCC)	Canada
۵	CMCC-ESM2	Euro-Mediterranean Center on Climate Change (CMCC)	Italy
۶	CNRM-CM6-1	Centre National de Recherches Météorologiques (CNRM)	France
۷	CNRM_ESM2_2	Centre National de Recherches Météorologiques (CNRM)	France
۸	EC_Earth4	(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts - ECMWF)	Netherlands, Sweden, Denmark, Spain
۹	EC_Earth3_Veg_LR	(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts - ECMWF)	Netherlands, Sweden, Denmark, Spain
۱۰	FGOALS_g4	Institute of Atmospheric Physics (IAP), Chinese Academy of Sciences	China
۱۱	GFDL_ESM5	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL)	United States
۱۲	GISS_E2_1_G	NASA Goddard Institute for Space Studies (GISS)	United States
۱۳	INM_CM4_9	Institute for Numerical Mathematics (INM)	Russia
۱۴	INM_CM5_1	Institute for Numerical Mathematics (INM)	Russia
۱۵	IPSL_CM6A_LR	Institute Pierre-Simon Laplace (IPSL)	France
۱۶	MIROC6	University of Tokyo, JAMSTEC	Japan
۱۷	MIROC_ES2L	University of Tokyo, JAMSTEC	Japan
۱۸	MPI-ESM1-2-HR	Max Planck Institute for Meteorology	Germany
۱۹	MPI-ESM1-2-LR	Max Planck Institute for Meteorology	Germany
۲۰	MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute (MRI)	Japan
۲۱	NorESM2-LM	Norwegian Climate Centre	Norway
۲۲	NorESM2-MM	Norwegian Climate Centre	Norway
۲۳	TaiESM1	Research Center for Environmental Changes	Taiwan, China

اصلاح‌اریبی بارش مدل‌های اقلیمی

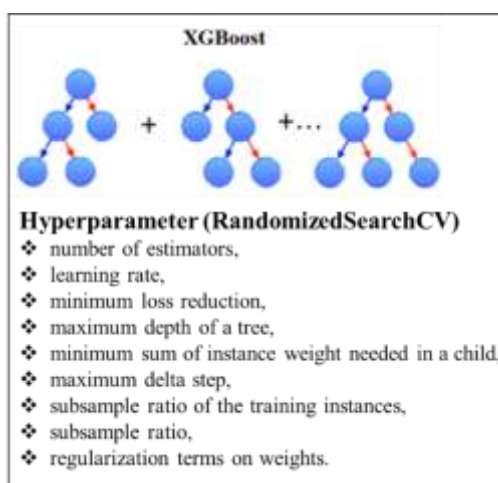
خروجی مدل‌های اقلیمی به دلیل ساده‌سازی فرآیندهای فیزیکی و محدودیت‌های مکانی و زمانی، معمولاً با خطاها و انحرافات سیستماتیک نسبت به داده‌های مشاهداتی همراه هستند. این انحرافات می‌توانند دقت ارزیابی‌های هیدرولوژیکی و پیش‌بینی‌های اقلیمی را کاهش دهند؛ ازاین‌رو، به‌کارگیری روش‌های اصلاح‌اریبی پیش از استفاده از داده‌های مدل‌های اقلیمی ضروری است. تاکنون روش‌های متعددی شامل رویکردهای آماری کلاسیک و الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای اصلاح‌اریبی متغیرهای اقلیمی توسعه یافته‌اند که بسته به نوع داده و منطقه مطالعاتی، عملکرد متفاوتی دارند (Fang et al., 2015). در پژوهش حاضر، به‌منظور افزایش دقت شبیه‌سازی بارش و کاهش خطاهای سیستماتیک مدل‌های اقلیمی، از الگوریتم XGBoost برای اصلاح‌اریبی داده‌های بارش استفاده شده است.

روش الگوریتم تقویت گرادیانی XGBoost

الگوریتم XGBoost یکی از پیشرفته‌ترین و کارآمدترین روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر درخت تصمیم است که به دلیل سرعت بالا، مقیاس‌پذیری مناسب و توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی، کاربرد گسترده‌ای در مسائل پیش‌بینی و تحلیل داده‌ها دارد (Chen & Guestrin, 2016). این الگوریتم بر پایه رویکرد تقویت گرادیانی عمل می‌کند؛ به‌گونه‌ای که در هر تکرار، یک درخت تصمیم جدید برای اصلاح خطاهای مدل‌های قبلی ایجاد شده و به مجموعه مدل افزوده می‌شود. بدین ترتیب، مدل به‌صورت تدریجی دقت پیش‌بینی

خود را افزایش داده و با ترکیب خروجی تمامی درخت‌ها، مقدار نهایی متغیر هدف را برآورد می‌کند XGBoost. با بهره‌گیری از تکنیک‌هایی نظیر یادگیری تقریبی ساختار درخت، مدیریت داده‌های پراکنده و اعمال جریمه بر پیچیدگی مدل، ضمن افزایش دقت، از بیش‌برازش نیز جلوگیری می‌کند.

در این پژوهش، از الگوریتم XGBoost به منظور اصلاح اریبی و بهبود دقت داده‌های بارش مدل‌های اقلیمی استفاده شد. پیش از آموزش مدل، به منظور دستیابی به بهترین عملکرد، فرآیند تنظیم ابرپارامترها با استفاده از تابع RandomizedSearchCV در کتابخانه Scikit-learn انجام گرفت (Pedregosa et al., 2011). در این فرآیند، پارامترهایی نظیر تعداد درخت‌ها، نرخ یادگیری، حداکثر عمق درخت‌ها، حداقل وزن نمونه در گره‌ها، نسبت نمونه‌برداری از داده‌های آموزشی^۵ و حداقل کاهش تابع زیان برای تقسیم گره‌ها^۶ مورد بهینه‌سازی قرار گرفتند تا مدل نهایی از بیشترین دقت و قابلیت تعمیم برخوردار باشد. طرح‌واره روش XGBoost برای اصلاح اریبی در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- طرح‌واره روش تقویت گرادیانی پیشرفته (XGBoost) برای اصلاح اریبی (Pedregosa et al., 2011)

ارزیابی دقت مدل‌های اقلیمی

به منظور سنجش دقت مدل‌ها، از شاخص‌های خطای مطلق میانگین (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی پیرسون (r)، ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NSE) و شاخص کلینگ-گوپتا (KGE) استفاده شد. شاخص‌های MAE و RMSE میزان انحراف مقادیر شبیه‌سازی شده از داده‌های مشاهداتی را نشان می‌دهند، در حالی که ضریب همبستگی میزان وابستگی خطی بین داده‌ها را ارزیابی می‌کند. همچنین، شاخص‌های NSE و KGE به عنوان معیارهای جامع عملکرد مدل، توانایی آن‌ها را در بازتولید رفتار زمانی و آماری متغیرهای اقلیمی مورد سنجش قرار می‌دهند.

ترکیب چندگانه مدل‌های اقلیمی (MME) با استفاده از روش XGBoost

در پژوهش حاضر، از نسخه رگرسیونی XGBoost برای ترکیب و بهبود خروجی بارش مدل‌های اقلیمی استفاده شد که فرم ریاضی آن در رابطه (۱) ارائه شده است.

$$Precipitation_{MME} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \quad \text{رابطه ۱}$$

که در آن x_i نشان دهنده شبیه‌سازی عضو i ام مجموعه است، f_i یک درخت رگرسیون منفرد در میان مجموع n درخت رگرسیون است. هنگام آموزش یک مدل XGBoost، عبارت منظم‌سازی توسط یک تابع هدف تعریف می‌شود که باید کمینه شود. این تابع هدف

1. n_estimators
2. learning rate
3. max_depth
4. min_child_weight
5. subsample
6. gamma
7. Multi-Model Ensemble

منظم‌سازی شده را می‌توان با رابطه (۲) بیان کرد:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|\omega\| \quad \text{رابطه ۲}$$

در رابطه ۲، x_i متغیر هدف (مقدار مشاهده‌شده) و $\hat{y}_i$ خروجی پیش‌بینی‌شده توسط یکی از مدل‌های CART به کاررفته در چارچوب XGBoost است. تابع l تابع زیان بین خروجی پیش‌بینی‌شده یک یادگیرنده CART منفرد و مقدار واقعی متغیر هدف را بیان می‌کند. علاوه بر جمله مربوط به زیان، تابع هدف در الگوریتم XGBoost شامل جملات دوم و سوم به عنوان عبارات منظم‌سازی است که با هدف جریمه کردن پیچیدگی مدل به آن افزوده شده‌اند. این عبارات به کاهش بیش‌برازش و افزایش قابلیت تعمیم مدل کمک می‌کنند. به طور مشخص، γ بیانگر میزان جریمه مربوط به پیچیدگی هر برگ درخت است، T تعداد کل برگ‌ها در یک مدل CART منفرد را نشان می‌دهد و λ پارامتر موازنه‌ای است که شدت جریمه را مقیاس‌بندی می‌کند. همچنین، ω بردار وزن‌ها یا امتیازهای اختصاص‌یافته به برگ‌های درخت است که سهم هر برگ را در پیش‌بینی نهایی مشخص می‌سازد. در مجموع، این سازوکار منظم‌سازی موجب کنترل اندازه درخت‌ها و محدودسازی مقادیر وزن برگ‌ها می‌شود.

شبیه‌سازی جریان رودخانه با استفاده از مدل ANFIS-PSO

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی^۱ (ANFIS) یکی از روش‌های هوشمند مدل‌سازی است که برای مسائل دارای عدم قطعیت و روابط غیرخطی عملکرد مناسبی دارد. این مدل که نخستین بار توسط Jang (1993) معرفی شد، با ترکیب قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی و توان استدلال سیستم‌های فازی سوگنو، امکان مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده را فراهم می‌کند. در ساختار ANFIS، قوانین فازی بر اساس مجموعه‌های فازی تعریف شده و پارامترهای مدل طی فرآیند آموزش بهینه می‌شوند. در این پژوهش، به منظور ایجاد سیستم استنتاج فازی از روش خوشه‌بندی فازی C-Means (FCM) و تابع genfis3 در محیط MATLAB استفاده شد. ورودی‌های مدل شامل بارش روز جاری و تأخیر آن تا سه روز قبل انتخاب شدند؛ زیرا بررسی سناریوهای مختلف ورودی نشان داد که لحاظ کردن بارش تا سه روز گذشته، بیشترین دقت را در شبیه‌سازی رواناب ایجاد می‌کند. افزودن تأخیرهای بیش از سه روز، بهبود محسوسی در عملکرد مدل ایجاد نکرد؛ بنابراین، تأخیر صفر، یک، دو و سه‌روزه به عنوان ساختار بهینه ورودی مدل ANFIS-PSO انتخاب شد.

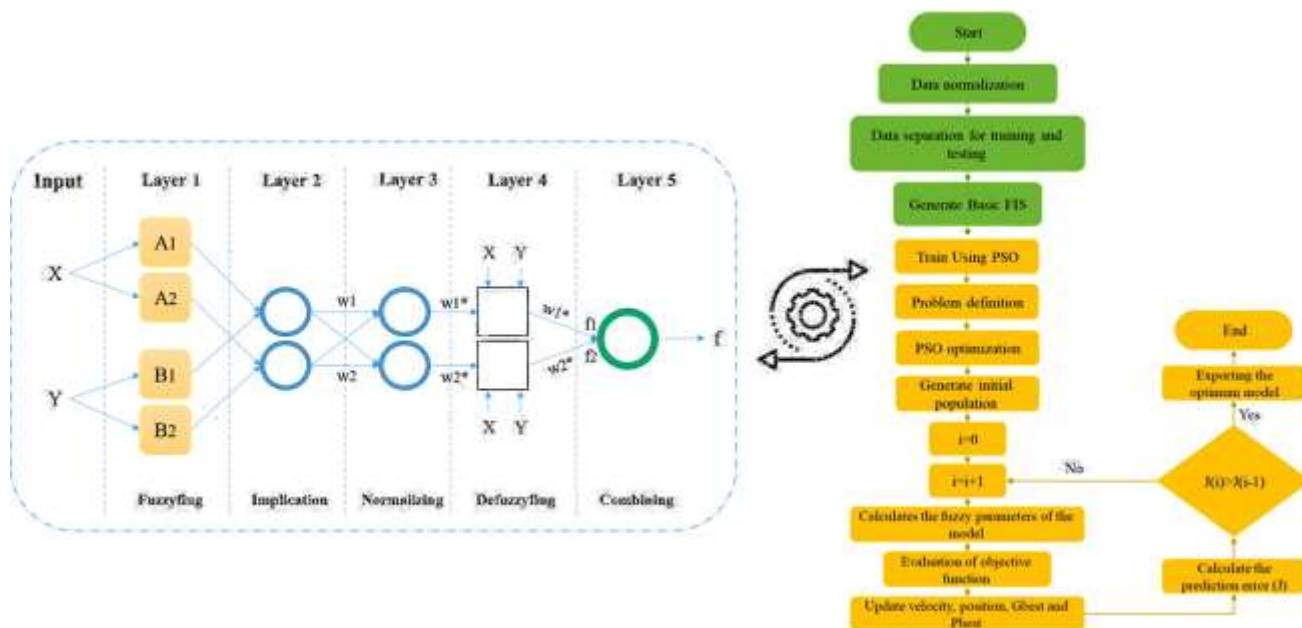
برای بهبود عملکرد ANFIS و جلوگیری از گیر افتادن در بهینه‌های محلی، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) استفاده شد. الگوریتم PSO که توسط Eberhart and Kennedy (1995) ارائه شده است، با الهام از رفتار جمعی پرندگان و ماهی‌ها، از طریق به‌روزرسانی موقعیت و سرعت ذرات بر اساس بهترین تجربه فردی (PBest) و بهترین تجربه جمعی (GBest)، به جستجوی پاسخ بهینه در فضای مسئله می‌پردازد. در این مطالعه، مدل تلفیقی ANFIS-PSO در محیط MATLAB (شکل ۴) پیاده‌سازی شد تا پارامترهای سیستم فازی بهینه شده و دقت پیش‌بینی رواناب افزایش یابد. استفاده از این رویکرد تلفیقی، علاوه بر افزایش قابلیت تعمیم مدل، می‌تواند موجب کاهش خطا و بهبود عملکرد پیش‌بینی در شرایط هیدرولوژیکی پیچیده شود (Mehri et al., 2020).

تحلیل فراوانی سیلاب با دوره بازگشت‌های مختلف

تحلیل فراوانی سیلاب یکی از مهم‌ترین روش‌های آماری در مطالعات هیدرولوژی و مدیریت منابع آب محسوب می‌شود که با هدف برآورد احتمال وقوع سیلاب‌های حدی و تعیین دبی متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف انجام می‌گیرد. این تحلیل نقش مهمی در طراحی سازه‌های هیدرولیکی، مدیریت خطرپذیری سیلاب، تعیین حدود بستر و حریم رودخانه‌ها و ارزیابی ایمنی سازه‌هایی نظیر پل‌ها، آبگذرها، دیواره‌های حفاظتی و کانال‌های انتقال آب دارد. در واقع، تحلیل فراوانی این امکان را فراهم می‌کند که رفتار رخداد‌های حدی در گذشته مورد بررسی قرار گرفته و احتمال وقوع آن‌ها در آینده برآورد شود.

در این پژوهش، به منظور بررسی ویژگی‌های سیلابی حوضه، ابتدا سری زمانی دبی‌های حداکثر سالانه استخراج شد. این داده‌ها شامل مقادیر حداکثر رواناب حاصل از مقادیر دبی مشاهداتی و شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در دوره آینده تحت شرایط تغییر اقلیم است. سپس تحلیل فراوانی سیلاب برای تعیین دبی متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف انجام شد. نرم‌افزار EasyFit یکی از ابزارهای پرکاربرد در برازش توزیع‌های آماری و تحلیل داده‌های هیدرولوژیکی است که قابلیت بررسی تعداد زیادی از توزیع‌های آماری را فراهم می‌کند. در این مطالعه، داده‌های دبی حداکثر وارد نرم‌افزار شده و توزیع‌های آماری مختلف بر روی داده‌ها برازش داده شدند. سپس با استفاده از آزمون

نیکویی برازش کلموگروف-اسمیرنوف، مناسب‌ترین توزیع آماری برای داده‌های سیلاب انتخاب گردید. پس از انتخاب توزیع برتر، مقادیر دبی متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف محاسبه شد. در این تحقیق، تحلیل فراوانی برای هر دو دوره پایه و آینده انجام شد تا تأثیر تغییر اقلیم بر رفتار سیلابی حوضه مورد بررسی قرار گیرد. به این منظور، دبی‌های متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف در دو دوره با یکدیگر مقایسه شدند و تغییرات احتمالی در شدت و فراوانی سیلاب‌ها ارزیابی گردید. نتایج این بخش می‌تواند اطلاعات ارزشمندی در زمینه تغییر رفتار هیدرولوژیکی حوضه تحت شرایط اقلیمی آینده ارائه دهد.



شکل ۴- طرح‌واره مدل ANFIS-PSO (مازندرانی‌زاده و همکاران، ۱۴۰۲)

یافته‌های پژوهش و بحث

نتایج اصلاح اربیی بارش مدل‌های اقلیمی و بهبود با روش XGBoost

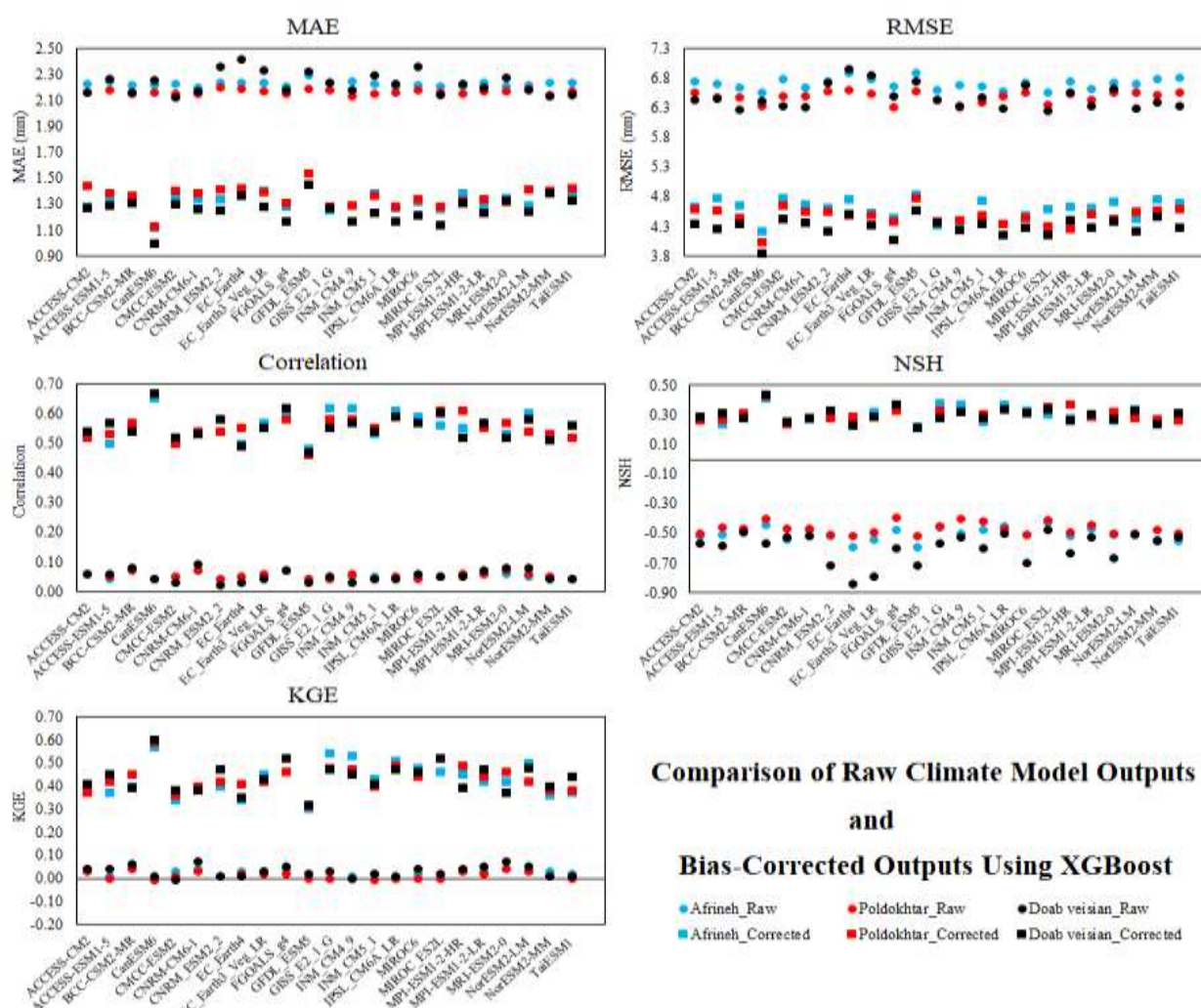
شکل ۵ عملکرد خروجی خام مدل‌های اقلیمی و خروجی‌های تصحیح‌شده با الگوریتم XGBoost را در سه ایستگاه آفرینه، پل‌دختر و دوآبویسان بر اساس شاخص‌های MAE، RMSE، ضریب همبستگی، NSE و KGE مقایسه می‌کند. مقایسه پارامترهای بهینه‌سازی شده در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲- پارامترهای بهینه‌سازی‌شدهی الگوریتم XGBoost

پارامتر	میزان بهینه
تعداد درخت‌ها	۵۰۰
نرخ یادگیری	۰/۱
حداکثر عمق درخت‌ها	۵
حداقل وزن نمونه در گره‌ها	۵
نسبت نمونه‌برداری از داده‌های آموزشی	۰/۷
حداقل کاهش تابع زیان برای تقسیم گره‌ها	۱

نتایج نشان می‌دهد که تصحیح اربیی موجب بهبود قابل توجه شاخص‌های خطا شده است. به‌طور کلی مقادیر MAE در داده‌های خام حدود ۲/۱۰ تا ۲/۴۰ میلی‌متر بوده، در حالی که پس از تصحیح به حدود ۱/۱۰ تا ۱/۵۰ میلی‌متر کاهش یافته است؛ یعنی کاهش خطایی در حدود ۳۵ تا ۵۰ درصد مشاهده می‌شود. همچنین شاخص RMSE که برای داده‌های خام عمدتاً بین ۶/۲ تا ۷ میلی‌متر قرار دارد، پس از تصحیح به حدود ۴ تا ۴/۸ میلی‌متر رسیده است که بیانگر کاهش قابل ملاحظه پراکندگی خطاها است. در اکثر مدل‌ها و هر سه ایستگاه، نقاط مربوط به داده‌های تصحیح‌شده در سطوح پایین‌تری نسبت به داده‌های خام قرار گرفته‌اند که نشان‌دهنده عملکرد موفق روش XGBoost در کاهش خطاهای سیستماتیک مدل‌های اقلیمی است. بررسی شاخص‌های کارایی نیز مؤید بهبود عملکرد مدل‌ها پس

از تصحیح اریبی است. مقادیر ضریب همبستگی برای داده‌های خام عمدتاً کمتر از ۰/۱ بوده، اما پس از تصحیح به حدود ۰/۵ تا ۰/۶۵ افزایش یافته است که نشان‌دهنده بهبود چشمگیر توان مدل‌ها در بازتولید تغییرات زمانی بارش است. شاخص NSE نیز از مقادیر منفی حدود ۰/۴- تا ۰/۸- در داده‌های خام به مقادیر مثبت حدود ۰/۲ تا ۰/۴ در داده‌های تصحیح‌شده رسیده است؛ این تغییر بیانگر تبدیل عملکرد ضعیف مدل‌ها به عملکرد قابل قبول پس از اعمال XGBoost است. روند مشابهی در شاخص KGE مشاهده می‌شود؛ به‌طوری که مقادیر آن از حدود ۰/۰۱- تا ۰/۰۸- در داده‌های خام به حدود ۰/۳۵ تا ۰/۶ در داده‌های تصحیح‌شده افزایش یافته است. در مجموع، نتایج شکل نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم XGBoost توانسته است دقت شبیه‌سازی بارش مدل‌های اقلیمی را به‌طور محسوسی بهبود بخشد و موجب کاهش خطا، افزایش همبستگی و ارتقای شاخص‌های کارایی هیدرولوژیکی در هر سه ایستگاه مورد مطالعه شود.



شکل ۵- ارزیابی خروجی بارش مدل‌های اقلیمی قبل و پس از اصلاح اریبی با روش XGBoost در ایستگاه‌های آفرینه، پلدختر و دوآب ویسیان

ارزیابی ترکیب چندگانه مدل‌های اقلیمی (MME) با استفاده از روش XGBoost

جدول ۳ نتایج ارزیابی مدل ترکیبی چندگانه اقلیمی (MME) پس از تصحیح اریبی با الگوریتم XGBoost را در ایستگاه‌های آفرینه، دوآب ویسیان و پلدختر نشان می‌دهد. مقادیر MAE (بین ۱/۰۳ تا ۱/۱۰ میلی‌متر) و RMSE (بین ۲/۹۳ تا ۳/۳۱ میلی‌متر) بیانگر دقت مناسب مدل در بازتولید بارش‌های مشاهده‌ای است. مقادیر ضریب همبستگی (۰/۷۸ تا ۰/۸۴) حاکی از توانایی مطلوب مدل در شبیه‌سازی تغییرات زمانی بارش است. همچنین شاخص NSE در محدوده ۰/۵۸ تا ۰/۷ قرار دارد که نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل ترکیبی در بازسازی داده‌های بارش است. شاخص KGE نیز با مقادیر ۰/۶۹ تا ۰/۷۹ بیانگر توافق مناسب بین داده‌های شبیه‌سازی‌شده و مشاهداتی است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده استفاده از ترکیب چندمدلی (MME) همراه با XGBoost موجب کاهش بیشتر خطاها و افزایش شاخص‌های کارایی شده است. نتایج نشان داد که بهبود عملکرد مدل ترکیبی MME-XGBoost نسبت به مدل‌های منفرد در هر سه ایستگاه از نظر

آماري معنی‌دار است ($P < 0.05$). این نتایج بیانگر آن است که کاهش خطا و افزایش دقت پیش‌بینی بارش ناشی از کارایی مدل ترکیبی XGBoost بوده و صرفاً به نوسانات تصادفی داده‌ها مربوط نیست.

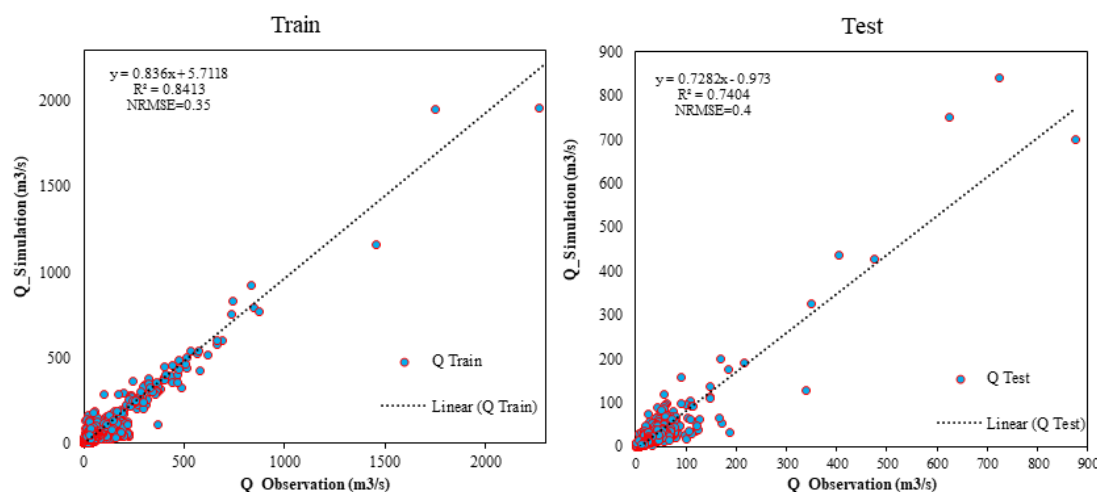
جدول ۳- ارزیابی ترکیب چندگانه مدل‌های اقلیمی (MME) با استفاده از مدل XGBoost در ایستگاه‌های آفرینه، پلدختر و دوآب وِسیان

Afrineh	1.04	3.17	0.83	0.66	0.76
Doab Veisian	1.03	2.93	0.84	0.70	0.79
Poldokhtar	1.10	3.31	0.78	0.58	0.69
	MAE	RMSE	R	NSH	KGE

از آنجا که برآورد سیلاب‌های با دوره بازگشت مختلف به شدت به دقت داده‌های بارش وابسته است، عملکرد مناسب مدل MME-XGBoost زمینه‌ای مطمئن برای تحلیل فراوانی رخداد‌های سیلابی تحت شرایط تغییر اقلیم در حوضه آبریز پلدختر فراهم می‌کند. بنابراین، می‌توان انتظار داشت که نتایج حاصل از شبیه‌سازی سیلاب‌های آینده با استفاده از این داده‌های تصحیح‌شده از اعتبار و قابلیت اتکای بیشتری برخوردار باشند.

شبیه‌سازی جریان رودخانه با استفاده از مدل ANFIS-PSO

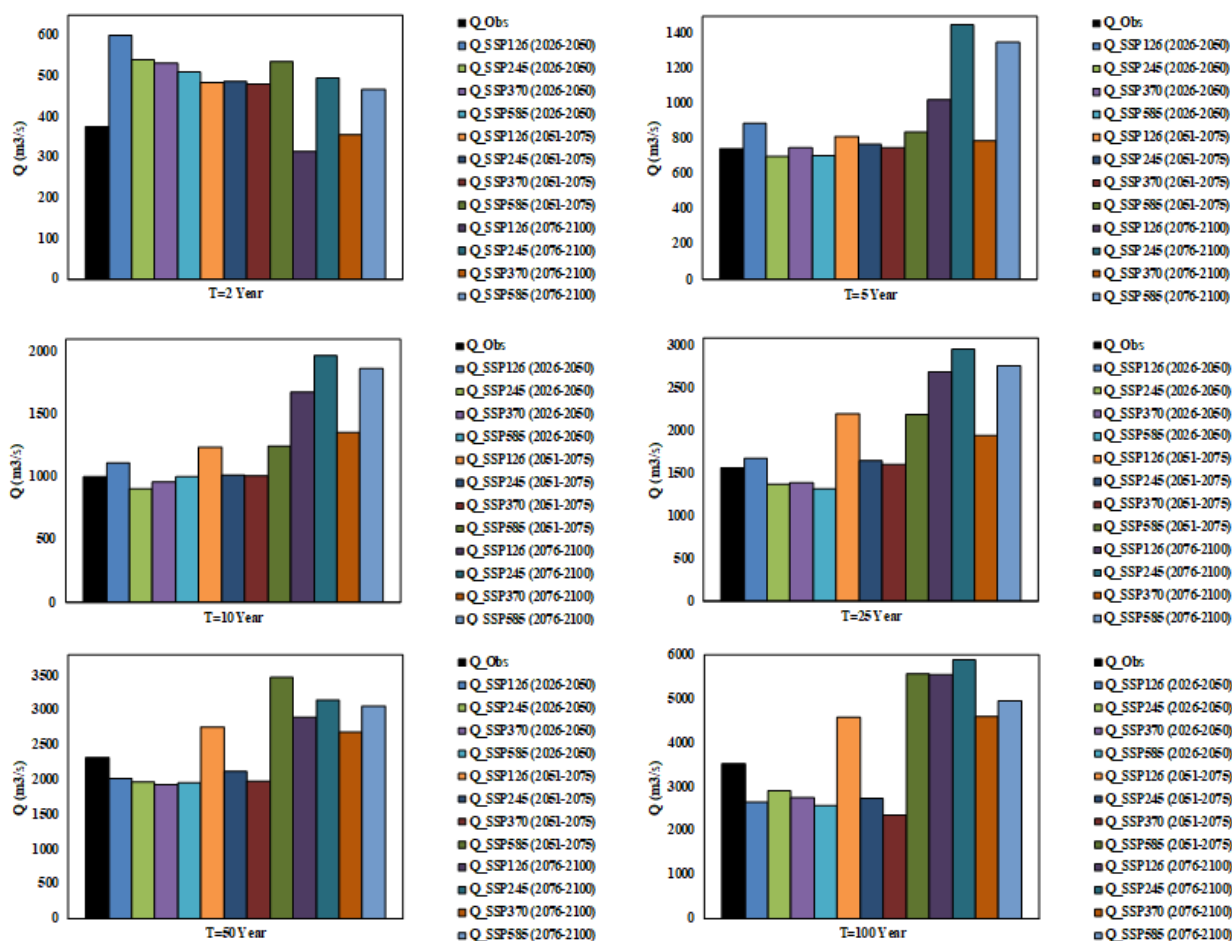
در این پژوهش، از سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) مبتنی بر ساختار فازی Sugeno و توابع عضویت گوسی برای مدل‌سازی روابط غیرخطی و عدم قطعیت موجود در داده‌ها استفاده شد. ورودی‌های مدل شامل بارش روزانه و مقادیر تأخیری آن تا سه روز گذشته بودند. به‌منظور بهبود دقت پیش‌بینی، مدل ANFIS با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) تلفیق شد تا پارامترهای توابع عضویت و قوانین فازی به‌صورت بهینه تنظیم شوند. این رویکرد موجب ارتقای فرآیند یادگیری و کاهش خطای مدل گردید (شکل ۶). نتایج مرحله آموزش (۷۰ درصد دوره آماری) نشان داد که مدل قادر است حدود ۸۴ درصد از تغییرات دبی مشاهده‌ای را توضیح دهد و با مقدار NRMSE برابر ۰/۳۵ از دقت قابل قبولی برخوردار است. همچنین تمرکز اغلب نقاط پیرامون خط برازش بیانگر توانایی مناسب مدل در بازتولید الگوی کلی جریان است. در مرحله آزمون (۳۰ درصد دوره آماری)، اگرچه ضریب همبستگی نسبت به مرحله آموزش حدود ۱۰ درصد کاهش یافت، اما همچنان عملکرد مدل رضایت‌بخش بود و مقدار NRMSE برابر ۰/۴ نشان‌دهنده حفظ دقت قابل قبول در داده‌های مستقل است. نتایج کلی بیانگر توانایی مناسب مدل ANFIS-PSO در شبیه‌سازی و پیش‌بینی دبی جریان و تعمیم‌پذیری مطلوب آن در شرایط مختلف است. در مطالعه Heshmati et al., 2025 در حوضه آبریز قزوین و Mazandaranizadeh et al., 2022 نیز ترکیب مدل ANFIS با الگوریتم PSO سبب بهبود نتایج شبیه‌سازی جریان رودخانه شده است.



شکل ۶- نتایج شبیه‌سازی جریان رودخانه ایستگاه پلدختر با استفاده از مدل ANFIS-PSO

تحلیل فراوانی سیلاب در دوره پایه و آینده

نتایج تحلیل فراوانی سیلاب نشان داد که توزیع لوگ‌پیرسون نوع سوم بهترین برازش را با داده‌های حداکثر سالانه دارد و بر این اساس، دبی‌های متناظر با دوره‌های بازگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله برآورد شدند. مقایسه نتایج دوره پایه و آینده بیانگر آن است که تغییر اقلیم موجب تغییر قابل توجه در بزرگی سیلاب‌ها شده و شدت این تغییرات با افزایش دوره بازگشت بیشتر می‌شود (شکل ۷).



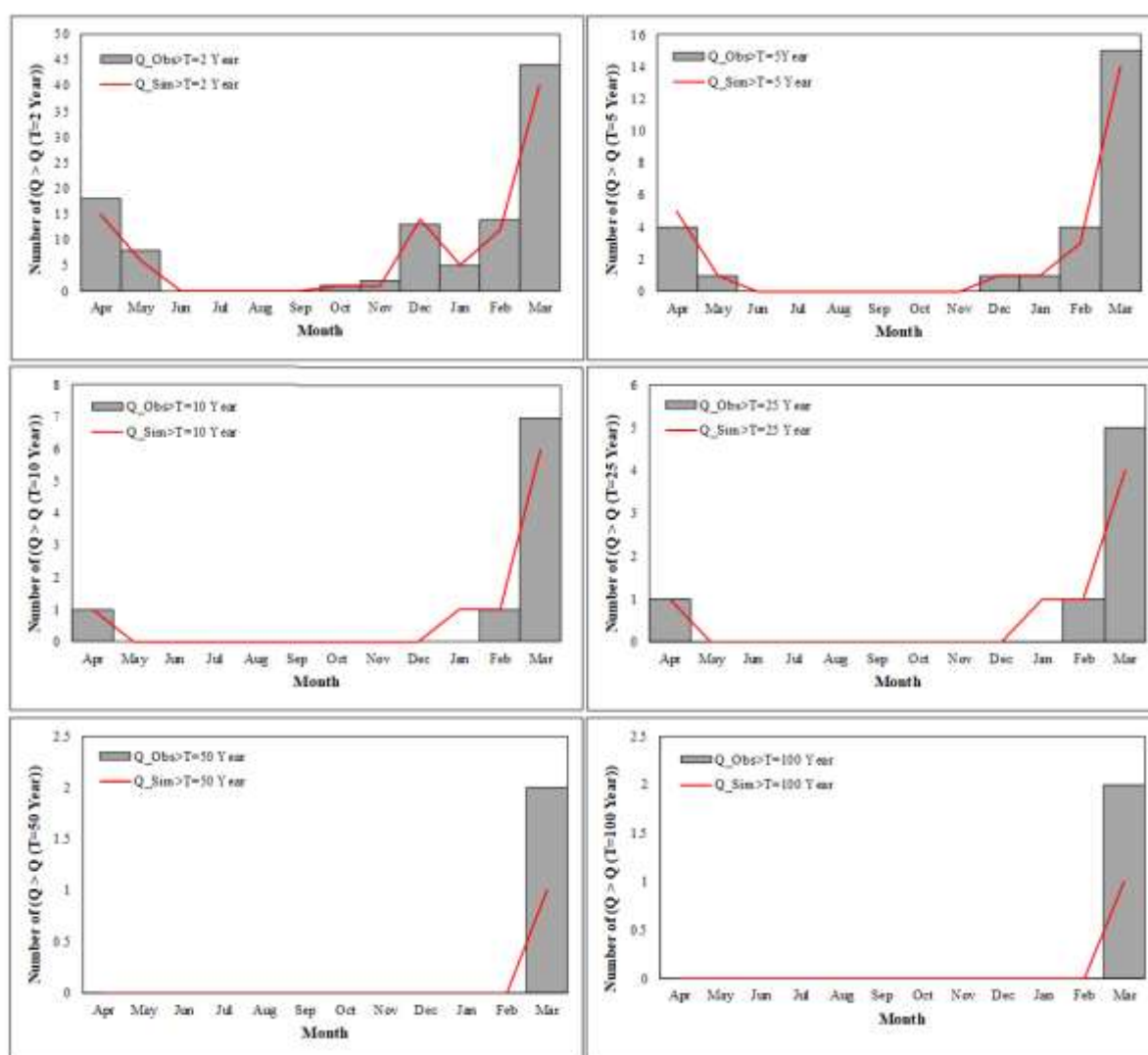
شکل ۷- نتایج شبیه‌سازی جریان رودخانه ایستگاه پلدختر با استفاده از مدل ANFIS-PSO

نتایج نشان داد که تغییرات دبی در دوره بازگشت ۲ ساله نسبتاً محدود بوده و مقادیر برآوردی از حدود ۳۱۰ تا ۵۹۰ مترمکعب بر ثانیه در نوسان است، در حالی که دبی مشاهده‌ای حدود ۳۸۰ مترمکعب بر ثانیه بوده است. در دوره‌های بازگشت ۵ و ۱۰ ساله روند افزایشی دبی آشکارتر بوده، به‌طوری‌که دبی ۵ ساله از حدود ۷۴۰ تا ۱۴۳۰ مترمکعب بر ثانیه دوره ۲۰۷۶-۲۱۰۰ تحت سناریوی SSP245 و دبی ۱۰ ساله از حدود ۸۹۰ تا ۱۹۶۰ مترمکعب بر ثانیه دوره ۲۰۷۶-۲۱۰۰ تحت سناریوی SSP245 تغییر می‌کند. در دوره بازگشت ۲۵ ساله، دبی اوج از مقدار پایه حدود ۱۵۰۰ مترمکعب بر ثانیه به مقداری تا حدود ۲۹۵۰ مترمکعب بر ثانیه در دوره ۲۰۷۶-۲۱۰۰ تحت سناریوی SSP245 افزایش یافته که تقریباً دو برابر شرایط فعلی است.

بیشترین اثر تغییر اقلیم در دوره‌های بازگشت ۵۰ و ۱۰۰ ساله مشاهده شد؛ به‌طوری‌که در افق ۲۰۷۶-۲۱۰۰ دبی ۵۰ ساله از حدود ۲۳۰۰ مترمکعب بر ثانیه در دوره پایه به حدود ۳۴۵۰ مترمکعب بر ثانیه دوره ۲۰۷۶-۲۰۸۱ تحت سناریوی SSP585 و دبی ۱۰۰ ساله از حدود ۳۵۰۰ مترمکعب بر ثانیه به نزدیک ۵۹۰۰ مترمکعب بر ثانیه دوره ۲۰۷۶-۲۱۰۰ تحت سناریوی SSP245 افزایش یافته است که به‌ترتیب افزایشی در حدود ۵۰ و ۶۸ درصد را نشان می‌دهد. این نتایج بیانگر تشدید قابل توجه خطر سیلاب‌های حدی و مخرب در آینده است. همچنین تحلیل توزیع ماهانه رخدادها (شکل ۸) نشان داد که سیلاب‌های حدی عمدتاً در اواخر زمستان و اوایل بهار رخ می‌دهند و ماه مارس بیشترین فراوانی وقوع را در تمامی دوره‌های بازگشت دارد که نقش بارش‌های فصلی را در شکل‌گیری سیلاب‌های منطقه تأیید

می‌کند.

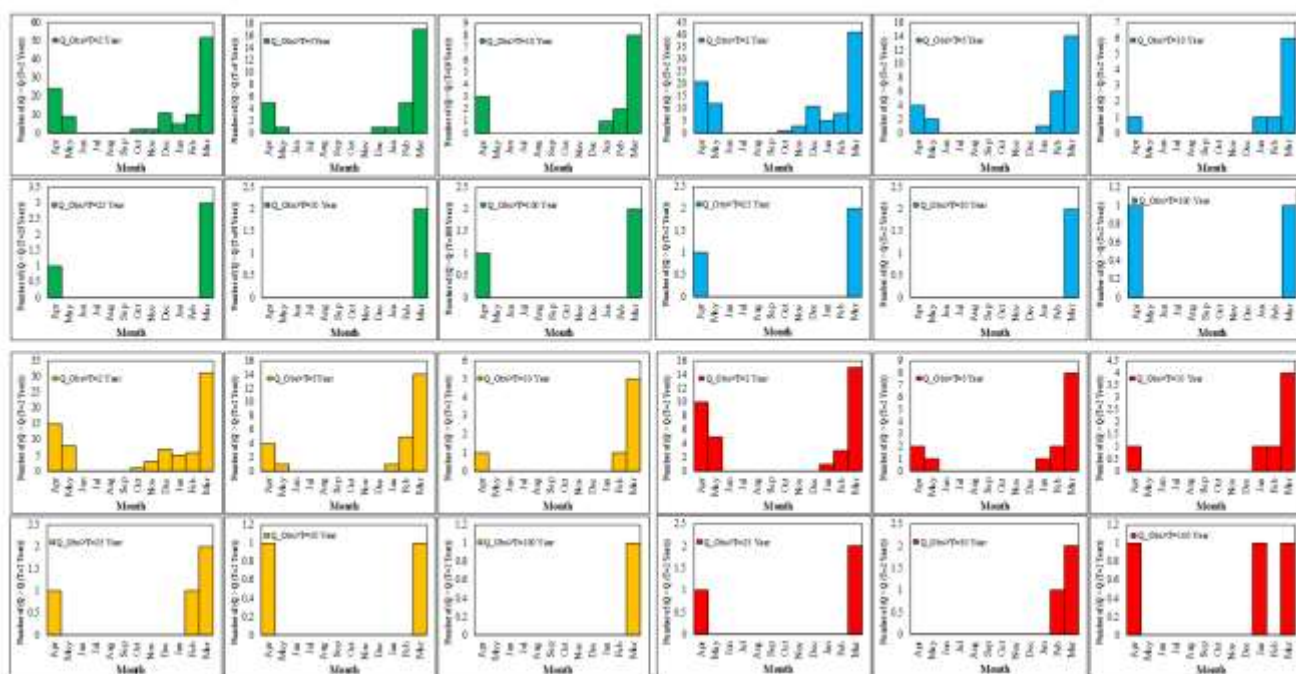
بررسی توزیع ماهانه رخدادهای حدی دبی در دوره‌های آینده (۲۰۲۶-۲۰۵۰، ۲۰۵۱-۲۰۷۵ و ۲۰۷۶-۲۱۰۰) تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم شامل SSP126، SSP245، SSP370 و SSP585 (شکل‌های ۹ تا ۱۱) نشان داد که الگوی زمانی وقوع سیلاب‌ها در حوضه آبریز پلدختر تا حد زیادی پایدار باقی می‌ماند و رخدادهای حدی همچنان عمدتاً در اواخر زمستان و اوایل بهار رخ می‌دهند. در تمامی سناریوها و دوره‌های بازگشت مورد بررسی، بیشترین فراوانی رخدادها در ماه مارس مشاهده شد و پس از آن ماه‌های فوریه و آوریل بیشترین سهم را در وقوع سیلاب‌های حدی داشتند. این نتایج بیانگر آن است که فرآیندهای هیدرواقليمی حاکم بر منطقه، شامل بارش‌های سنگین زمستانه و ذوب برف، همچنان مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده سیلاب‌های شدید در آینده خواهند بود. همچنین با افزایش دوره بازگشت از ۲ به ۱۰۰ سال، تعداد رخدادها کاهش یافته اما تمرکز زمانی آن‌ها در ماه‌های مذکور افزایش می‌یابد، به‌طوری‌که رخدادها با دوره بازگشت بلندتر عمدتاً در بازه زمانی محدودتری از سال رخ می‌دهند.



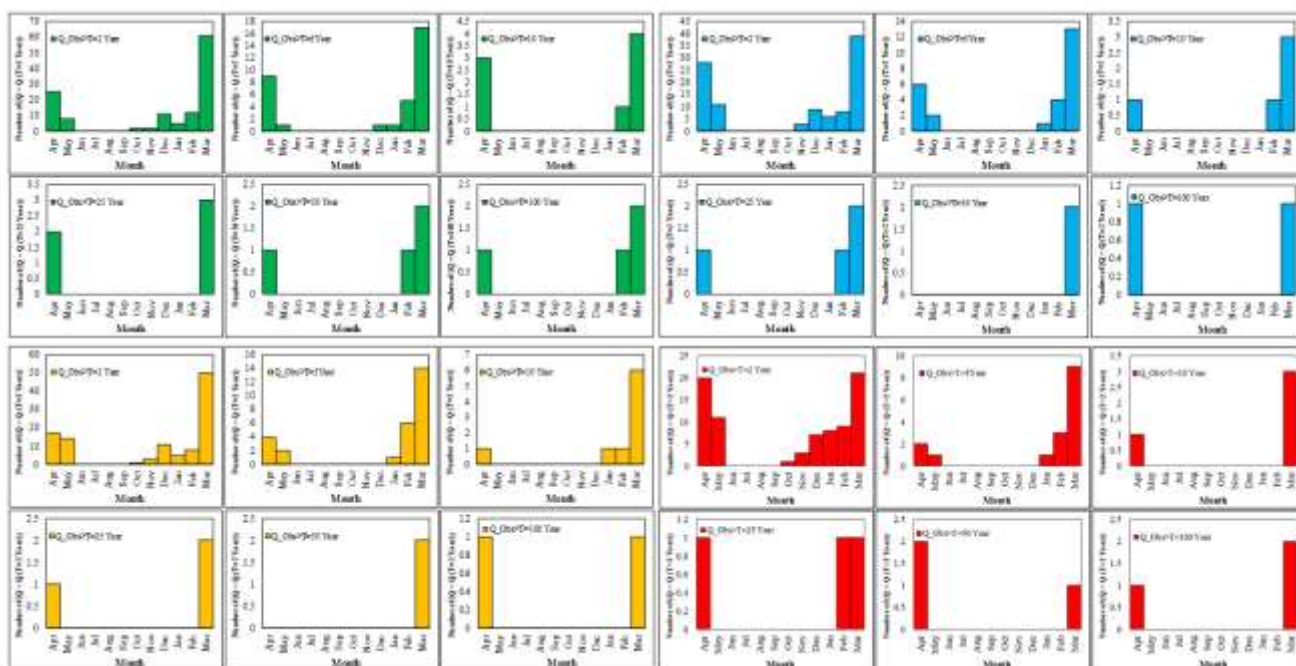
شکل ۸- فراوانی سیلاب با دوره بازگشت‌های مختلف در دوره مشاهداتی (۱۹۸۵-۲۰۱۴) به تفکیک ماه - ایستگاه آب‌سنجی پلدختر

مقایسه سناریوهای مختلف تغییر اقلیم نشان داد که با حرکت از سناریوهای کم‌انتشار به سمت سناریوهای پراشتار، تغییرات محسوسی در شدت، فراوانی و الگوی زمانی رخدادهای حدی ایجاد می‌شود. در سناریوی SSP126، رخدادها از توزیع زمانی نسبتاً پایدارتر و شدت کمتری برخوردار هستند، در حالی که در سناریوهای SSP370 و به‌ویژه SSP585، فراوانی و شدت سیلاب‌های حدی افزایش یافته و تمرکز رخدادها در ماه‌های بحرانی بیشتر می‌شود.

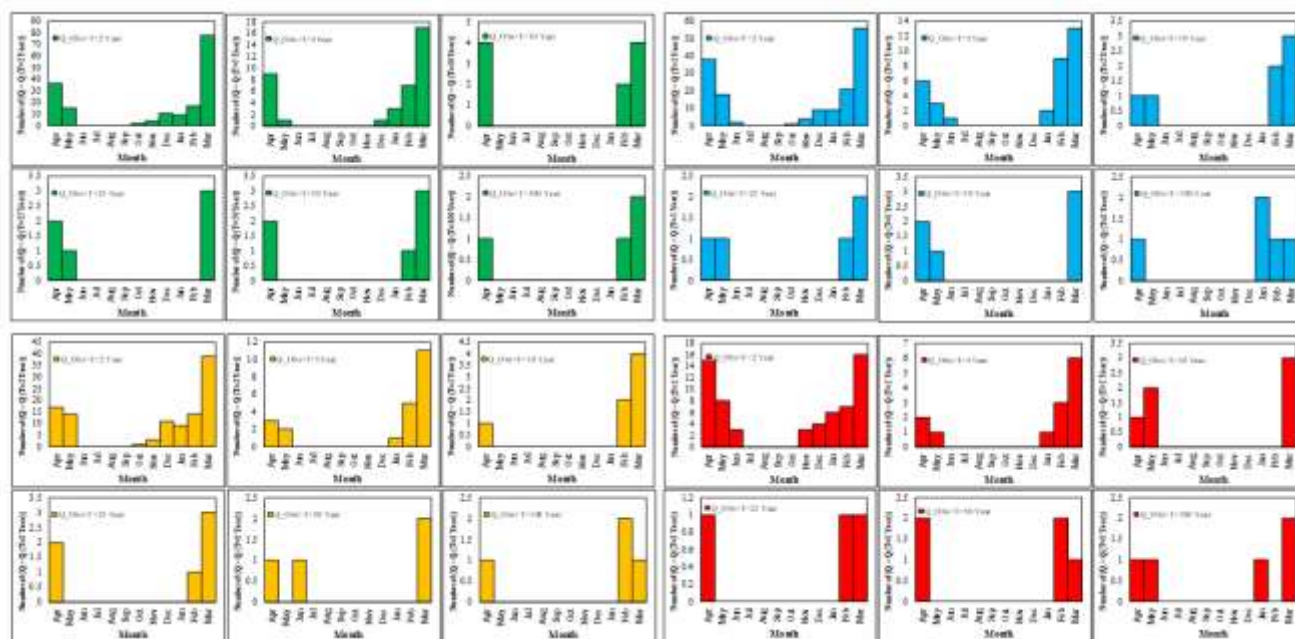
علاوه بر این، در دوره میانی و انتهایی قرن بیست‌ویکم، دامنه زمانی وقوع برخی رخدادهای حدی گسترش یافته و احتمال وقوع سیلاب در بخش بیشتری از فصل مرطوب مشاهده می‌شود. این موضوع نشان می‌دهد که تغییر اقلیم علاوه بر افزایش بزرگی سیلاب‌ها، می‌تواند زمان‌بندی وقوع آن‌ها را نیز تحت تأثیر قرار دهد.



شکل ۹- توزیع ماهانه فراوانی رخدادهای دبی با دوره‌های بازگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله در دوره آینده (۲۰۲۶-۲۰۵۰) تحت چهار سناریوی تغییر اقلیم (سبز: SSP1-2.6، آبی: SSP2-4.5، نارنجی: SSP3-7.0 و قرمز: SSP5-8.5)



شکل ۱۰- توزیع ماهانه فراوانی رخدادهای دبی با دوره‌های بازگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله در دوره آینده (۲۰۷۵-۲۰۵۱) تحت چهار سناریوی تغییر اقلیم (سبز: SSP1-2.6، آبی: SSP2-4.5، نارنجی: SSP3-7.0 و قرمز: SSP5-8.5)



شکل ۱۱- توزیع ماهانه فراوانی رخدادهای دبی با دوره‌های بازگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله در دوره آینده (۲۱۰۰-۲۰۷۶) تحت چهار سناریوی تغییر اقلیم (سبز: SSP1-2.6، آبی: SSP2-4.5، نارنجی: SSP3-7.0 و قرمز: SSP5-8.5)

در مجموع، نتایج بیانگر آن است که اگرچه الگوی فصلی سیلاب‌ها در حوضه پلدختر حفظ خواهد شد، اما افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای منجر به تشدید رخدادهای حدی، افزایش ریسک سیلاب و فشار بیشتر بر زیرساخت‌های آبی و سازه‌های حفاظتی منطقه در آینده خواهد شد. نتایج این پژوهش با مطالعه خزائی (۱۳۹۷) در حوضه باتاوه کارون همخوانی دارد و هر دو نشان می‌دهند که تغییر اقلیم موجب افزایش قابل توجه دبی سیلاب‌ها، به‌ویژه در رخدادهای حدی، می‌شود. همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که تغییر اقلیم موجب افزایش قابل توجه دبی سیلاب‌های طراحی، به‌ویژه در دوره‌های بازگشت بلندمدت، می‌شود که با نتایج مطالعات پیشین همخوانی دارد (Alfieri et al., 2015). نشان دادند که تحت سناریوهای تغییر اقلیم، شدت و فراوانی سیلاب‌های حدی در بسیاری از حوضه‌های اروپا افزایش می‌یابد. همچنین، Dankers et al. (2014) گزارش کردند که افزایش بارش‌های حدی ناشی از گرمایش جهانی، منجر به افزایش دبی‌های با دوره بازگشت بلند و تشدید خطر سیلاب خواهد شد. همچنین، نتایج این پژوهش با مطالعه (Meresa et al., 2022) مطابقت دارد که با استفاده از مدل‌های CMIP6 و مدل‌های هیدرولوژیکی، افزایش معنی‌دار فراوانی سیلاب و دبی‌های حدی را در آینده گزارش کردند. اثر تغییر اقلیم در سیلاب‌های با دوره بازگشت بالا (مانند ۵۰ و ۱۰۰ ساله) شدیدتر از رخدادهای معمول است. در مجموع، نتایج بیانگر افزایش خطر سیلاب‌های شدید در آینده بوده و نشان می‌دهد استفاده از داده‌های گذشته در طراحی سازه‌های هیدرولیکی می‌تواند منجر به کم‌برآوردی خطر شود. بنابراین، لحاظ سناریوهای تغییر اقلیم در طراحی، مدیریت سیلاب و برنامه‌ریزی منابع آب ضروری است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، به‌منظور ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر رژیم سیلابی حوضه آبریز پلدختر، ابتدا خروجی خام بارش مدل‌های اقلیمی CMIP6 با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین XGBoost اصلاح ارزیابی شد و سپس با بهره‌گیری از مدل هیدرولوژیکی هوشمند ANFIS-PSO، دبی روزانه حوضه شبیه‌سازی گردید. نتایج نشان داد که روش XGBoost عملکرد بسیار مناسبی در کاهش خطاهای سیستماتیک مدل‌های اقلیمی دارد؛ به‌طوری که مقادیر MAE و RMSE به‌طور محسوسی کاهش یافته و شاخص‌های کارایی شامل ضریب همبستگی، NSE و KGE بهبود قابل توجهی یافتند. همچنین، استفاده از رویکرد ترکیب چندمدلی (MME) همراه با XGBoost موجب کاهش عدم قطعیت مدل‌های منفرد و افزایش قابلیت اعتماد پیش‌بینی‌های اقلیمی شد. ارزیابی عملکرد مدل ANFIS-PSO نیز نشان داد که این مدل از توانایی مطلوبی در بازسازی و پیش‌بینی جریان رودخانه برخوردار است و می‌تواند تغییرات دبی را با دقت قابل قبول شبیه‌سازی کند. بر این اساس، مدل توسعه‌یافته برای شبیه‌سازی دبی آینده تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم شامل SSP126، SSP245، SSP370 و SSP585 در سه دوره زمانی ۲۰۲۶-۲۰۵۰، ۲۰۵۱-۲۰۷۵ و ۲۰۷۶-۲۱۰۰ به‌کار گرفته شد. نتایج تحلیل فراوانی سیلاب با استفاده از

توزیع لوگ‌پیرسون نوع سوم نشان داد که تغییر اقلیم اثر معنی‌داری بر بزرگی سیلاب‌ها خواهد داشت و شدت این تأثیر با افزایش دوره بازگشت بیشتر می‌شود. بررسی دبی‌های متناظر با دوره‌های بازگشت مختلف نشان داد که اگرچه تغییرات سیلاب‌های با دوره بازگشت کوتاه محدودتر است، اما در سیلاب‌های حدی، به‌ویژه برای دوره‌های بازگشت ۵۰ و ۱۰۰ ساله، افزایش قابل توجهی در دبی‌های اوج رخ می‌دهد. در افق انتهایی قرن (۲۰۷۶-۲۱۰۰) و تحت سناریوهای پراشتار SSP370 و SSP585، دبی سیلاب ۱۰۰ ساله تا حدود ۶۸ درصد نسبت به دوره پایه افزایش یافت که بیانگر تشدید خطر وقوع سیلاب‌های مخرب در آینده است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای می‌تواند به افزایش فراوانی و شدت رخدادهای حدی هیدرولوژیکی منجر شود. نتایج تحلیل زمانی رخدادها سیلاب نیز بیانگر پایداری الگوی فصلی سیلاب‌ها در حوضه پلدختر است؛ به‌طوری‌که بیشترین فراوانی رخدادها همچنان در اواخر زمستان و اوایل بهار، به‌ویژه در ماه مارس، مشاهده شد. با این حال، در سناریوهای پراشتار و در دوره‌های میانی و انتهایی قرن، دامنه زمانی وقوع سیلاب‌ها گسترش یافته و احتمال رخداد آن‌ها در بخش بیشتری از فصل مرطوب افزایش می‌یابد. این موضوع بیانگر آن است که تغییر اقلیم علاوه بر افزایش بزرگی سیلاب‌ها، می‌تواند زمان‌بندی وقوع آن‌ها را نیز تحت تأثیر قرار دهد.

به‌طور کلی، نتایج این پژوهش در بررسی مطالعات مهندسی رودخانه از جمله طراحی سازه‌های هیدرولیکی، تعیین بستر و حریم رودخانه، نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب و برنامه‌های مدیریت ریسک را تحت شرایط اقلیمی آینده کاربردی است. همچنین بهره‌گیری از روش‌های نوین یادگیری ماشین در اصلاح آریبی مدل‌های اقلیمی و شبیه‌سازی هیدرولوژیکی می‌تواند ابزار مؤثری برای افزایش دقت پیش‌بینی و ارتقای تاب‌آوری سامانه‌های مدیریت منابع آب در برابر تغییر اقلیم باشد. زنجیره مدل‌سازی مورد استفاده در این مطالعه شامل مدل‌های اقلیمی، اصلاح آریبی، مدل بارش-رواناب و تحلیل فراوانی، به‌طور اجتناب‌ناپذیر با انتقال عدم قطعیت بین مراحل همراه است، اما با اصلاح آریبی با دقت مناسب، بهبود نتایج یا ترکیب مدل‌ها و واسنجی و اعتبارسنجی مدل‌ها، تلاش شد اثر این عدم قطعیت‌ها به حداقل برسد. با این حال، تحلیل کمی انتشار عدم قطعیت در کل زنجیره مدل‌سازی می‌تواند به‌عنوان یکی از موضوعات مهم برای پژوهش‌های آینده مورد توجه قرار گیرد.

ملاحظات اخلاقی

حامی مالی

این تحقیق هیچ کمک مالی خاصی از سازمان‌های تأمین مالی در بخش‌های عمومی، تجاری یا غیر انتفاعی دریافت نکرد.

مشارکت نویسندگان

نویسندگان به طور مساوی در کلیه مراحل طراحی و انجام پژوهش، گردآوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات

اعلامیه هوش مصنوعی مولد و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در فرایند نگارش

در این مقاله از هیچ نوع فناوری مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده نشده است.

بیانیه دسترسی به داده‌ها

داده‌هایی پژوهش حاضر از طریق درخواست از نویسندگان قابل دسترسی است.

سپاسگزاری

از داوران محترم به خاطر ارائه نظرهای ساختاری و علمی سپاسگزاری می‌شود.

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان از جعل داده‌ها، تحریف، سرقت ادبی و هرگونه تخلف اجتناب کردند و اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.



منابع

- پاریزی، اسماعیل، حسینی، سید موسی. (۱۴۰۱). تحلیل فراوانی سیلاب ۱۰۰ ساله در حوضه‌های آبریز ایران و بررسی عوامل تأثیرگذار بر آن. جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی. ۳۳ (۲). ۱۹-۳۸.
- خزائی، محمد رضا. (۱۳۹۷). ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر توزیع فراوانی رواناب‌های بیشینه حوضه توسط شبیه‌سازی پیوسته جریان. پژوهش آب ایران. ۱۱ (۱). ۹۳-۱۰۱.
- علی پور، حسن، سلاجقه، علی، مقدم نیا، علیرضا، خلیقی سیگارودی، شهرام، نساجی زواره، مجتبی. (۱۴۰۱). تحلیل فراوانی و شدت وقوع سیل تحت سناریوهای تغییر اقلیم در حوزه معرف امامه. مهندسی اکوسیستم بیابان، ۱۱ (۳۴)، ۱۲۷-۱۴۱.
- فلاح کلاکی، محمد، عزیزیان، اصغر، رضائی اعتدالی، هادی. (۱۴۰۴). ارزیابی عملکرد روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و روش‌های آماری سنتی در تصحیح آریبی داده‌های بارش مدل‌های اقلیمی CMIP6. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۶ (۱۱)، ۳۰۸۷-۳۱۰۶.
- مازندرانی زاده، حامد، فلاح کلاکی، محمد، عزیزیان، اصغر. (۱۴۰۲). شبیه‌سازی اثرات تغییر اقلیم بر رواناب با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (مطالعه موردی: حوضه آبریز طشک - بختگان). تحقیقات منابع آب ایران، ۱۸ (۴)، ۱-۱۸.
- مهری، یاسر، مهری، میلاد، سلطانی، جابر. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل‌های تلفیقی با کاربرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌سازی PSO و GA در مدل ANFIS برای پیش بینی ضریب انتشار آلاینده در رودخانه‌ها. ۱۰ (۱)، ۴۵-۵۹.
- نکوامال کرمانی، محمد، مساح بوانی، علیرضا، روزبهانی، عباس و محمدپور، محمد رضا. (۱۴۰۰). مقایسه عملکرد روش هیبرید دینامیکی - آماری با روش دینامیکی برای ریزمقیاس نمایی داده‌های بارش CMIP5. تحقیقات منابع آب ایران، ۱۷ (۴)، ۱۰۱-۱۱۴.

REFERENCES

- Alfieri, L., Bisselink, B., Dottori, F., Naumann, G., de Roo, A., Salamon, P., ... & Feyen, L. (2017). Global projections of river flood risk in a warmer world. *Earth's Future*, 5(2), 171-182.
- Alfieri, L., Burek, P., Feyen, L., & Forzieri, G. (2015). Global warming increases the frequency of river floods in Europe. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(5), 2247-2260
- Alipour, H., Salajegheh, A., Moghaddamnia, A., Khalighi, S., & Nassaji, M. (2022). Analyzing the Floods' Frequency and Severity under Climate Change Scenarios: A Case Study of Enameh Watershed. *Desert Ecosystem Engineering*, 11(34), 127-141. (In Persian)
- Almazroui M, Saeed F, Saeed S, Islam MN, Ismail M, Klutse NAB, Siddiqui MH (2020) Projected change in temperature and precipitation over Africa from CMIP6. *Earth Systems and Environment*. 4(3):455-475
- Aryal A, Shrestha S, Babel MS (2019) Quantifying the sources of uncertainty in an ensemble of hydrological climate-impact projections. *Theoretical and Applied Climatology*. 135(1/2):193-209
- Blöschl, G., Hall, J., Viglione, A., Perdigão, R. A., Parajka, J., Merz, B., ... & Živković, N. (2019). Changing climate both increases and decreases European river floods. *Nature*, 573(7772), 108-111.
- Boutaba, R., Salahuddin, M. A., Limam, N., Ayoubi, S., Shahriar, N., Estrada-Solano, F., & Caicedo, O. M. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications and research opportunities. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 1-99. <https://doi.org/10.1186/s13174-018-0087-2>
- Chen, T. Guestrin, C. (2016) XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining; Association for Computing Machinery: New York, NY, USA, pp. 785-794.
- Dankers, R., Arnell, N. W., Clark, D. B., Falloon, P. D., Fekete, B. M., Gosling, S. N., ... & Wisser, D. (2014). First look at changes in flood hazard in the Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project ensemble. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 111(9), 3257-3261.
- Dey, S., Zahid, S. T., Dey, S., Rahaman, K. M. A., & Islam, A. S. (2025). Regional flood frequency analysis in Northeastern Bangladesh using L-moments for peak discharge estimation at various return periods in ungauged catchments. *Water*, 17(12), 1771.
- Eberhart R, Kennedy J (1995) A new optimizer using particle swarm theory. In MHS'95. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science (pp. 39-43) .
- Fallah Kalaki, M., Azizian, A., & Ramezani Etedali, H. (2026). Performance Evaluation of Machine Learning and Traditional Statistical Approaches in Bias Correction of CMIP6 Precipitation Data. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 56(11), 3087-3106. (In Persian)
- Fang, G., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. 2015. Comparing bias correction methods in downscaling

- meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559.
- Heshmati, S., Nazari, B., & Nikoo, M. R. (2025). Enhancing accuracy in streamflow prediction under climate change scenarios based on an integrated machine learning–metaheuristic optimization approach. *Journal of Water and Climate Change*, jwc2025499.
- Hirabayashi, Y., Mahendran, R., Koirala, S., Konoshima, L., Yamazaki, D., Watanabe, S., ... & Kanae, S. (2013). Global flood risk under climate change. *Nature climate change*, 3(9), 816-821.
- Hirabayashi, Y., Tanoue, M., Sasaki, O., Zhou, X., & Yamazaki, D. (2021). Global exposure to flooding from the new CMIP6 climate model projections. *Scientific reports*, 11(1), 3740.
- Hosseini, S. M. (2022). Frequency Analysis and Investigation of the Factors Affecting 100-yr Peak-Flood in Iran's Watersheds. *Geography and Environmental Planning*, 33(2), 19-38. (In Persian)
- Jaiswal, R., Mall, R. K., Singh, N., Lakshmi Kumar, T. V., & Niyogi, D. (2022). Evaluation of bias correction methods for regional climate models: Downscaled rainfall analysis over diverse agroclimatic zones of India. *Earth and Space Science*, 9(2), e2021EA001981.
- Jang J. S (1993) ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.
- Khan, M. I., Khan, F. A., Khan, A. U., Ullah, B., Ghanim, A. A., Al-Areeq, A. M., & Bakheit Taha, A. T. (2025). Future precipitation patterns: investigating the IDF curve shifts under CMIP6 pathways. *Journal of Hydroinformatics*, 27(3), 357-380. <https://doi.org/10.2166/hydro.2025.092>
- KHAZAEI, M. (2018). Assessment of climate change impacts on annual maximum daily runoff distribution via continuous stream-flow simulation. (In Persian)
- Kim J H, Sung J H, Chung E S, Kim S U, Son M, Shiru M S (2021) Comparison of projection in meteorological and hydrological droughts in the Cheongmicheon Watershed for RCP4. 5 and SSP2-4.5. *Sustainability* 13(4):2066
- Kimura, Y., Yamazaki, D., & Hirabayashi, Y. (2023). Reduction of the uncertainty of flood hazard analyses under a future climate by integrating multiple SSP-RCP scenarios. *Authorea Preprints*.
- Kundzewicz, Z. W., Kanae, S., Seneviratne, S. I., Handmer, J., Nicholls, N., Peduzzi, P., ... & Sherstyukov, B. (2014). Flood risk and climate change: global and regional perspectives. *Hydrological Sciences Journal*, 59(1), 1-28.
- Li, H., Zhang, Y., Lei, H., & Hao, X. (2023). Machine learning-based bias correction of precipitation measurements at high altitude. *Remote Sensing*, 15(8), 2180.
- Mani, A., & Tsai, F. T. C. (2017). Ensemble averaging methods for quantifying uncertainty sources in modeling climate change impact on runoff projection. *Journal of Hydrologic Engineering*, 22(4), 04016067. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001487](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001487)
- Mazandarani Zadeh, H., Fallah Kalaki, M., & Azizian, A. (2023). Simulation of the effects of climate change on runoff using artificial neural network models and adaptive fuzzy neural inference system (Case study: tashk-Bakhtegan basin). *Iran-Water Resources Research*, 18(4), 1-18. (In Persian)
- Mehri Y, Mehri M, Soltani J (2020) Evaluation of combined Models with Optimization Approach of PSO and GA in ANFIS for Predicting of Dispersion Coefficient in Rivers. *Water and Irrigation Management*, 10(1), 45-59. (In Persian)
- Meresa, H., Tischbein, B., & Mekonnen, T. (2022). Climate change impact on extreme precipitation and peak flood magnitude and frequency: observations from CMIP6 and hydrological models. *Natural Hazards*, 111(3), 2649-2679.
- Moghaddamnia A, Gousheh M. G, Piri J, Amin S, Han D (2009) Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*, 32(1), 88-97.
- Nekooamal Kermani, M., Massah Bavani, A., Roozbahani, A., & Mohammadpur, M. R. (2022). Comparing the Performance of the Dynamic-Statistical Hybrid Method with the Dynamic Method for Downscaling of CMIP5 Precipitation Data. *Iran-Water Resources Research*, 17(4), 101-114. (In Persian)
- O'Neill BC, Tebaldi C, van Vuuren DP, et al. (2016) the scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development* 9:3461–82
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, 12, 2825-2830.
- Raju K S and Kumar D N 2020 Review of approaches for selection and ensembling of GCMs *J. Water Clim. Change* 11 577–99. <https://doi.org/10.2166/wcc.2020.128>



- Shetty, S., Umesh, P., & Shetty, A. (2023). The effectiveness of machine learning-based multi-model ensemble predictions of CMIP6 in Western Ghats of India. *International Journal of Climatology*, 43(11), 5029-5054. <https://doi.org/10.1002/joc.8131>
- Tanimu, B., Bello, A. A. D., Abdullahi, S. A., Ajibike, M. A., Yaseen, Z. M., Kamruzzaman, M., ... & Shahid, S. (2024). Comparison of conventional and machine learning methods for bias correcting CMIP6 rainfall and temperature in Nigeria: B. Tanimu et al. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(6), 4423-4452.
- Trenberth, K. E. (2011). Changes in precipitation with climate change. *Climate research*, 47(1/2), 123-138.
- Wang J, Hu L, Li D, Ren M (2020) Potential impacts of projected climate change under CMIP5 RCP scenarios on streamflow in the Wabash River Basin. *Advances in Meteorology* 2020:9698423
- Yahyazadeh Shourabi, K., Niksokhan, M. H., & Nikoo, M. R. (2025). Enhancing flood frequency predictions under climate change and uncertainty using machine learning model fusion and wavelet transform. *Earth Systems and Environment*, 1-23.