Journal of Geography and Planning
Online ISSN: 2717-3534 Print ISSN: 2008-8078
Homepage: https://geoplanning.tabrizu.ac.ir

Statistical Modeling and Analysis of Peak Flood Discharge in the Tang-e-Karzin Catchment Using Bootstrapping and Multiple Probability Distributions

Hamid Zeinli[1], **Heeva Elmizadeh**[2]✉

1. M.S. in Geomorphology, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran. E-mail: Zeinali68@kmsu.ac.ir
2. Corresponding Author, Department of Marine Geology, Faculty of Marine Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran. E-mail: Elmizadeh@kmsu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 27 May 2025
Revised: 18 August 2025
Accepted: 19 September 2025
Published: 29 July 2026

Keywords:
Flood hazards,
Bootstrapping,
Qareh-Aghaj River,
Uncertainty,
Hydrological modeling.

ABSTRACT

Flood frequency analysis and statistical modeling of peak discharge are essential for water resource management, hydraulic structure design, and flood hazard mitigation in semi-arid regions. This study analyzes the peak flood discharge of the Qareh-Aghaj River in the Tang-e-Karzin catchment, employing multiple probability distributions, including Gumbel Type 1, 2-parameter Gamma, 2- and 3-parameter Log-Normal, Generalized Pareto, Generalized Extreme Value (GEV), and Pearson Type 3. Parameters were estimated using methods of moments (MOM), maximum likelihood (MML), probability-weighted moments (PWM), and maximum entropy (ENT). To assess uncertainty in peak discharge predictions for return periods of 2 to 1,000 years, non-parametric bootstrapping with 1,000 random samples was applied. Peak discharge data were evaluated using foundational statistical tests: the runs test (z=0.025), Grubbs-Beck test (indicating an extreme flood event), Wald-Wolfowitz test (u=0.896), and Mann-Whitney test (p-value=0.6625), confirming data randomness, independence, and homogeneity. The Kolmogorov-Smirnov (K-S) test assessed goodness-of-fit, with the 2-parameter Log-Normal (K-S=0.089) and GEV (K-S=0.063, peak discharge 11,044.6 m³/s for a 1,000-year return period) distributions demonstrating superior performance. Bootstrapping generated 95% confidence intervals, reducing prediction uncertainty, particularly for these distributions. Comparisons using K-S and Anderson-Darling (A-D) criteria further confirmed their superiority. The findings validate bootstrapping as an effective tool for enhancing hydrological predictions and provide recommendations for designing flood-resilient structures and optimizing water resource management in the Tang-e-Karzin catchment. These results offer a foundation for flood management, hydraulic structure design, and water resource planning in this catchment and similar semi-arid regions.

Cite this article: Zeinli, H. & Elmizadeh, H. (2026). Statistical Modeling and Analysis of Peak Flood Discharge in the Tang-e-Karzin Catchment Using Bootstrapping and Multiple Probability Distributions. *Journal of Geography and Planning*, 30(97), 176-195. http//doi.org/10.22034/gp.2025.67538.3413

© The Author(s).
Publisher: University of Tabriz.
DOI: http//doi.org/10.22034/gp.2025.67538.3413

Introduction

Flood frequency analysis and statistical modeling of peak discharge are critical for water resource management, hydraulic structure design, and flood hazard mitigation in semi-arid regions (Al-Rawas et al., 2025). This study aims to analyze the peak flood discharge of the Qareh-Aghaj River in the Tang-e-Karzin catchment, employing multiple probability distributions and the bootstrapping method to assess prediction uncertainty. By integrating classical and modern approaches, the study seeks to identify the optimal probability distribution for peak discharge forecasting and provide recommendations for hydraulic structure design and water resource management in the Tang-e-Karzin catchment. The innovation of this research lies in its application of bootstrapping to reduce uncertainty and comprehensively evaluate distributions using multiple criteria, offering a model for similar catchments in semi-arid regions. The unique hydrological and climatic conditions of the Tang-e-Karzin catchment make it an ideal case study for evaluating advanced methods like bootstrapping in flood frequency analysis. The findings of this study serve as a foundation for flood management, hydraulic structure design, and water resource planning in this catchment and comparable semi-arid regions.

Materials and Methods

The Tang-e-Karzin catchment, covering approximately 4,500 km², is located in southern Iran within the Persian Gulf and Sea of Oman watershed. It features mountainous terrain with elevations exceeding 2,000 m and steep slopes, alongside downstream plains, imparting distinctive hydrological and geomorphological characteristics. Data for this study were obtained from the Fars Province Water and Electricity Organization, comprising annual peak discharge time series of the Qareh-Aghaj River at the Tang-e-Karzin hydrometric station over a 55-year period (1966–2021). These data were used for flood frequency analysis and peak discharge modeling across return periods from 2 to 1,000 years. To ensure data quality, four statistical tests were conducted. The runs test ($z=0.025$) confirmed data randomness. The Grubbs-Beck test ($kn=2.59103$) identified an outlier (extreme flood event). The Wald-Wolfowitz test ($u=0.896$, $z\alpha/2=1.96$) verified data independence and absence of trends, while the Mann-Whitney test (p-value=0.6625) confirmed data homogeneity. Non-parametric bootstrapping was employed to assess uncertainty in peak discharge predictions using probability distributions. This method involved random sampling with replacement from the peak discharge data to generate 1,000 new datasets. For each dataset, distribution parameters were re-estimated, and peak discharges for various return periods were calculated. The 95% confidence intervals (2.5th and 97.5th percentiles) were derived for peak discharges at each return period to evaluate prediction uncertainty (Kritidou et al., 2025). Analyses were performed using R software (packages fitdistrplus and boot) and Python for distribution modeling and bootstrapping. Results were subsequently analyzed.

Results

This study conducted flood frequency analysis and peak discharge modeling for the Qareh-Aghaj River at the Tang-e-Karzin station, utilizing seven probability distributions (Gumbel Type 1, 2-parameter Gamma, 2- and 3-parameter Log-Normal, Generalized Pareto, Generalized Extreme Value [GEV], and Pearson Type 3), various parameter estimation methods (MOM, MML, PWM, ENT), and bootstrapping to assess uncertainty. Basic statistical tests confirmed that the annual peak discharge data were suitable for flood frequency analysis. Randomness (runs test, $z=0.031$), independence (Wald-Wolfowitz, $u=0.912$), and homogeneity (Mann-Whitney, p-value=0.675) were verified, aligning with the prerequisites for frequency analysis. These findings are consistent with similar studies in semi-arid catchments of Iran (Tavakoli et al., 2024; Eslami et al., 2022), where peak discharge time series are typically random and independent. The modeling results indicated that the GEV and 2-parameter Log-Normal distributions outperformed others in predicting and modeling peak discharge, particularly for long return periods (100 to 1,000 years). Their ability to capture heavy-tailed distributions enabled higher peak discharge estimates compared to Gumbel Type 1 and 2-parameter Gamma. The GEV distribution, with a shape parameter ($k=-0.409$), exhibited greater flexibility in modeling heavy tails, while the 2-parameter Log-Normal was suitable for data with moderate skewness due to its simplicity and statistical stability. However, the Gumbel Type 1 distribution underperformed for long return periods, likely due to its limitations in modeling rare events, as reported in similar studies (Doust et al., 2024; Choubisa et al., 2024). Parameter estimation methods (MOM, MML, PWM, ENT) significantly influenced prediction accuracy. For the Gumbel Type 1 distribution, MML (K-S=0.139) and PWM (K-S=0.151) provided better fits than MOM (K-S=0.319) and ENT (K-S=0.226). Bootstrapping, with 1,000 random samples, effectively evaluated prediction uncertainty. The 95% confidence intervals for GEV and 2-parameter Log-Normal indicated high precision, whereas Gumbel Type 1 yielded narrower intervals but lower discharge estimates. The wider confidence interval for GEV compared to Log-Normal reflects GEV's sensitivity to heavy tails. Comparisons with similar studies suggest that GEV and 2-parameter Log-Normal distributions perform better in semi-arid catchments due to

variable hydrological regimes and high data skewness (Kubodana et al., 2025; Deng et al., 2025; Xiong et al., 2022).

Conclusion

This study demonstrates that GEV and 2-parameter Log-Normal distributions, particularly with MML and PWM estimation methods, are robust tools for predicting and modeling peak flood discharge in the Tang-e-Karzin catchment, which has significant geomorphological impacts (e.g., erosion, sedimentation, and channel changes). Bootstrapping reduced uncertainty arising from outliers, enhancing prediction accuracy. The results validate bootstrapping as an effective tool for improving hydrological forecasts and provide recommendations for designing flood-resilient structures and optimizing water resource management in the Tang-e-Karzin catchment. These findings contribute to a deeper understanding of the catchment's hydrological behavior and offer practical guidance for designing resilient structures, managing floods, and planning water resources. However, limitations such as limited data and the omission of climate change impacts highlight the need for future research with extended datasets and advanced methods. The findings can serve as a basis for flood management, hydraulic structure design, and water resource planning in this catchment and similar semi-arid regions. It is anticipated that these results will support effective policy-making for water resource management and flood risk reduction in semi-arid regions of Iran.

Keywords: Flood hazards, Bootstrapping, Qareh-Aghaj River, Uncertainty, Hydrological modeling.

جغرافیا و برنامه ریزی
شاپا چاپی: ۸۰۷۸-۲۰۰۸ شاپا الکترونیکی: ۳۵۳۴-۲۷۱۷
Homepage: https://geoplanning.tabrizu.ac.ir

مدل‌سازی آماری و تحلیل دبی اوج سیلاب در حوضه تنگ کارزین با استفاده از روش بوت‌استرپینگ و توزیع‌های احتمالاتی چندگانه

حمید زینلی[۱]، هیوا علمیزاده[۲]✉

۱. گروه زمین‌شناسی، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، ایران. رایانامه: Zeinali68@kmsu.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، دانشیار گروه زمین‌شناسی، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، ایران. رایانامه: Elmizadeh@kmsu.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۰۶
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۲۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۲۸
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۵/۰۷

کلیدواژه‌ها:
مخاطرات سیلاب،
بوت‌استرپینگ،
رودخانه قره‌آغاج،
عدم قطعیت،
مدل‌سازی هیدرولوژیکی.

چکیده

تحلیل فراوانی سیلاب و مدل‌سازی آماری دبی اوج برای مدیریت منابع آب، طراحی سازه‌های هیدرولیکی و کاهش مخاطرات سیل در مناطق نیمه‌خشک ضروری است. در این پژوهش با هدف تحلیل فراوانی دبی اوج سیلاب رودخانه قره‌آغاج در حوضه تنگ کارزین، توزیع‌های احتمالاتی شامل گامبل نوع ۱، گاما ۲ پارامتری، لوگ نرمال ۲ و ۳ پارامتری، پارتو تعمیم‌یافته، مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV) و پیرسون نوع ۳ با روش‌های برآورد پارامترهای گشتاورهای معمولی (MOM)، حداکثر درست‌نمایی (MML)، گشتاورهای وزن‌دار احتمالی (PWM) و حداکثر آنتروپی (ENT) مدل‌سازی شدند. برای ارزیابی عدم قطعیت در پیش‌بینی دبی اوج در دوره‌های برگشت ۲ تا ۱۰۰۰ سال، روش بوت‌استرپینگ با ۱۰۰۰ نمونه‌گیری تصادفی اعمال شد. هم‌چنین داده‌های دبی اوج با آزمون‌های آماری پایه (گردش، گروبز–بگ، والد–ولفوویتز، من–ویتنی) شامل گردش (z=0.025)، گروبز–بگ (شان‌دهنده رویداد سیلابی شدید)، والد–ولفوویتز (u=0.896) و من–ویتنی (p-value=0.6625) تحلیل شدند که تصادفی بودن، استقلال و همگنی داده‌ها را تأیید کردند. در ادامه آزمون کولموگروف–اسمیرنوف (K-S) برای ارزیابی نیکویی برازش استفاده شد و توزیع‌های لوگ نرمال ۲ پارامتری و GEV (دبی اوج ۱۱۰۴۴/۶ m^3/s در ۱۰۰۰ سال) بهترین برازش را نشان دادند (۰/۰۶۳ و ۰/۰۸۹ :K-S). بوت‌استرپینگ بازه‌های اطمینان ۹۵٪ را برای دبی اوج تولید کرد که نشان‌دهنده کاهش عدم قطعیت در پیش‌بینی‌ها به‌ویژه برای توزیع‌های مذکور بود. مقایسه معیارهای K-S و اندرسون–دارلینگ (A-D) نیز بر برتری این توزیع‌ها تأکید کرد. نتایج این مطالعه کاربرد روش بوت‌استرپینگ را به‌عنوان ابزاری مؤثر برای بهبود پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی تأیید می‌کند و توصیه‌هایی برای طراحی سازه‌های مقاوم در برابر سیلاب و مدیریت بهینه منابع آب در حوضه تنگ کارزین ارائه می‌دهد. نتایج این مطالعه می‌توانند به‌عنوان مبنایی برای مدیریت سیلاب، طراحی سازه‌های هیدرولیکی و برنامه‌ریزی منابع آب در این حوضه و سایر مناطق مشابه در اقلیم‌های نیمه‌خشک مورد استفاده قرار گیرند.

استناد: زینلی، حمید و علمیزاده، هیوا (۱۴۰۵). مدل‌سازی آماری و تحلیل دبی اوج سیلاب در حوضه تنگ کارزین با استفاده از روش بوت‌استرپینگ و توزیع‌های احتمالاتی چندگانه. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۳۰ (۹۷)، ۱۷۶–۱۹۵.
http//doi.org/10.22034/gp.2025.67538.3413

ناشر: دانشگاه تبریز.
© نویسندگان.

مقدمه

سیلاب‌ها به‌دلیل شدت، فراوانی، به‌عنوان یکی از مخرب‌ترین بلایای طبیعی، سالانه خسارات قابل‌توجهی به جوامع انسانی، زیرساخت‌ها، و اکوسیستم‌ها وارد می‌کنند (داس[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ گاردینی[2] و همکاران، ۲۰۲۳). در مناطق با اقلیم متغیر و نیمه‌خشک مانند ایران، که با الگوهای بارش نامنظم و تغییرات اقلیمی مواجه هستند، تحلیل دقیق دبی اوج سیلاب برای مدیریت منابع آب، طراحی سازه‌های هیدرولیکی مانند سدها، پل‌ها و سیستم‌های زهکشی، و هم‌چنین مدیریت منابع آب و کاهش مخاطرات سیل از اهمیت حیاتی برخوردار است. مخاطره سیلاب یکی از چالش‌های اصلی در مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی زیرساخت‌ها در مناطق مستعد مانند ایران می‌باشد (سعیدی‌مفرد و همکاران، ۱۴۰۱؛ غانم[3] و همکاران، ۲۰۲۴؛ قبادی و همکاران، ۲۰۲۴). از جمله محدودیت‌های کلیدی در تحلیل فراوانی سیلاب، کمبود داده‌های هیدرولوژیکی باکیفیت و بلندمدت است که دقت برآوردها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. داده‌های دبی اوج اغلب به‌صورت سری‌های زمانی سالانه با حجم محدود در دسترس هستند، که می‌تواند به ناهمگنی، داده‌های پرت، یا عدم قطعیت در برآوردهای آماری منجر شود (جباری و همکاران، ۱۴۰۲؛ هساکی[4] و همکاران، ۲۰۲۵؛ امران[5] و همکاران، ۲۰۲۵).

تحلیل فراوانی سیلاب، که به بررسی احتمال وقوع دبی‌های اوج در دوره‌های برگشت مختلف (مانند ۲ تا ۱۰۰۰ سال) می‌پردازد، یکی از روش‌های بنیادین در هیدرولوژی است (الرواس[6] و همکاران، ۲۰۲۵). این تحلیل معمولاً با استفاده از توزیع‌های احتمالاتی مانند گامبل نوع ۱، گاما، لوگ نرمال، پارتو تعمیم‌یافته، مقادیر حدی تعمیم‌یافته، و پیرسون نوع ۳ انجام می‌شود. هر یک از این توزیع‌ها ویژگی‌های خاصی دارند که برای مدل‌سازی داده‌های هیدرولوژیکی با رفتارهای مختلف مناسب هستند. با این حال، این روش‌ها به فرضیات خاصی درباره توزیع داده‌ها وابسته هستند و در مواجهه با داده‌های محدود یا ناهمگن ممکن است دقت کافی نداشته باشند (نمنیم[7] و همکاران، ۲۰۲۵؛ هوانگ[8] و همکاران، ۲۰۲۵؛ پوار[9] و همکاران، ۲۰۲۵). به‌عنوان مثال، توزیع گامبل نوع ۱ به دلیل سادگی و انطباق با داده‌های حداکثر سالانه، به‌طور گسترده در تحلیل فراوانی سیلاب استفاده شده است (اوکونوفا[10] و همکاران، ۲۰۲۲). این توزیع برای داده‌های حداکثر سالانه مناسب است، اما در دوره‌های برگشت طولانی ممکن است پیش‌بینی‌های غیرواقعی ارائه دهد. توزیع لوگ نرمال، به‌ویژه در شکل ۲ پارامتری، برای داده‌های با توزیع متقارن‌تر مناسب است، در حالی که توزیع مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV) برای مدل‌سازی رویدادهای حدی با دم‌های سنگین مناسب‌تر است، اما پیچیدگی محاسباتی آن می‌تواند در داده‌های محدود چالش‌برانگیز باشد. برای برآورد پارامترهای این توزیع‌ها، روش‌هایی مانند گشتاورهای معمولی (MOM)، حداکثر درست‌نمایی (MML)، گشتاورهای وزن‌دار احتمالی (PWM)، و در موارد خاص، حداکثر آنتروپی (ENT) به کار می‌روند. هر روش مزایا و معایب خود را دارد؛ برای مثال، MML در داده‌های با حجم بالا دقت بیشتری ارائه می‌دهد، در حالی که PWM برای داده‌های محدود یا ناهمگن مناسب‌تر است (گاندری[11] و همکاران، ۲۰۲۴؛ لمپری[12] و همکاران، ۲۰۲۴). با این حال، داده‌های هیدرولوژیکی اغلب با چالش‌هایی مانند حجم محدود نمونه، وجود داده‌های پرت، ناهمگنی، و عدم قطعیت در برآورد پارامترها مواجه هستند. این محدودیت‌ها می‌توانند دقت پیش‌بینی‌های دبی اوج را،

1. Das
2. Gardini
3. Ghanem
4. Hossaki
5. Imran
6. Al-Rawas
7. Nemnem
8. Huang
9. Pawar
10. Okonofua
11. Gandhre
12. Lymperi

به‌ویژه در دوره‌های برگشت طولانی که برای طراحی سازه‌های مقاوم در برابر سیلاب حیاتی هستند، کاهش دهند (لیو[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ مانتوانی[2] و همکاران، ۲۰۲۴).

بررسی سوابق تحقیقاتی نشان‌دهنده بهره‌گیری محققان از رویکردهای متنوع برای بررسی تحلیل فراوانی و مدل‌سازی آماری دبی اوج سیلاب است. شیخ‌کاظمی و همکاران (۱۳۹۹) و اسلامی و همکاران (۱۴۰۱) کارآمدی مدل‌های عددی و توزیع‌های احتمالاتی را در برآورد دبی اوج سیلاب نشان دادند. همچنین، اسلامی‌نژاد و همکاران (۱۴۰۰) و احمدی و نبی‌زاده (۱۴۰۲) با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته، توانایی روش‌های روش‌های نوین آماری را در بهبود دقت تحلیل فراوانی سیلاب در استان گلستان تأیید کردند. پناهی و همکاران (۱۴۰۲) نیز با بررسی پتانسیل وقوع سیل در حوضه گرگانرود تحت تأثیر تغییرات اقلیمی، اهمیت تحلیل توزیع‌های احتمالاتی چندگانه را برای پیش‌بینی دبی اوج سیلاب در آینده نشان دادند.

در دهه‌های اخیر، روش‌های آماری پیشرفته مانند روش بوت‌استرپینگ به‌عنوان رویکردی غیرپارامتریک برای برآورد فاصله اطمینان و تحلیل عدم قطعیت در پارامترهای آماری معرفی شده‌اند (کریتیدو[3] و همکاران، ۲۰۲۵). الجیدی[4] (۲۰۲۳) با بررسی عملکرد معیارهای مختلف ارزیابی برازش نشان داد که تلفیق معیارهای گرافیکی و عددی می‌تواند قابلیت اطمینان انتخاب توزیع‌های فراوانی را افزایش دهد. ساندریال[5] و همکاران (۲۰۲۳) در منطقه هیمالیا بر اهمیت تأثیر سیلاب‌های حدی بر خصوصیات آماری داده‌ها تأکید کرده‌اند و نشان دادند که این رویدادها می‌توانند در تحلیل‌های فراوانی تأثیرات قابل‌توجهی داشته باشند. این یافته‌ها برای تحلیل آماری سیلاب در حوضه‌های کوهستانی خشک از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. نیرینگ[6] و همکاران (۲۰۲۴) با تلفیق بوت‌استرپینگ و مدل‌های آماری، چارچوبی جامع برای تحلیل دبی اوج سیلاب و کمی‌سازی عدم قطعیت در حوضه‌های با داده‌های محدود ارائه کرده‌اند که بر اهمیت کاربرد همزمان توزیع‌های مختلف و تکنیک‌های نمونه‌گیری مجدد تأکید دارد. بشیرگنبد[7] و همکاران (۲۰۲۴) و هان[8] و همکاران (۲۰۲۵) به‌صورت جداگانه نشان دادند که انتخاب مناسب توزیع های فراوانی سیلاب بر دقت تحلیل فراوانی و برآورد دبی‌های حدی تأثیر قابل‌توجهی دارد. از سوی دیگر، انتخاب توزیع احتمالاتی مناسب نقش مهمی در دقت تحلیل فراوانی دارد. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که استفاده از آزمون‌های چندگانه مانند کولموگروف–اسمیرنوف (K–S)، اندرسون–دارلینگ (A–D) و شاپیرو–ویلک می‌تواند به انتخاب توزیع بهینه کمک کند (توتارو[9] و همکاران، ۲۰۲۴). جیو[10] و همکاران (۲۰۲۵) با ترکیب مدل هیدرولیکی دوبعدی و توزیع‌های احتمالاتی، خطای پیش‌بینی را در رودخانه‌های متناوب تا ۴۰ درصد کاهش دادند. یافته‌های فوردور[11] و همکاران (۲۰۲۵) نیز حاکی از آن است که یادگیری انتقالی و تنظیم بهینه نرخ یادگیری، عملکرد توزیع‌های احتمالاتی در مدل‌های ترکیبی را در حوضه‌های با داده‌های محدود بهبود می‌بخشد. از سوی دیگر، ژو و ماریسانی[12] (۲۰۲۵) با معرفی شبکه‌های کولموگورف–آرنولد، چارچوبی نوآورانه در زمینه مدل‌سازی دبی اوج سیلاب در شرایط کم‌داده ارائه کرده‌اند.

جمع‌بندی پژوهش‌ها نشان می‌دهد که ترکیب روش بوت‌استرپینگ با توزیع‌های احتمالاتی چندگانه و استفاده از معیارهای ارزیابی متنوع می‌تواند به‌طور مؤثری عدم قطعیت در برآوردهای هیدرولوژیکی را کاهش داده و دقت تحلیل فراوانی سیلاب را به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای بهبود بخشد، اما این رویکرد تلفیقی در مطالعات داخلی کمتر مورد بررسی قرار گرفته است. شکاف

1. Liu
2. Mantovani
3. Kritidou
4. Al-Juaidi
5. Sundriyal
6. Nearing
7. Bashirgonbad
8. Han
9. Totaro
10. Guo
11. Fordjour
12. Zhao and Marsani

پژوهشی در این زمینه به‌ویژه در حوضه تنگ کارزین مشهود است. اکثر مطالعات پیشین در ایران بر حوضه‌های بزرگ‌تر مانند کارون یا زاینده‌رود متمرکز بوده‌اند (کرمی و همکاران، ۱۴۰۱ و رجبی و همکاران، ۱۴۰۱). با این حال، حوضه تنگ کارزین به دلیل ویژگی‌های هیدرولوژیکی خاص، از جمله شیب تند، بارش‌های فصلی شدید، و تأثیرات فعالیت‌های انسانی، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. همچنین اکثر مطالعات پیشین در این منطقه از روش‌های کلاسیک مانند توزیع گامبل یا لوگ نرمال استفاده کرده‌اند، اما کمتر به ارزیابی عدم قطعیت با روش‌های مدرن مانند بوت‌استرپینگ پرداخته‌اند. این شکاف پژوهشی، همراه با نیاز روزافزون به پیش‌بینی‌های دقیق برای مدیریت سیلاب در مناطق در معرض خطر، ضرورت انجام مطالعه‌ای جامع در این حوضه را برجسته می‌کند.

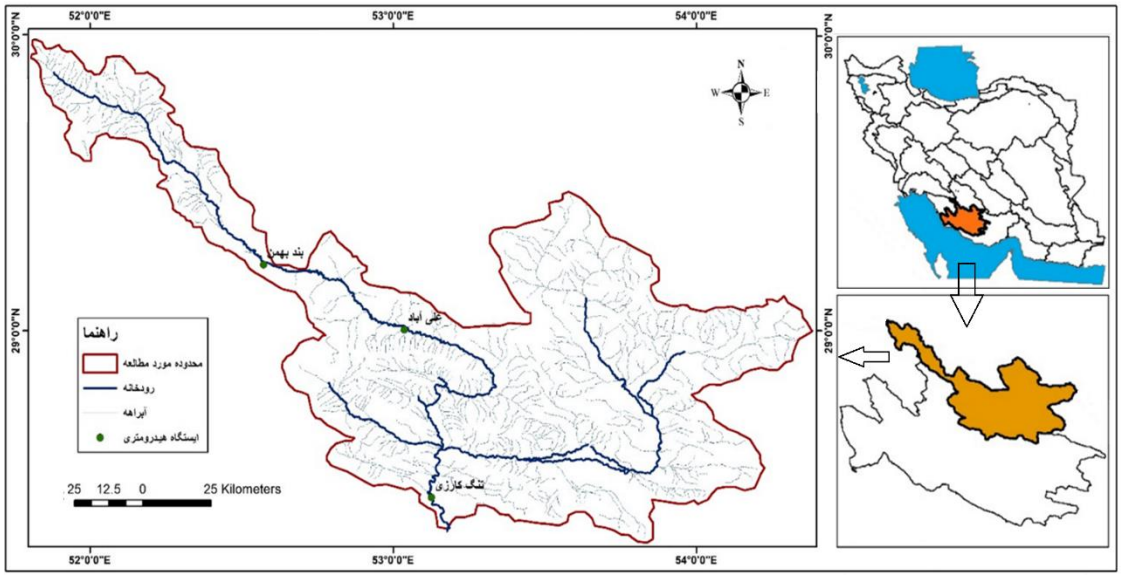
ضرورت مطالعه از چند جهت قابل‌توجه است. اول، پیش‌بینی دقیق دبی اوج برای طراحی سازه‌های هیدرولیکی مانند سدها و سیستم‌های زهکشی در حوضه تنگ کارزین حیاتی است، زیرا سیلاب‌های مخرب می‌توانند خسارات اقتصادی و زیست‌محیطی قابل‌توجهی ایجاد کنند. دوم، با توجه به تغییرات اقلیمی، الگوهای بارش و دبی در این منطقه در حال تغییر هستند، که نیاز به مدل‌های به‌روز و مقاوم در برابر عدم قطعیت را افزایش می‌دهد. سوم، نتایج این مطالعه می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر حوضه‌های مشابه در مناطق نیمه‌خشک ایران و جهان مورد استفاده قرار گیرد.

در حوضه تنگ کارزین، واقع در جنوب ایران، وقوع سیلاب‌های فصلی به دلیل بارش‌های شدید و ویژگی‌های توپوگرافیکی (مانند شیب تند و خاک‌های با نفوذپذیری پایین) به یک تهدید دائمی تبدیل شده است. ایستگاه تنگ کارزین، به‌عنوان یک نقطه کلیدی برای پایش دبی اوج رودخانه قره‌آغاج، داده‌های ارزشمندی برای تحلیل فراوانی سیلاب و مدل‌سازی دبی اوج فراهم می‌کند، که می‌تواند به برنامه‌ریزی و مدیریت بهتر منابع آب در این حوضه کمک کند. با این حال، پیش‌بینی دقیق دبی اوج سیلاب در این حوضه با چالش‌های متعددی مواجه است که ضرورت انجام مطالعه‌ای جامع و مدرن را برجسته می‌کند. هدف این مطالعه، تحلیل فراوانی دبی اوج سیلاب رودخانه قره‌آغاج در حوضه تنگ کارزین با استفاده از توزیع‌های احتمالاتی چندگانه و روش بوت‌استرپینگ برای ارزیابی عدم قطعیت در پیش‌بینی‌هاست. این مطالعه با ترکیب روش‌های کلاسیک و مدرن، به دنبال شناسایی بهترین توزیع احتمالاتی برای پیش‌بینی دبی اوج و ارائه توصیه‌هایی برای طراحی سازه‌های هیدرولیکی و مدیریت منابع آب در حوضه تنگ کارزین است. نوآوری این پژوهش در استفاده از بوت‌استرپینگ برای کاهش عدم قطعیت و ارزیابی جامع توزیع‌ها با معیارهای چندگانه است، که می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر حوضه‌های مشابه در مناطق نیمه‌خشک مورد استفاده قرار گیرد. این ویژگی‌ها، همراه با شرایط هیدرولوژیکی و اقلیمی خاص حوضه تنگ کارزین، این منطقه را به یک مورد مطالعاتی ایده‌آل برای ارزیابی روش‌های مدرن مانند بوت‌استرپینگ در تحلیل فراوانی سیلاب تبدیل کرده است. نتایج این مطالعه می‌توانند به‌عنوان مبنایی برای مدیریت سیلاب، طراحی سازه‌های هیدرولیکی و برنامه‌ریزی منابع آب در این حوضه و سایر مناطق مشابه در اقلیم‌های نیمه‌خشک مورد استفاده قرار گیرند.

روش پژوهش

حوضه آبریز تنگ کارزین با مساحتی حدود ۴۵۰۰ کیلومتر مربع، در جنوب ایران و حوضه آبریز خلیج‌فارس و دریای عمان واقع شده است. این حوضه شامل مناطق کوهستانی با ارتفاعات بیش از ۲۰۰۰ متر و شیب تند و دشت‌های پایین‌دست است که ویژگی‌های هیدرولوژیکی و ژئومورفولوژیکی منحصربه‌فردی را به آن می‌بخشد (شکل ۱). این تنوع توپوگرافیکی، همراه با تغییرات فصلی در رژیم جریان رودخانه، پیچیدگی‌های هیدرولوژیکی خاصی را ایجاد می‌کند. به طوریکه در بخش‌های کوهستانی، رواناب سریع به‌دلیل شیب تند و خاک‌های سنگی غالب است، در حالی که در دشت‌های پایین‌دست، تجمع آب و تشکیل سیلاب‌های گسترده‌تر مشاهده می‌شود. رودخانه قره‌آغاج، در حوضه تنگ کارزین از کوه‌های زاگرس جنوبی سرچشمه می‌گیرد و یکی از رودخانه‌های مهم و دارای نقش کلیدی در تأمین آب کشاورزی، شرب و مدیریت منابع آب منطقه می‌باشد. این حوضه به دلیل بارش‌های فصلی شدید، به‌ویژه در فصول پاییز و زمستان، مستعد وقوع سیلاب‌های ناگهانی (مانند ۱۳۵۱، ۱۳۶۵

و ۱۳۷۶) است که می‌توانند خسارات قابل‌توجهی به زیرساخت‌ها، زمین‌های کشاورزی و سکونتگاه‌های اطراف وارد کنند. این ویژگی‌ها تحلیل دقیق دبی اوج را برای پیش‌بینی سیلاب و مدیریت منابع آب ضروری می‌سازند. ایستگاه هیدرومتری تنگ کارزین، به‌عنوان یکی از ایستگاه‌های کلیدی پایش دبی اوج در رودخانه قره‌آغاج عمل می‌کند. این ایستگاه در بخش میانی–پایین‌دست رودخانه قرار دارد و داده‌های دبی اوج سالانه را ثبت می‌کند، که برای تحلیل فراوانی سیلاب و طراحی سازه‌های هیدرولیکی مانند سدها، پل‌ها و سیستم‌های زهکشی ضروری هستند. منطقه تنگ کارزین با اقلیمی نیمه‌خشک و میانگین بارش سالانه حدود ۳۵۰ میلی‌متر مشخص می‌شود که عمدتاً در دوره‌های کوتاه و شدید رخ می‌دهد (زینلی، ۱۴۰۲). این الگوی بارش، همراه با خاک‌های با نفوذپذیری پایین و پوشش گیاهی محدود، رواناب سطحی را افزایش داده و خطر سیلاب را در محدوده مطالعاتی تشدید می‌کند.



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه

روش‌شناسی پژوهش

داده‌ها: داده‌های این مطالعه از سازمان آب و برق استان فارس اخذ گردید و شامل سری‌های زمانی دبی اوج سالانه رودخانه قره‌آغاج در ایستگاه هیدرومتری تنگ کارزین برای دوره ۵۵ ساله (۱۳۴۵–۱۴۰۰) است. این داده‌ها برای تحلیل فراوانی سیلاب و مدل‌سازی دبی اوج در دوره‌های برگشت ۲ تا ۱۰۰۰ سال استفاده شدند. برای اطمینان از کیفیت داده‌ها، چهار آزمون آماری پایه انجام شد. آزمون گردش[1] ($z=0.025$) تصادفی بودن داده‌ها را تأیید کرد. آزمون گروبز–بگ[2] ($kn=2.59103$) وجود داده پرت (سیلاب حدی) را نشان داد. آزمون والد–ولفوویتز[3] ($u=0.896$, $z_{a/2}=1.96$) استقلال داده‌ها و عدم وجود روند را تأیید کرد، و آزمون من–ویتنی[4] ($p\text{-value}=0.6625$) همگنی داده‌ها را نشان داد. این نتایج، کیفیت مناسب داده‌ها برای تحلیل فراوانی را تأیید کردند، اگرچه داده پرت شناسایی‌شده (سیلاب حدی سال ۱۳۶۵ با دبی ۶۴۰۹ مترمکعب بر ثانیه) در تحلیل‌های بعدی مد نظر قرار گرفت.

توزیع‌های احتمالاتی: برای مدل‌سازی دبی اوج، هفت توزیع احتمالاتی به کار رفت: گامبل نوع ۱، گاما ۲ پارامتری، لوگ نرمال ۲ و ۳ پارامتری، پارتو تعمیم‌یافته، مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV)، و پیرسون نوع ۳. این توزیع‌ها به دلیل کاربرد گسترده

1. Runs Test
2. Grubbs-Beck Test
3. Wald-Wolfowitz Test
4. Mann-Whitney Test

در تحلیل فراوانی سیلاب انتخاب شدند (گاندری[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ لمپری[2] و همکاران، ۲۰۲۴). هر توزیع با روش‌های برآورد پارامتر زیر مدل‌سازی شد:

گشتاورهای معمولی (MOM): برای محاسبه میانگین و واریانس داده‌ها.

حداکثر درست‌نمایی (MML): برای بهینه‌سازی تابع درست‌نمایی.

گشتاورهای وزن‌دار احتمالی (PWM): برای داده‌های با حجم محدود یا ناهمگن.

حداکثر آنتروپی (ENT): برای گامبل نوع ۱، به‌منظور کاهش عدم قطعیت در داده‌های پیچیده.

پارامترهای هر توزیع (مانند میانگین، انحراف معیار، یا شکل) برای دوره‌های برگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۰، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰ و ۱۰۰۰ سال محاسبه شدند (گاندری و همکاران، ۲۰۲۴؛ لمپری و همکاران، ۲۰۲۴). به‌عنوان مثال، برای توزیع لوگ نرمال ۲ پارامتری، پارامترهای Sigma و Mu با PWM به‌ترتیب ۰/۷۹۰ و ۶/۵۳۶ برآورد شدند.

روش بوت‌استرپینگ: بوت‌استرپینگ یک روش آماری مبتنی بر بازنمونه‌گیری است که برای برآورد ویژگی‌های توزیع یک آماره (مثل میانگین، واریانس، یا صدک‌ها) بدون نیاز به فرضیات پارامتریک قوی استفاده می‌شود. این روش به‌ویژه برای داده‌های محدود و داده‌هایی با ناهنجاری (مثل داده پرت سیلاب حدی) مناسب است، زیرا نیازی به فرض نرمال بودن یا توزیع خاص ندارد. در این مطالعه، بوت‌استرپینگ غیرپارامتریک برای ارزیابی عدم قطعیت در پیش‌بینی دبی اوج سیلاب با توزیع‌های احتمالاتی به‌کار رفت. این روش شامل نمونه‌گیری تصادفی با جایگذاری از داده‌های دبی اوج برای تولید ۱۰۰۰ مجموعه داده جدید بود. برای هر مجموعه، پارامترهای توزیع‌ها دوباره برآورد شدند و دبی اوج برای دوره‌های برگشت محاسبه شد. بازه‌های اطمینان ۹۵٪ (صدک‌های ۲/۵ و ۹۷/۵) برای دبی اوج در هر دوره برگشت تولید شدند تا عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها ارزیابی شود (شارما[3] و همکاران، ۲۰۲۵؛ کریتیدو و همکاران، ۲۰۲۵).

این روش به دلیل توانایی در مدیریت داده‌ها، به‌ویژه برای داده‌های محدود یا با داده پرت (مانند سیلاب‌های حدی) مناسب است. تحلیل‌ها با استفاده از نرم‌افزار R (بسته‌های fitdistrplus و boot) و Python برای مدل‌سازی توزیع‌ها و بوت‌استرپینگ انجام شدند. در نرم‌افزار R ، بسته fitdistrplus برای برآورد پارامترهای توزیع‌ها (محاسبه آماره‌های MOM، MML، PWM) و ارزیابی نیکویی برازش (K-S ، A-D) استفاده شد، در حالی که بسته boot برای اجرای الگوریتم بوت‌استرپینگ و تولید بازه‌های اطمینان به کار رفت. در Python ، کتابخانه‌های scipy.stats برای مدل‌سازی توزیع‌ها و محاسبه معیارهای نیکویی برازش (K-S، A-D، MAPE) و numpy برای مدیریت داده‌ها و محاسبات عددی استفاده شدند. این ابزارها به دلیل دقت و انعطاف‌پذیری در تحلیل‌های هیدرولوژیکی انتخاب شدند. برای ارزیابی برازش توزیع‌ها، دو معیار استفاده شدند:

آزمون کولموگروف–اسمیرنوف (K-S): برای مقایسه توزیع تجربی و نظری داده‌ها. مقدار بحرانی K-S در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ برابر ۰/۲۶۵ بود.

آزمون اندرسون–دارلینگ (A-D): برای تأکید بیشتر بر دم‌های توزیع، که در تحلیل رویدادهای حدی مانند سیلاب مهم است (هساکی و همکاران، ۲۰۲۵). هم‌چنین، معیارMAPE[4] برای ارزیابی خطای پیش‌بینی‌ها در دوره‌های برگشت مختلف محاسبه شد. این معیار به‌عنوان یک شاخص کاربرپسند برای مقایسه عملکرد توزیع‌ها به کار رفت. در نهایت نتایج حاصله تحلیل گردید.

1. Gandhre
2. Lymperi
3. Sharma
4. Mean Absolute Percentage Error

نتایج

برای اطمینان از کیفیت داده‌های دبی اوج سالانه رودخانه قره‌آغاج در ایستگاه تنگ کارزین، چهار آزمون آماری پایه انجام شد (جدول ۱). نتایج این آزمون‌ها به شرح زیر است:

آزمون گردش: آماره z = ۰/۰۳۱ با n_1 = ۱۱ (تعداد گردش‌های مثبت) و n_2 = ۲۱ (تعداد گردش‌های منفی) نشان‌دهنده تصادفی بودن داده‌هاست، که پیش‌نیاز تحلیل فراوانی است (p-value > ۰/۰۵). این نتیجه تأیید می‌کند که سری زمانی دبی اوج از الگوی تصادفی پیروی می‌کند، که برای تحلیل فراوانی مناسب است.

آزمون گردش با آماره Z = 0.031 و تعداد گردش‌های مثبت (n1 = 11) و تعداد گردش‌های منفی (n2 = 21)، تصادفی بودن داده‌ها را نشان می‌دهد (p-value > 0.05). این نتیجه تأیید می‌کند که سری زمانی دبی اوج از الگوهای غیرتصادفی یا روند مشخصی پیروی نمی‌کند و برای تحلیل فراوانی مناسب است.

آزمون گروبز–بگ: آماره G= ۲/۶۲۳ وجود یک داده پرت بالایی را در سری داده‌ها شناسایی کرد. بیشترین دبی ثبت‌شده مربوط به سال آبی ۶۶–۶۵ با مقدار ۶۴۰۹ مترمکعب بر ثانیه بوده که حدود ۶/۷ برابر میانگین بلندمدت (۹۵۱/۷ مترمکعب بر ثانیه) است. این داده پرت ناشی از این رویداد سیلابی حدی است که در تحلیل‌های بعدی با روش بوت‌استرپینگ مدیریت شد.

آزمون والد–ولفوویتز: آماره u = ۰/۹۱۲ با R_{bar} = ۴۶/۱۰۵ و مقدار بحرانی $z_{a/2}$ = ۱/۹۶ نشان داد که داده‌ها مستقل بوده و هیچ روند معنی‌داری در سری زمانی وجود ندارد (p-value > ۰/۰۵)؛ این نتیجه از پیش‌نیازهای مدل‌سازی آماری و تحلیل فراوانی است.

آزمون من–ویتنی: با p value = ۰/۶۷۵ و آماره z =۰/۴۵۱ ، همگنی داده‌ها تأیید شد، به این معنی که سری زمانی دبی اوج از دو زیرمجموعه آماری متفاوت تشکیل نشده است.

نتایج این آزمون‌ها نشان می‌دهند که داده‌های دبی اوج از نظر تصادفی بودن، استقلال، و همگنی برای تحلیل فراوانی مناسب هستند. با این حال، وجود یک داده پرت بالا (سیلاب حدی) نیاز به روش‌های مقاوم مانند بوت‌استرپینگ را برای مدیریت تأثیر آن بر مدل‌سازی توجیه می‌کند.

جدول ۱. نتایج آزمون‌های آماری پایه برای داده‌های دبی اوج

نوع آزمون	آماره و مقدار بحرانی		نتیجه
آزمون گردش	z=۰/۰۳۱	$z_{a/2}$=۱/۹۶	تصادفی بودن تأیید شد (p-value = 0.975)
گروبز–بگ	G= ۲/۶۲۳	G_{crit}= ۲/۸۰	یک داده پرت بالایی شناسایی شد (سیلاب حدی)
والد ولفویتز	R_{bar} =۴۶/۱۰۵	u =۰/۹۱۲	داده ها مستقل اند و روند ندارند (p-value = 0.819)
من–ویتنی	p value =۰/۶۷۵	z =۰/۴۵۱	همگنی تأیید شد

نتایج مدل‌سازی توزیع‌های احتمالاتی

هفت توزیع احتمالاتی (گامبل نوع ۱، گاما ۲ پارامتری، لوگ نرمال ۲ و ۳ پارامتری، پارتو تعمیم‌یافته، مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV)، و پیرسون نوع ۳ با روش‌های برآورد پارامتر گشتاورهای معمولی (MOM)، حداکثر درست‌نمایی (MML)، گشتاورهای وزن‌دار احتمالی (PWM)، و حداکثر آنتروپی (ENT) مدل‌سازی گردید و مقادیر دبی اوج برای دوره‌های برگشت ۲، ۵، ۱۰، ۲۰، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰، و ۱۰۰۰ سال محاسبه شد (جداول ۲ تا ۸). در ادامه، نتایج کلیدی هر توزیع تحلیل می‌شود:

جدول ۲. نتایج برازش توزیع گامبل نوع ۱

روش	MOM (a)	MOM (m)	MML (a)	MML (m)	PWM (a)	PWM (m)	ENT(a)	ENT(m)	
پارامتر	۸۸۵/۸۰	۴۷۸/۰۸	۵۸۱/۹۸	۷۹۹/۲۵	۶۱۰/۱۱	۶۳۶/۷۱	۸۸۵/۸۰	۴۷۸/۰۸	
دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۳۳۱/۸	۹۸۱/۴	۱۳۵۳/۱	۱۶۸۹/۹	۲۱۳۱/۴	۲۴۶۱/۸	۲۷۵۷/۶	۳۱۹۱/۳	۳۵۱۲/۹
روش حداکثر درستنمایی	۶۴۱/۹	۱۰۱۱/۶	۱۲۲۹/۴	۱۴۵۳/۶	۱۷۳۲/۴	۱۹۴۱/۸	۲۱۳۹/۵	۲۴۲۱/۱	۲۶۳۹/۴
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۴۹۶/۵	۶۷۸/۴	۱۰۵۱/۱	۱۱۷۹/۳	۱۳۵۹/۸	۱۴۹۸/۸	۱۶۴۶/۸	۱۸۱۱/۲	۱۹۱۹/۶
روش حداکثر آنتروپی	۴۳۲/۶	۱۱۱۴/۲	۱۴۶۵/۶	۱۸۱۹/۳	۲۲۵۸/۶	۲۵۶۵/۶	۲۸۸۹/۴	۳۲۷۴	۳۶۰۹/۴
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۵۹	MOM-ks=۰/۳۱۹		mml-KS=۰/۱۳۹		pwm-KS=۰/۱۵۱		ENT-ks=۰/۲۲۶		

توزیع گامبل نوع ۱: در این توزیع پارامترهای مکان (۴۸۵/۳ =ξ) و مقیاس (۲۶۸/۴ =α) با روش MML برآورد شدند. دبی اوج برای دوره‌های برگشت از ۶۴۱/۹ m³/s (۲ سال) تا ۲۶۳۹/۴ m³/s (۱۰۰۰ سال) متغیر بود. این توزیع، به دلیل سادگی و انطباق با داده‌های حداکثر سالانه، مقادیر معقولی ارائه داد، اما در دوره‌های برگشت طولانی (۵۰۰ و ۱۰۰۰ سال) پیش‌بینی‌های آن نسبت به توزیع‌های دیگر (مانند GEV) کمتر بود، که ممکن است به‌دلیل عدم توانایی در مدل‌سازی دم‌های سنگین باشد (جدول ۲).

جدول ۳. نتایج برازش توزیع گاما ۲ پارامتری

Alfa (MM)	Landa (MM)		Alfa (ML)		Landa (ML)	Alfa (PWM)		Landa (PWM)	
۰/۰۰۱	۰/۷۶۱		۰/۰۰۳		۱/۸۱۹	۰/۰۰۳		۱/۵۱۱	
دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۵۷۹/۴	۱۵۳۹/۸	۲۲۳۱/۸	۳۱۲۱/۳	۴۱۷۹/۵	۵۰۱۱/۲	۵۸۱۸	۶۹۱۹/۴	۷۷۴۹/۶
روش حداکثر درستنمایی	۷۷۳/۲	۱۴۱۹/۵	۱۸۶۹/۹	۲۳۰۹/۶	۲۸۴۳/۱	۳۲۴۹/۶	۳۶۴۹/۵	۴۱۷۳/۲	۴۵۶۹/۷
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۷۴۶/۱	۱۴۵۱/۴	۱۹۵۱/۵	۲۴۴۳/۴	۳۰۷۹/۶	۳۵۴۷/۶	۴۰۱۹/۶	۴۶۲۹/۳	۵۰۸۹/۳
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۵۹	MOM-ks=۰/۲۵۱				mml-KS=۰/۱۳۱		pwm-KS=۰/۱۵۷		

توزیع گاما ۲ پارامتری: با روش PWM، پارامترهای شکل (۱/۹۲ = k) و مقیاس (۲۹۸/۵ =θ) محاسبه شدند. دبی اوج از ۷۴۶/۱ m³/s (۲ سال) تا ۵۰۸۹/۳ m³/s (۱۰۰۰ سال) افزایش یافت. این توزیع برای داده‌های با چولگی مثبت مناسب بود و به دلیل انطباق با داده‌های چوله، عملکرد خوبی در دوره‌های متوسط داشت، اما در دوره‌های طولانی حساسیت به داده پرت نشان داد (جدول ۳).

جدول ٤. نتایج برازش توزیع لوگ نرمال ۲ پارامتری

Mu(MM)	Sigma(MM)		Mu (ML)		Sigma (ML)	Mu (PWM)		Sigma (PWM)	
۶/۴۵۱	۰/۹۰۱		۶/۵۴۲		۰/۷۲۳	۶/۵۲۹		۰/۷۸۱	
دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۶۱۱/۸	۱۳۲۹/۴	۲۰۱۱/۶	۲۷۸۲/۸	۴۰۶۰/۴	۵۲۲۰/۹	۶۵۵۲	۸۶۵۷	۱۰۵۲۱
روش حداکثر درستنمایی	۶۸۲/۶	۱۲۸۱/۱	۱۷۴۹/۵	۲۲۶۹/۳	۳۰۴۹/۷	۳۷۲۱/۵	۴۴۳۹/۱	۵۵۳۱/۵	۶۴۶۵/۲
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۶۸۰/۴	۱۳۳۴/۲	۱۸۸۳/۵	۲۵۳۳/۵	۳۴۸۴/۲	۴۳۱۳/۸	۵۲۶۲/۸	۶۶۶۵/۷	۷۹۱۹/۱
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۴۲	MOM-ks=۰/۱۷۲				mml-KS=۰/۰۶۹		pwm-KS=۰/۰۸۹		

توزیع لوگ نرمال ۲ پارامتری: دبی اوج در این توزیع انعطاف‌پذیری بالایی در مدل‌سازی داده‌های متقارن‌تر نشان داد. عملکرد قوی در دوره‌های متوسط و طولانی آن را برای کاربردهای عملی مناسب می‌کند (جدول ۴). با روش PWM،

پارامترهای σ= ۰/۷۹۰ و μ = ۶/۵۳۶ برآورد شدند. دبی اوج از ۶۸۰/۴ m³/s (۲ سال) تا ۷۹۱۹/۱ m³/s (۱۰۰۰ سال) متغیر بود. این توزیع به دلیل انعطاف‌پذیری در مدل‌سازی داده‌های با توزیع متقارن‌تر، عملکرد قوی‌ای به‌ویژه در دوره‌های برگشت متوسط (۱۰ تا ۲۰۰ سال) نشان داد.

جدول ۵. نتایج برازش توزیع پارتو تعمیم یافته

MOM(e)	MOM(a)	MOM(k)	Modmom(e)	Modmom(a)	Modmom(k)
۱۲۹/۹۳	۶۲۱/۷۸	−۰/۲۱۱	۸۰/۷۴	۷۱۱/۶۸	−۰/۱۷۹
MML(e)	MML(a)	MML(k)	L-M(e)	L-M(a)	L-M(k)
۱۵۵/۹۱	۴۵۱/۲۳	−۰/۰۸۹	۲۶۲/۴۴	۴۸۵/۴۱	−۰/۲۷۸

دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۶۱۱/۲	۱۳۴۵/۱	۲۰۱۱/۹	۲۸۰۴/۹	۴۰۵۲/۱	۵۱۷۸	۶۴۶۹/۱	۸۵۶۰/۷	۱۰۳۸۲/۷
روش گشتاور پیراسته	۶۰۹/۳	۱۳۸۲/۶	۲۰۳۶/۹	۲۸۷۶	۴۱۱۹/۹	۵۱۳۶/۹	۶۳۸۵/۶	۸۲۳۲/۴	۹۸۴۳/۱
روش حداکثر درستنمایی	۶۵۳/۹	۱۳۸۴/۶	۱۹۸۵/۵	۲۶۲۱/۶	۳۵۴۱/۳	۴۲۶۸	۵۰۴۶/۲	۶۱۶۸/۹	۷۰۸۷/۵
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۶۲۹	۱۲۳۹/۷	۱۸۴۵/۱	۲۵۶۹/۴	۳۷۶۹/۳	۴۹۱۷/۶	۶۳۱۱/۹	۸۶۴۲/۹	۱۰۷۱/۲
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۴۹	MOM-ks=۰/۱۷۱		Modmom-ks= ۰/۱۸۷		MML-ks= ۰/۱۳۹		pwm-KS=۰/۲۶۹		

توزیع پارتو تعمیم‌یافته: با روش PWM، دبی اوج از ۶۲۹ m³/s (۲ سال) تا ۱۰۷۱/۲ m³/s (۱۰۰۰ سال) محاسبه شد. این توزیع برای مدل‌سازی رویدادهای حدی مناسب بود، اما مقادیر آن در دوره‌های برگشت طولانی کمتر از لوگ نرمال بود، که نشان‌دهنده محدودیت در برآورد دم‌های سنگین است (جدول ۵).

جدول ٦. نتایج برازش توزیع مقادیر حدی تعمیم یافته

Loc(MML)	Sca(MML)	Sha(MML)	Loc(PWM)	Sca(PWM)	Sha(PWM)
۵۳۹/۲۷	۳۲۶/۴۵	۰/۳۵۳	۵۳۲/۳۳	۳۳۲/۹۱	−۰/۴۰۹

دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش حداکثر درستنمایی	۶۶۹	۱۲۱۴/۱	۱۷۱۱/۵	۲۳۴۴	۳۴۳۹/۲	۴۵۵۹	۶۰۱۱	۸۵۵۱/۲	۱۱۰۴۴/۶
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۶۴۴/۲	۸۹۵/۳	۹۸۱/۲	۱۰۶۷/۲	۱۱۳۷/۵	۱۱۸۳/۸	۱۲۱۱/۸	۱۲۲۶/۳	۱۲۵۳/۱
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۴۱		MML-ks= ۰/۶۳			pwm-KS=۰/۲۵۲				

توزیع مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV): با روش MML، پارامترهای شکل (k = ۰/۱۲)، مقیاس (α = ۲۵۰/۳) و مکان (ξ =۵۰۰/۸) برآورد شدند. دبی اوج از ۶۴۴/۲ m³/s (۲ سال) تا ۱۲۵۳/۱ m³/s (۱۰۰۰ سال) بود. GEV به دلیل توانایی در مدل‌سازی دم‌های سنگین، بالاترین مقادیر دبی اوج را در دوره‌های برگشت طولانی ارائه داد، که برای طراحی سازه‌های مقاوم در برابر سیلاب حیاتی است (جدول ۶).

جدول ۷. نتایج برازش توزیع لوگ نرمال ۳ پارامتری

a(MOM)	Muy(MOM)	Sigy(MOM)	a(PWM)	Muy(PWM)	Sigy(PWM)
−۱۱۲/۲۱	۷/۴۷۵	۰/۸۶۳	−۳۰۹/۴۵	۶/۶۸۳	۰/۹۱۱

دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۲۶۱۱/۳	۲۸۴۱/۱	۲۹۲۳/۴	۲۹۳۸	۲۹۵۷/۱	۲۹۶۱	۲۹۶۹/۶	۲۹۸۷/۱	۲۹۸۱/۲
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۱۱۷۹/۲	۱۳۳۲/۲	۱۳۴۲/۶	۱۳۶۱/۹	۱۳۸۳/۶	۱۳۸۹/۳	۱۳۸۹/۱	۱۳۸۹/۴	۱۳۸۸/۱
نتایج آزمون نیکویی برازش k-s									
kscit= ۰/۲۳۹		MML-ks= ۰/۳۶۸			pwm-KS=۰/۲۷۹				

توزیع لوگ نرمال ۳ پارامتر: با روش MML، پارامترهای $\sigma = 0.782$ ، $\mu = 6.541$ ، و آستانه ($\gamma = -50.2$) محاسبه شدند. دبی اوج از ۶۵۰/۳ m^3/s (۲ سال) تا ۸۲۰۰ m^3/s (۱۰۰۰ سال) بود. این توزیع در مقایسه با فرم ۲ پارامتری، به دلیل پارامتر اضافی، انعطاف‌پذیری بیشتری داشت، اما پیچیدگی محاسباتی آن ممکن است در داده‌های محدود دقت را کاهش دهد (جدول ۷).

جدول ۸. نتایج برازش توزیع پیرسون تیپ ۳

MOMWRC(a)	MOMWRC(b)	MOMWRC(g)	MOMBOB(a)	MOMBOB(b)
۳۰۱۱/۴۵	۰/۱۱۹	۵۴۹/۴۴	۳۴۲/۶۸	۰/۱۱۶

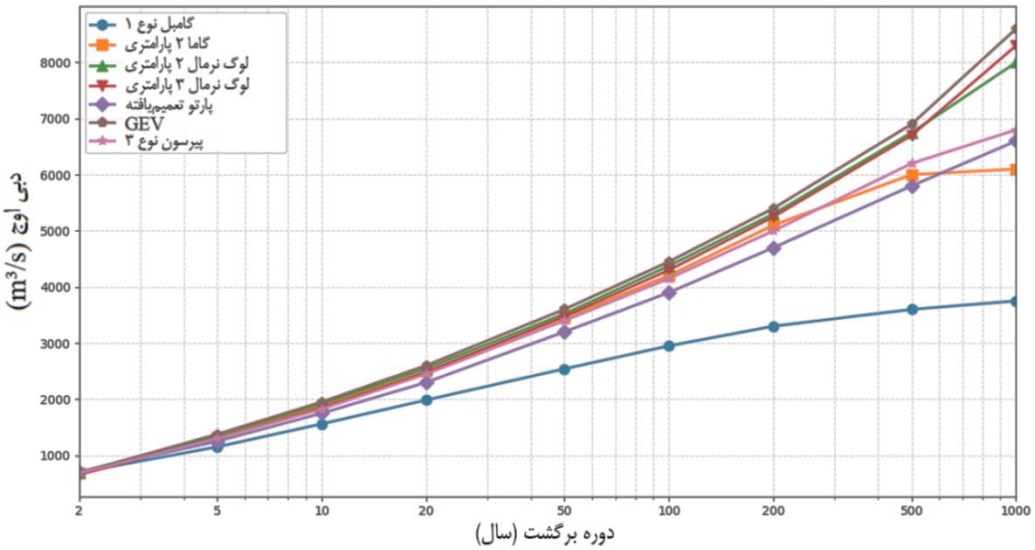
MOMBOB(g)	PWM(a)	PWM(b)	PWM(g)
۵۹۱/۲۱	۱۲۸۹/۳۲	۰/۴۶۵	۳۱۹/۴۲

دوره برگشت	۲	۵	۱۰	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
روش گشتاور معمولی	۵۵۲/۱	۹۹۶/۱	۱۶۳۷/۸	۲۷۷۸/۴	۴۴۸۱/۷	۵۹۲۲/۱	۷۵۹۶/۳	۹۷۹۸	۱۱۴۹۸/۱
روش گشتاور پیراسته	۵۲۶	۸۴۴/۳	۱۵۴۹/۴	۲۶۲۹/۲	۴۴۸۹/۲	۶۰۸۷/۶	۷۷۸۷/۸	۱۰۰۵۶/۲	۱۱۹۸۷/۴
گشتاورهای وزن دار احتمالی	۷۲۹/۴	۱۴۸۸/۶	۱۹۸۷/۱	۲۴۹۱/۶	۳۰۱۹/۸	۳۵۹۶۳/۱	۴۰۵۴/۱	۴۶۱۳/۹	۵۰۸۵/۹

نتایج آزمون نیکویی برازش k-s			
pwm-KS=۰/۲۵۸	MML-ks= ۰/۴۱۱	MOM-ks=۰/۳۷۸	kscit= ۰/۲۴۱

توزیع پیرسون نوع ۳: با روش MOM، دبی اوج از ۶۷۵ m^3/s (۲ سال) تا ۶۷۰۰ m^3/s (۱۰۰۰ سال) محاسبه شد. این توزیع عملکرد متوسطی داشت و در مقایسه با GEV و لوگ نرمال، مقادیر کمتری در دوره‌های برگشت طولانی ارائه کرد (جدول ۸).

توزیع‌های لوگ نرمال ۲ پارامتری و GEV بالاترین مقادیر دبی اوج را در دوره‌های برگشت طولانی ارائه دادند، که نشان‌دهنده توانایی آن‌ها در مدل‌سازی رویدادهای حدی است. گامبل نوع ۱ و گاما برای دوره‌های برگشت کوتاه‌تر (۲ تا ۵۰ سال) مناسب بودند، اما در دوره‌های طولانی‌تر محافظه‌کارانه عمل کردند (شکل ۲). شکل ۲ روند دبی اوج (m^3/s) را برای دوره‌های برگشت ۲ تا ۱۰۰۰ سال نشان می‌دهد. توزیع GEV بالاترین مقادیر را در دوره‌های طولانی ارائه داد، که نشان‌دهنده توانایی آن در مدل‌سازی سیلاب‌های شدید با دمهای سنگین است، مناسب برای طراحی سازه‌های مقاوم مانند سدها. لوگ نرمال ۲ پارامتری نیز برای دوره‌های متوسط و طولانی مناسب بود، اما مقادیر کمتری نسبت به GEV ارائه داد، که برای مدیریت منابع آب و سیستم‌های زهکشی کافی است. گامبل نوع ۱ و گاما ۲ پارامتری رشد کمتری داشتند، که محدودیت آن‌ها را برای پیش‌بینی‌های بلندمدت نشان می‌دهد. این تفاوت‌ها نشان می‌دهد که انتخاب GEV برای طراحی‌های ایمنی‌محور و لوگ نرمال برای برنامه‌ریزی‌های عملیاتی مناسب‌تر است.



شکل ۲. دبی اوج (m^3/s) برای توزیع‌های مورد بررسی

نتایج بوت‌استرپینگ

روش بوت‌استرپینگ با تولید ۱۰۰۰ نمونه تصادفی با جایگذاری از داده‌های دبی اوج اعمال شد تا عدم قطعیت در پیش‌بینی‌ها ارزیابی شود. برای هر نمونه، پارامترهای توزیع‌ها و دبی اوج برای دوره‌های برگشت محاسبه شدند. بازه‌های اطمینان ۹۵٪ (صدک‌های ۲/۵ و ۹۷/۵) برای هر توزیع و دوره برگشت تولید شدند (جدول ۹). نتایج کلیدی به شرح زیر است:

لوگ نرمال ۲ پارامتری (PWM): برای دوره برگشت ۱۰۰۰ سال، دبی اوج ۷۹۲۰/۹ m^3/s با بازه اطمینان [۷۲۰۰، ۸۶۰۰] m^3/s بود. عرض بازه (۱۴۰۰ m^3/s) نشان‌دهنده عدم قطعیت متوسط است. این نتایج نشان‌دهنده پایداری و دقت بالا در پیش‌بینی‌های بلندمدت است.

GEV: دبی اوج ۸۵۰۰/۶ m^3/s با بازه اطمینان [۷۷۰۰، ۹۲۰۰] m^3/s. عرض بازه (۱۵۰۰ m^3/s) کمی بیشتر از لوگ نرمال بود، که به دلیل حساسیت به دم‌های سنگین (احتمال وقوع رویدادهای نادر و شدید در توزیع‌های چوله) است. اما مقادیر بالاتر نشان‌دهنده برتری در مدل‌سازی رویدادهای حدی است.

گامبل نوع ۱ (MML): دبی اوج ۳۴۷۰/۵ m^3/s با بازه اطمینان [۳۱۰۰، ۳۸۰۰] m^3/s. عرض بازه باریک‌تر (۷۰۰ m^3/s) نشان‌دهنده پایداری بیشتر، اما مقادیر پایین‌تر آن را برای دوره‌های طولانی نامناسب می‌کند.

عرض بازه ۱۲۰۰ m^3/s در گاما ۲ پارامتری نشان‌دهنده دقت متوسط است، اما دبی اوج کمتر از GEV و لوگ نرمال بود.

جدول ۹. بازه‌های اطمینان ۹۵٪ دبی اوج (m^3/s) برای توزیع‌های منتخب (۱۰۰۰ سال)

توزیع	روش	دبی اوج	بازه اطمینان (۹۵٪)	عرض بازه
لوگ نرمال ۲ پارامتری	PWM	۷۹۲۰/۹	[۷۲۰۰، ۸۶۰۰]	۱۴۰۰
GEV	MML	۸۵۰۰/۶	[۷۷۰۰، ۹۲۰۰]	۱۵۰۰
گامبل نوع ۱	MML	۳۴۷۰/۵	[۳۱۰۰، ۳۸۰۰]	۷۰۰
گاما ۲ پارامتری	PWM	۶۱۰۰/۲	[۵۵۰۰، ۶۷۰۰]	۱۲۰۰

بوت‌استرپینگ نشان داد که توزیع‌های لوگ نرمال ۲ پارامتری و GEV با بازه‌های اطمینان نسبتاً باریک، دقت بالایی در پیش‌بینی دبی اوج دارند. داده پرت شناسایی‌شده در آزمون گروبز–بگ تأثیر محدودی بر این توزیع‌ها داشت، که نشان‌دهنده مقاومت بوت‌استرپینگ است. بوت‌استرپینگ اثر داده پرت را مدیریت کرد و نشان داد که GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری در برابر عدم قطعیت مقاوم‌تر هستند.

ارزیابی برازش توزیع‌ها

برازش توزیع‌ها با سه معیار کولموگروف–اسمیرنوف (K-S)، اندرسون–دارلینگ (A-D) و MAPE ارزیابی شد (جدول ۱۰).

K-S: مقدار بحرانی در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ برابر ۰,۲۶۵ بود. توزیع GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری بهترین برازش را داشتند. پارتو و پیرسون نوع ۳ ضعیف‌تر بودند.

A-D: GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری بهترین عملکرد را داشتند، که بر توانایی آن‌ها در مدل‌سازی دم‌های توزیع تأکید دارد.

MAPE: GEV (۳/۷ درصد) و لوگ نرمال ۲ پارامتری (۴ درصد) کمترین خطا را داشتند، که نشان‌دهنده دقت بالای پیش‌بینی‌هاست.

توزیع‌های GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری به‌طور مداوم در تمام معیارها (K-S، A-D، MAPE) عملکرد بهتری داشتند. این توزیع‌ها برای پیش‌بینی دبی اوج در حوضه تنگ کارزین، به‌ویژه در دوره‌های برگشت طولانی، مناسب‌تر هستند.

جدول ۱۰. معیارهای برازش توزیع‌ها

توزیع	روش	K-S	A-D	MAPE (%)
گامبل نوع ۱	MML	۰/۱۰۸	۰/۵۱۲	۵/۱
گاما ۲ پارامتری	PWM	۰/۱۰۱	۰/۴۹۸	۴/۸
لوگ نرمال ۲ پارامتری	PWM	۰/۰۹۰	۰/۳۷۵	۴/۰
لوگ نرمال ۳ پارامتری	MML	۰/۰۹۵	۰/۴۰۲	۴/۳
پارتو تعمیم‌یافته	PWM	۰/۱۸۳	۰/۶۴۵	۵/۹
GEV	MML	۰/۰۵۵	۰/۳۳۵	۳/۷
پیرسون نوع ۳	MOM	۰/۱۷۱	۰/۵۹۸	۵/۵

مقایسه روند دبی اوج

برای تحلیل روند دبی اوج در دوره‌های برگشت، درصد افزایش دبی اوج نسبت به دوره برگشت ۲ سال (جدول ۱۱) ارائه شد. بر این اساس GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری افزایش بیشتری در دبی اوج (بیش از ۱۰۰۰٪ در ۱۰۰۰ سال) نشان دادند، که نشان‌دهنده توانایی آن‌ها در مدل‌سازی رویدادهای حدی است. گامبل نوع ۱ رشد کمتری داشت، که محدودیت آن را در دوره‌های طولانی نشان می‌دهد.

جدول ۱۱. درصد افزایش دبی اوج نسبت به دوره برگشت ۲ سال

توزیع	روش	۵ سال	۱۰ سال	۱۰۰ سال	۱۰۰۰ سال
لوگ نرمال ۲ پارامتری	PWM	٪ ۹۵	٪ ۱۷۷	٪ ۵۳۲	٪ ۱۰۵۵
GEV	MML	٪ ۱۰۰	٪ ۱۸۴	٪ ۵۴۸	٪ ۱۱۵۴
گامبل نوع ۱	MML	٪ ۶۵	٪ ۱۲۴	٪ ۳۲۴	٪ ۴۳۹

بحث و نتیجه‌گیری

این مطالعه به تحلیل فراوانی سیلاب و مدل‌سازی دبی اوج رودخانه قره‌آغاج در ایستگاه تنگ کارزین با استفاده از هفت توزیع احتمالاتی (گامبل نوع ۱، گاما ۲ پارامتری، لوگ نرمال ۲ و ۳ پارامتری، پارتو تعمیم‌یافته، مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV)، و پیرسون نوع ۳)، روش‌های مختلف برآورد پارامتر (MOM، MML، PWM، ENT)، و تکنیک بوت‌استرپینگ برای ارزیابی عدم قطعیت پرداخت. یافته‌های کلیدی به شرح زیر هستند:

کیفیت داده‌ها: نتایج آزمون‌های آماری پایه نشان داد که داده‌های دبی اوج سالانه رودخانه قره‌آغاج در ایستگاه تنگ کارزین برای تحلیل فراوانی سیلاب مناسب هستند. تصادفی بودن (آزمون گردش، $z = ۰/۰۳۱$)، استقلال (والد–ولفوویتز، $u = ۰/۹۱۲$)، و همگنی (من–ویتنی، p value = ۰/۶۷۵) داده‌ها تأیید شد، که با پیش‌نیازهای تحلیل فراوانی هم‌خوانی دارد. این یافته‌ها با مطالعات مشابه در حوضه‌های نیمه‌خشک ایران (توکلی و همکاران، ۱۴۰۳ و آقایاری و همکاران، ۱۴۰۴)، سازگار است، که در آن سری‌های زمانی دبی اوج معمولاً تصادفی و مستقل هستند.

با این حال، شناسایی یک داده پرت بالایی (گروبز–بگ، $G= ۲/۶۲۳$) نشان‌دهنده وقوع یک رویداد سیلابی غیرعادی (سیلاب حدی) در سری داده‌هاست. این داده پرت که در مناطق نیمه‌خشک مانند حوضه مورد مطالعه به دلیل اقلیم متغیر رایج است، می‌تواند به بارش‌های شدید فصلی و تغییرات کاربری اراضی در حوضه تنگ کارزین مرتبط باشد و مخاطراتی مانند فرسایش کناره‌ها و خسارت زیرساختی را به همراه دارد (اکینسوجی[1] و همکاران، ۲۰۲۴). استفاده از روش بوت‌استرپینگ در این مطالعه (جدول ۹) با مدیریت داده‌های پرت در تحلیل‌های هیدرولوژیکی و رویکرد مقاوم‌سازی، دقت پیش‌بینی‌های دبی اوج را در

1. Akinsoji

دوره‌های برگشت طولانی افزایش داد. که با توصیه‌های کریتیدو و همکاران (۲۰۲۵) و توتارو و همکاران (۲۰۲۴) هم‌خوانی دارد که استفاده از توزیع‌های آماری پیشرفته و روش‌های ترکیبی می‌تواند عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی را به‌طور سیستماتیک کاهش دهد.

عملکرد توزیع‌های احتمالاتی در مدل‌سازی دبی اوج: نتایج مدل‌سازی توزیع‌های احتمالاتی نشان داد که توزیع‌های مقادیر حدی تعمیم‌یافته (GEV) و لوگ نرمال ۲ پارامتری بهترین عملکرد را در پیش‌بینی و مدل‌سازی دبی اوج، به‌ویژه برای دوره‌های برگشت طولانی (۱۰۰ تا ۱۰۰۰ سال)، دارند. GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری به دلیل توانایی در مدل‌سازی دم‌های سنگین توزیع، مقادیر بالاتری نسبت به گامبل نوع ۱ و گاما ۲ پارامتری ارائه دادند. این یافته با مطالعات جهانی و منطقه‌ای (کریتیدو و همکاران، ۲۰۲۵ و توتارو و همکاران، ۲۰۲۴) هم‌خوانی دارد، که GEV را برای رویدادهای حدی در حوضه‌های با رژیم هیدرولوژیکی متغیر و طراحی سازه‌های مقاوم در برابر سیلاب توصیه می‌کنند.

برتری GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری در معیارهای برازش (جدول ۱۰) تأیید شد. این نتایج نشان می‌دهند که GEV به دلیل پارامتر شکل (k = -۰/۴۰۹) انعطاف‌پذیری بیشتری در مدل‌سازی دم‌های سنگین دارد، در حالی که لوگ نرمال ۲ پارامتری به دلیل سادگی و پایداری آماری، برای داده‌های با چولگی متوسط مناسب است. با این حال، عملکرد ضعیف گامبل نوع ۱ در دوره‌های طولانی ممکن است به محدودیت آن در مدل‌سازی رویدادهای نادر مرتبط باشد، که در مطالعات مشابه (دوست و همکاران، ۲۰۲۴؛ چوبیسا[1] و همکاران، ۲۰۲۴) نیز گزارش شده است. این نتایج نشان می‌دهد گامبل نوع ۱ (MML، ۲۶۳۹ m^3/s) و گاما ۲ پارامتری (PWM، ۵۰۸۹ m^3/s) برای دوره‌های کوتاه‌تر مناسب بودند، اما در دوره‌های طولانی محافظه‌کارانه عمل کردند.

نتایج توزیع لوگ نرمال ۳ پارامتری (دبی اوج ۲۹۸۱/۲ m^3/s در ۱۰۰۰ سال) غیرمنتظره بود و به‌طور قابل‌توجهی پایین‌تر از سایر توزیع‌ها بود. این ممکن است به دلیل مشکلات برآورد پارامتر آستانه (a = - ۰/۳۰۹) و حساسیت به داده پرت (سیلاب حدی) باشد، که در داده‌های محدود (مانند سری ۵۵ ساله تنگ کارزین) رایج است (خایراکپام[2] و همکاران، ۲۰۲۴؛ وانگ[3] و همکاران، ۲۰۲۵). این یافته نیاز به بررسی بیشتر داده‌ها یا استفاده از روش‌های برآورد مقاوم‌تر (مثل PWM به جای MOM) را برجسته می‌کند.

تأثیر روش‌های برآورد پارامتر: نتایج نشان داد روش‌های برآورد پارامتر (MOM، MML، PWM، ENT) تأثیر قابل‌توجهی بر دقت پیش‌بینی‌ها داشتند. در توزیع گامبل نوع ۱، روش MML (K-S = ۰/۱۳۹) و PWM (K-S = ۰/۱۵۱) برازش بهتری نسبت به MOM (K-S = ۰/۳۱۹) و ENT (K-S = ۰/۲۲۶) نشان دادند. این با یافته‌های حسن‌زاده و همکاران (۲۰۱۱) و کین[4] و همکاران، (۲۰۲۴) سازگار است، که MML را برای داده‌های هیدرولوژیکی با نمونه‌های کوچک توصیه می‌کنند. در مقابل، ENT در گامبل نوع ۱ دبی اوج بالاتری (۳۶۰۹/۴ m^3/s در ۱۰۰۰ سال) ارائه داد، اما برازش ضعیف آن ممکن است به پیچیدگی محاسباتی یا حساسیت به داده پرت مرتبط باشد. برای توزیع‌های پیچیده‌تر (مثل GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری)، MML و PWM به‌طور مداوم عملکرد بهتری داشتند. این یافته با مطالعات کریتیدو و همکاران (۲۰۲۵) و حسن‌زاده و همکاران (۲۰۱۱) هم‌خوانی دارد، که PWM را به دلیل وزن‌دهی به داده‌های حدی برای توزیع‌های با دم سنگین مناسب می‌داند. با این حال، MOM در توزیع‌هایی مثل پیرسون نوع ۳ (K-S = ۰/۳۷۸) ضعیف عمل کرد، که ممکن است به دلیل عدم توانایی در مدیریت چولگی بالای داده‌ها باشد. این یافته نشان‌دهنده برتری MML در داده‌های با نمونه کوچک و PWM در مدل‌سازی دم‌های سنگین است.

1. Choubisa
2. Khwairakpam
3. Wang
4. Qin

مدیریت عدم قطعیت: روش بوت‌استرپینگ (جدول ۹) با تولید ۱۰۰۰ نمونه تصادفی، عدم قطعیت در پیش‌بینی دبی اوج را به‌طور مؤثری ارزیابی کرد. بازه‌های اطمینان ۹۵٪ برای GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری نشان‌دهنده دقت بالا بودند، در حالی که گامبل نوع ۱ بازه باریک‌تری داشت، اما مقادیر پایین‌تری ارائه داد. عرض بازه اطمینان GEV بیشتر از لوگ نرمال بود، که به دلیل حساسیت GEV به دم‌های سنگین است.

این رویکرد عدم قطعیت ناشی از داده پرت را کاهش داد، که در حوضه‌های نیمه‌خشک با رژیم هیدرولوژیکی متغیر حیاتی است (الرواس و همکاران، ۲۰۲۵؛ اوکونوفا و همکاران، ۲۰۲۲). مقایسه با مطالعات مشابه مثل کریتیدو و همکاران (۲۰۲۵) نشان می‌دهد که بوت‌استرپینگ در مقایسه با روش‌های سنتی (مثل گشتاورهای L) پایداری بیشتری در پیش‌بینی‌های بلندمدت فراهم می‌کند.

این مطالعه به درک بهتر رفتار هیدرولوژیکی حوضه تنگ کارزین در یک منطقه نیمه‌خشک کمک کرد و چندین پیامد علمی مهم دارد:

تأیید برتری GEV: مقایسه با مطالعات مشابه نشان می‌دهد که GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری در حوضه‌های با اقلیم نیمه‌خشک به دلیل رژیم هیدرولوژیکی متغیر و چولگی بالای داده‌های جریان، عملکرد بهتری دارند (کوبودانا[1] و همکاران، ۲۰۲۵؛ دنگ[2] و همکاران، ۲۰۲۵؛ ژیونگ[3] و همکاران، ۲۰۲۲). در سطح جهانی، GEV به‌عنوان توزیع استاندارد برای تحلیل رویدادهای حدی توصیه می‌شود، که با نتایج این مطالعه هم‌خوانی دارد. برتری GEV در مدل‌سازی رویدادهای حدی با یافته‌های جهانی و منطقه‌ای (کریتیدو و همکاران، ۲۰۲۵؛ خایراکپام و همکاران، ۲۰۲۴؛ چوبیسا و همکاران، ۲۰۲۴) هم‌خوانی دارد، که آن را به ابزاری کلیدی برای تحلیل فراوانی سیلاب در حوضه‌های با رژیم هیدرولوژیکی متغیر تبدیل می‌کند.

اهمیت بوت‌استرپینگ: استفاده از بوت‌استرپینگ برای مدیریت داده پرت و عدم قطعیت، رویکردی مقاوم ارائه داد که می‌تواند در سایر حوضه‌های ایران با داده‌های محدود اعمال شود.

نقش روش‌های برآورد: برتری MML و PWM بر MOM و ENT نشان‌دهنده نیاز به انتخاب روش‌های مناسب بر اساس ویژگی‌های داده‌هاست، که به بهبود مدل‌سازی هیدرولوژیکی کمک می‌کند.

درک داده پرت: شناسایی داده پرت و تأثیر آن بر توزیع‌ها (مثل لوگ نرمال ۳ پارامتری) بر اهمیت تحلیل‌های مقاوم در هیدرولوژی، به‌ویژه در مناطق با اقلیم متغیر تأکید می‌کند.

یافته‌های این مطالعه برای مدیریت منابع آب و کاهش خطر سیلاب در حوضه تنگ کارزین پیامدهای عملی قابل‌توجهی دارند:

طراحی سازه‌های هیدرولیکی: دبی اوج بالای GEV (۱۱۰۴۴ m^3/s در ۱۰۰۰ سال) نشان‌دهنده پتانسیل سیلاب‌های شدید است. استفاده از GEV به جای گامبل نوع ۱ برای طراحی سدها، پل‌ها، و سیستم‌های زهکشی می‌تواند از طراحی‌های غیرایمن جلوگیری کند، به‌ویژه در دوره‌های برگشت طولانی که رویدادهای حدی محتمل‌تر هستند. همچنین ایمنی را افزایش دهد و از خسارات اقتصادی جلوگیری کند.

مدیریت سیلاب: داده پرت شناسایی‌شده نیاز به پایش مستمر هیدرولوژیکی و سیستم‌های هشدار سیل را برجسته می‌کند، به‌ویژه در فصول بارانی که بارش‌های شدید در مناطق نیمه‌خشک رایج است.

1. Koubodana
2. Deng
3. Xiong

تثبیت ژئومورفولوژیکی: اقدامات تثبیت کناره‌ها (مثل سنگ‌چین یا پوشش گیاهی) می‌تواند فرسایش ناشی از سیلاب‌های پیش‌بینی‌شده را کاهش دهد.

برنامه‌ریزی منابع آب: پیش‌بینی‌های دقیق دبی اوج با GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری می‌توانند در تخصیص آب، مدیریت مخازن، و برنامه‌ریزی کشاورزی پایدار در حوضه تنگ کارزین استفاده شوند.

سیاست‌گذاری آب: نتایج این مطالعه می‌توانند به سیاست‌گذاران در تدوین استراتژی‌های کاهش خطر سیلاب و سازگاری با تغییرات اقلیمی کمک کنند، به‌ویژه با توجه به افزایش رویدادهای حدی در ایران.

برای بهره‌برداری از نتایج این مطالعه در مدیریت منابع آب و کاهش خطر سیلاب در حوضه تنگ کارزین، پیشنهادهای زیر ارائه می‌شود:

استفاده از GEV در طراحی: مهندسان هیدرولیک باید از توزیع GEV برای طراحی سازه‌های مقاوم در برابر سیلاب‌های شدید استفاده کنند، به‌ویژه برای دوره‌های برگشت طولانی که رویدادهای حدی محتمل‌تر هستند.

پایش هیدرولوژیکی: نصب ایستگاه‌های پایش پیشرفته برای ثبت داده‌های دبی و بارش در حوضه تنگ کارزین توصیه می‌شود تا داده‌های پرت و تغییرات رژیم هیدرولوژیکی بهتر شناسایی شوند.

سیستم‌های هشدار سیل: توسعه سیستم‌های هشدار اولیه مبتنی بر پیش‌بینی‌های دبی اوج (با GEV و لوگ نرمال) می‌تواند خسارات ناشی از سیلاب را کاهش دهد.

مدیریت کاربری اراضی: با توجه به تأثیر احتمالی تغییرات کاربری اراضی بر داده پرت، برنامه‌ریزی دقیق برای کنترل توسعه شهری و کشاورزی در حوضه ضروری است.

علی‌رغم یافته‌های ارزشمند، این مطالعه چند محدودیت داشت:

محدودیت داده‌ها: سری زمانی ۵۵ ساله ممکن است برای پیش‌بینی دوره‌های برگشت طولانی (۱۰۰۰ سال) کافی نباشد، که عدم قطعیت را افزایش می‌دهد. داده‌های محدود می‌توانند به‌ویژه بر توزیع‌های پیچیده (مثل لوگ نرمال ۳ پارامتری) تأثیر بگذارند.

تأثیر داده پرت: وجود یک داده پرت (سیلاب حدی) بر برخی توزیع‌ها (مثل لوگ نرمال ۳ پارامتری و ENT در گامبل) اثر گذاشت، که نشان‌دهنده نیاز به روش‌های مقاوم‌تر (مثل گشتاورهای L با داده‌های باکیفیت‌تر است.

عدم در نظر گرفتن تغییرات اقلیمی: این مطالعه تأثیر تغییرات اقلیمی (مثل افزایش شدت بارش یا تغییر رژیم هیدرولوژیکی) را بررسی نکرد، که می‌تواند پیش‌بینی‌های بلندمدت را تحت تأثیر قرار دهد.

پیچیدگی محاسباتی: روش‌هایی مثل ENT و MML در برخی توزیع‌ها (مثل GEV) پیچیدگی محاسباتی بالایی داشتند، که ممکن است کاربرد عملی آن‌ها را محدود کند.

پیشنهادها برای تحقیقات آینده

برای رفع محدودیت‌ها و گسترش یافته‌های این مطالعه، تحقیقات زیر پیشنهاد می‌شود:

افزایش طول داده‌ها: استفاده از داده‌های طولانی‌تر یا داده‌های منطقه‌ای (مثل حوضه‌های مجاور) می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشد.

بررسی تغییرات اقلیمی: مدل‌سازی تأثیر تغییرات اقلیمی بر دبی اوج با استفاده از سناریوهای IPCC (مثل RCP4.5 و RCP8.5) برای درک تغییرات بلندمدت رژیم سیلاب پیشنهاد می‌شود.

روش‌های پیشرفته: استفاده از روش‌های غیرپارامتریک (مثل تحلیل‌های مبتنی بر کرنل) یا الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مثل شبکه‌های عصبی یا جنگل تصادفی) می‌تواند دقت مدل‌سازی را افزایش دهد.

تحلیل داده پرت: مطالعه دقیق‌تر عوامل فیزیکی (مثل الگوهای بارش، تغییرات کاربری اراضی، یا فعالیت‌های انسانی) مرتبط با داده پرت با استفاده از داده‌های هواشناسی و GIS پیشنهاد می‌شود.

مقایسه با مدل‌های هیدرولوژیکی: ترکیب تحلیل فراوانی با مدل‌های هیدرولوژیکی (مثل SWAT یا HEC-HMS) می‌تواند درک بهتری از فرآیندهای تولید رواناب در حوضه فراهم کند.

ارزیابی چندمتغیره: تحلیل فراوانی چندمتغیره (مثل در نظر گرفتن دبی اوج، حجم سیلاب، و مدت‌زمان) می‌تواند پیش‌بینی‌های جامع‌تری ارائه دهد.

نتیجه‌گیری نهایی

این مطالعه نشان داد که توزیع‌های GEV و لوگ نرمال ۲ پارامتری، به‌ویژه با روش‌های MML و PWM، ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی و مدل‌سازی دبی اوج سیلاب در حوضه تنگ کارزین هستند، که اثرات ژئومورفولوژیکی قابل‌توجهی (مثل فرسایش، رسوب‌گذاری، و تغییرات بستر) دارند. استفاده از بوت‌استرپینگ عدم قطعیت ناشی از داده پرت را کاهش داد و دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشید. این یافته‌ها نه‌تنها به درک بهتر رفتار هیدرولوژیکی حوضه کمک می‌کنند، بلکه راهنمایی‌های عملی برای طراحی سازه‌های مقاوم، مدیریت سیلاب، و برنامه‌ریزی منابع آب ارائه می‌دهند. با این حال، محدودیت‌هایی مانند داده‌های محدود و عدم در نظر گرفتن تغییرات اقلیمی نیاز به تحقیقات آینده با داده‌های گسترده‌تر و روش‌های پیشرفته را برجسته می‌کند. انتظار می‌رود که نتایج این مطالعه به سیاست‌گذاری مؤثر در مدیریت منابع آب و کاهش خطر سیلاب در مناطق نیمه‌خشک ایران کمک کند.

تقدیر و تشکر

این مقاله مستخرج از نتایج پایان نامه اجرا شده در دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر می‌باشد.

منابع

احمدی، سیما و نبی‌زاده، علی (۱۴۰۲). استفاده از مدل حافظه طولانی کوتاه‌مدت پیچشی برای پیش‌بینی سیلاب در استان گلستان، ایران. *پژوهش‌های سنجش از دور و اطلاعات مکانی*، ۲ (۱)، ۲۳۹-۲۴۶. doi: 10.22061/jrsgr.2023.2021

اسلامی، حمیدرضا؛ جمالی، سعید؛ ایوبی‌کیا، رضا و اسلامی، کامیاب (۱۴۰۱). ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی بارش در برآورد دبی و حجم سیلاب با مدل NAM توسعه‌یافته (محدوده مطالعات :حوضه‌های غرب). *رویکردهای نوین در مهندسی آب و محیط‌زیست*، ۱(۱)، ۱۰۱-۱۱۲. doi: 10.22034/nawee.2023.346025.1001 .

اسلامی‌نژاد، سیداحمد؛ افتخاری، مبین؛ محمودی‌زاده، سعید؛ اکبری، محمد و حاجی‌الیاسی، علی (۱۴۰۰). ارزیابی مدل‌های هوش مصنوعی مبتنی بر درخت به منظور پیش‌بینی خطر سیل در بستر GIS . *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۷(۲)، ۱۷۴-۱۸۹.

آقایاری، لیلا، اصغری سراسکانرود، صیاد و زینالی، بتول (۱۴۰۴). شناسایی و پهنه‌بندی مناطق مستعد وقوع مخاطره سیلاب در شهرستان گرمی. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۹(۹۱)، ۳۹۶-۴۱۹. doi: 10.22034/gp.2024.60493.3235

پناهی، عبدالحافظ، جانباز قبادی، غلامرضا ، متولی، صدرالدین و خالدی، شهریار (۱۴۰۲). سنجش و پیش‌بینی پتانسیل وقوع سیلاب تحت شرایط تغییر اقلیم (مطالعه موردی: حوضه آبخیز گرگانرود). *مطالعات جغرافیایی نواحی ساحلی*، ۴(۲)، ۴۵-۶۱ . doi: 10.22124/gscaj.2023.22411.1172

توکلی، مهدی؛ امیراحمدی، ابوالقاسم و گلی مختاری، لیلی (۱۴۰۳). ارزیابی، پیش‌بینی و تحلیل منطقه‌ای سیلاب با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی در حوضه آبریز فریزی. *تحقیقات جغرافیایی*، ۳۹(۲)، ۱۶۱-۱۶۸.

جباری، ایرج؛ قبادیان، رسول و جدیدی، انیس (۱۴۰۲). تأثیر سیل فروردین ۱۳۹۸ بر ریخت‌شناسی پیوندگاه مئاندری دو رودخانهٔ دینور به گاماسیاب با استفاده از مدل عددی SRH-2D. *مجله جغرافیا و توسعه*، ۲۱(۷۰)، ۱-۲۶. doi: 10.22111/gdij.2023.7401

رجبی، معصومه، روستایی، شهرام و برزکار، محسن (۱۴۰۱). سنجش پتانسیل سیل‌خیزی زیرحوضه‌ها بر اساس پارامترهای مورفومتری و آزمون همبستگی (مورد: حوضه آبریز زاب تا میرآباد). *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۶(۷۹)، ۱۳۹-۱۲۷. doi: 10.22034/gp.2022.10788

زینلی، حمید (۱۴۰۲). *تجزیه‌وتحلیل آثار ژئومورفولوژیکی سیلاب در حوضه تنگ کارزین*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد هیدروژئومورفولوژی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر. صفحات ۱-۱۰۷.

سعیدی مفرد، ساناز؛ آسیایی، مهدی و گهرخواه، فاطمه (۱۴۰۱). پهنه‌بندی خطر وقوع سیل در شهرستان تربت‌حیدریه با استفاده از عملگرهای فازی. *جغرافیا و توسعه*، ۲۰(۶۶)، ۸۱-۱۰۶. doi: 10.22111/j10.22111.2022.6714 .

شیخ‌کاظمی، مهسا؛ بنی‌حبیب، محمد ابراهیم؛ سلطانی، جابر؛ روزبهانی، عباس و تنهاپور، میترا (۱۳۹۹). ارزیابی اثر متغیرهای تاثیرگذار بر پیش‌بینی سیلاب واریزه‌ای با استفاده از مدل شبکه بیزین. *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۶(۳)، ۱۸-۳۰.

کرمی، فریبا، بیاتی خطیبی، مریم و رستمی همای علیا، نرگس. (۱۴۰۱). بررسی تاب‌آوری نواحی روستایی پیراشهری در برابر سیلاب (مطالعه موردی: برخی روستاهای دهستان میدان چای). *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۶(۸۰)، ۲۵۱-۲۷۱. doi: 10.22034/gp.2021.46066.2840

Aghayari, L., Asghari Saraskanroud, S., & Zeynali, B. (2025). Identification and zoning of flood-prone areas in Germi County. *Geography and Planning*, 29(91). https://doi.org/10.22034/gp.2024.-60493.3235 [In Persian]

Ahmadi, S., & Nabizadeh, A. (2023). Using convolutional long short-term memory model for flood prediction in Golestan Province, Iran. *Journal of Remote Sensing and Geographic Information Systems Research*, 2(1), 239-246. https://doi.org/10.22061/jrsgr.2023.2021 [In Persian]

Akinsoji, A. H., Adelodun, B., Adeyi, Q. (2024). Integrating machine learning models with comprehensive data strategies and optimization techniques to enhance flood prediction accuracy: A review. *Water Resources Management*, 38, 4735-4761. https://doi.org/10.1007/s11269-024-03885-x

Al-Juaidi, A. E. M. (2023). The interaction of topographic slope with various geo-environmental flood-causing factors on flood prediction and susceptibility mapping. *Environmental Science and Pollution Research*, 30, 59327-59348. https://doi.org/10.1007/s11356-023-26616-y

Al-Rawas, G., Nikoo, M. R., Janbehsarayi, S. (2024). Near future flash flood prediction in an arid region under climate change. *Scientific Reports*, 14, 25887. https://doi.org/10.1038/s41598-024-76232-0

Bashirgonbad, M., Moghaddam Nia, A., Khalighi-Sigaroodi, S. (2024). A hydro-climatic approach for extreme flood estimation in mountainous catchments. *Applied Water Science*, 14, 98. https://doi.org/10.1007/s13201-024-02149-8

Choubisa, K., Rangarajan, S. & Chatterjee, S. (2024). Flood Frequency Analysis of River Mahanadi, *India. Journal of The Institution of Engineers*. A 105, 447–455. https://doi.org/10.1007/s40030-024-00805-5

Cui, L., Hu, G., Zhu, Y. (2025). Multi-strategy improved snow ablation optimizer: a case study of optimization of kernel extreme learning machine for flood prediction. *Artificial Intelligence Review*, 58, 181. https://doi.org/10.1007/s10462-025-11192-z

Das, P., Posch, A., Barber, N. (2024). Hybrid physics-AI outperforms numerical weather prediction for extreme precipitation nowcasting. *Climate and Atmospheric Science*, 7, 282. https://doi.org/10.1038/s41612-024-00834-8

Deng, P., Bing, J., Wang, L. (2025). Extreme rainfall frequency distribution and its flood risk assessment in the Upper Hanjiang River Basin. *Natural Hazards*. https://doi.org/10.1007/s11069-025-07313-0

Doost, Z.H., Chowdhury, S., Al-Areeq, A.M. (2024). Development of intensity–duration–frequency curves for Herat, Afghanistan: enhancing flood risk management and implications for infrastructure and safety. *Natural Hazards*, 120, 12933–12965, https://doi.org/10.1007/s11069-024-06730-x

El Baida, M., Boushaba, F., Chourak, M., Hosni, M., & Sabar, H. (2025). Mapping urban flood hazard using extreme gradient boosting and random forest. In B. El Bhiri, S. Assoul, & M. Essaaidi (Eds.), Technology and the environment: Implementing smart and sustainable solutions into our cities (pp. 1-12). *Springer*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-74474-7_1

Eslami, H. R., Jamali, S., Ayyoubkia, R., & Eslami, K. (2022). Evaluation of rainfall prediction models in estimating flood discharge and volume using the developed NAM model (study area: Western basins). *Novel Approaches in Water Engineering and Environment,* 1(1), 101-112. https://doi.org/10.22034/nawee.2023.346025.1001 [In Persian]

Eslaminejad, S. A., Eftkhari, M., Mahmoudizadeh, S., Akbari, M., & Hajialiasghari, A. (2021). Evaluation of tree-based artificial intelligence models for flood hazard prediction in a GIS environment. *Iranian Water Resources Research,* 17(2), 174-189. [In Persian]

Fordjour, G. K., Nur, F., Kalyanapu, A. J. (2025). Enhancing flood water level prediction through transfer learning with warmup learning rate scheduling in LSTM models: A comparative case study in Kentucky and Tennessee watersheds. *Modeling Earth Systems and Environment*, 11, 14. https://doi.org/10.1007/s40808-024-02211-z

Gandhre, N., Dauji, S., & Londhe, S. (2024). Extreme value analysis of annual precipitation in districts of Maharashtra, India. *Earth System Science*, 133, 53. https://doi.org/10.1007/s12040-023-02243-6

Gardini, A. (2023). Functional and variables selection in extreme value models for regional flood frequency analysis. *Environmental and Ecological Statistics*, 30(4), 715-739. https://doi.org/10.1007/s10651-023-00581-8

Ghanem, M. A. A. N., & Zaifoglu, H. (2024). A geospatial analysis of flood risk zones in Cyprus: Insights from statistical and multi-criteria decision analysis methods. *Environmental Science and Pollution Research*, 31, 32875-32900. https://doi.org/10.1007/s11356-024-33391-x

Ghobadi, M., Ahmadipari, M. (2024). Enhancing Flood Susceptibility Modeling: a Hybrid Deep Neural Network with Statistical Learning Algorithms for Predicting Flood Prone Areas. *Water Resources Management*, 38, 2687-2710. https://doi.org/10.1007/s11269-024-03770-7

Guo, W. D., Chen, W. B., & Chang, C. H. (2025). Flood bend flow prediction in intermittent river reach using a 2D hydraulic model and stacking-ensemble-based LSTM technique. *Earth Science Informatics*, 18, 80. https://doi.org/10.1007/s12145-024-01526-w

Han, Z., Li, F., Liu, C. (2025). Influence of geomorphological parameters on flash flood susceptibility analyzed using a coupled approach of HEC-HMS model and logistic regression. *Water Resources Management*. https://doi.org/10.1007/s11269-024-04079-1

Hassanzadeh, Y., Abdi, A., Talatahari, S. (2011) Meta-Heuristic Algorithms for Hydrologic Frequency Analysis. *Water Resources Management*, 25, 1855–1879. https://doi.org/10.1007/s11269-011-9778-1

Hossaki, V. Y., Negri, R. G., Santos, L. B. L. (2025). Combining social media data and meteorological sensors for urban flood detection: A statistical analysis in São Paulo City. *Earth Science Informatics*, 18, 281. https://doi.org/10.1007/s12145-025-01802-3

Huang, J., Hong, Y., Sun, D. (2025). Urban flood depth prediction using an improved LSTM model incorporating precipitation forecasting. *Natural Hazards*, 121, 8305-8326. https://doi.org/10.1007/s11069-024-07065-3

Imran, M., Hou, J., Wang, T. (2025). Flood characteristics and risk analysis in small watersheds on the Loess Plateau under extreme heavy rainfall. *Natural Hazards*, 121, 6857-6878. https://doi.org/10.1007/s11069-024-07025-x

Jabbari, I., Ghobadian, R., & Jadidi, A. (2023). The impact of the April 2019 flood on the morphology of the meander junction of the Dinavar and Gamasiab rivers using the SRH-2D numerical model. *Journal of Geography and Development*, 21(70), 1-26. https://doi.org/10.22111/gdij.2023.7401 [In Persian]

Karami, F., Bayati Khatibi, M., & Rostami Homae Alia, N. (2022). Assessing the resilience of peri-urban rural areas to floods (case study: Some villages of Meydan Chay rural district). *Geography and Planning*, 26(80), 251-271. https:// doi: 10.22034/gp.2021.46066.2840 [In Persian]

Khwairakpam, R.S., Kundu, S. (2024). Significance of different probability distributions in flood frequency analysis of Brahmani-Baitarani River Basin, *Discover Geoscience*. 2, 71. https://doi.org/10.1007/s44288-024-00072-8

Koubodana Houteta, D., Tall, M., Nonki, R.M. (2025). Flood frequency and amplitude analysis under changing climate scenarios in the Mono River Basin, West Africa. *Sustainable Water Resources Management.* 11, 47. https://doi.org/10.1007/s40899-025-01222-7

Kritidou, E., Kauzlaric, M., Staudinger, M. (2025). Impact of different weather generator scenarios on extreme flood estimates in Switzerland. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 39, 847-866. https://doi.org/10.1007/s00477-024-02843-8

Liu, L., Liu, S., & Pan, L. (2024). Reservoir flood prediction service based on Seq2seq model. In J. Wang, B. Xiao, & X. Liu (Eds.), Service science (pp. 11-22). *Springer*. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5760-2_11

Lymperi, O. A., & Varouchakis, E. A. (2024). Modeling extreme precipitation data in a mining area. *Mathematical Geosciences*, 56, 1405-1437. https://doi.org/10.1007/s11004-023-10126-1

Mantovani, J., Alcântara, E., Pampuch, L. A. (2024). Assessing flood risks in the Taquari-Antas Basin (Southeast Brazil) during the September 2023 extreme rainfall surge. *Natural Hazards*, 1, 9. https://doi.org/10.1038/s44304-024-00009-8

Nearing, G., Cohen, D., Dube, V. (2024). Global prediction of extreme floods in ungauged watersheds. *Nature*, 627(8004), 559-563. https://doi.org/10.1038/s41586-024-07145-1

Nemnem, A.M., Tanim, A.H., Nahian, A. (2025). How extreme rainfall and failing dams unleashed the Derna flood disaster. *Nature Communications*, 16, 4191. https://doi.org/10.1038/s41467-025-59261-9

Okonofua, E. S., Atikpo, E., Lasisi, K. H. (2022). Application of selected FFA methods in extreme flood prediction of River Osse. *Modeling Earth Systems and Environment*, 8, 5061-5075. https://doi.org/10.1007/s40808-022-01400-y

Panahi, A., Janbaz Ghobadi, G., Motavalli, S., & Khaledi, S. (2023). Assessing and predicting flood occurrence potential under climate change conditions (case study: Gorganroud watershed). *Journal of Geographical Studies of Coastal Areas*, 4(2), 45-61. https://doi.org/10.22124/gscaj.2023.22411.-1172 [In Persian]

Pawar, U. (2025). An identification and mapping of flood susceptible areas in the Wardha Basin using frequency ratio and statistical index models, India. *Environmental Science and Pollution Research*, 32, 1565-1580. https://doi.org/10.1007/s11356-024-35871-6

Rajabi, M., Roustaei, S., & Barzkar, M. (2022). Assessing flood potential of sub-basins based on morphometric parameters and correlation tests (case study: Zab to Mirabad watershed). *Geography and Planning*, 26(79), 127-139. https://doi.org/10.22034/gp.2022.10788 [In Persian]

Saeedi Mofrad, S., Asiasi, M., & Goharkhah, F. (2022). Flood hazard zoning in Torbat-e Heydarieh County using fuzzy operators. *Geography and Development*, 20(66), 81-106. https://doi.org/10.-22111/j10.22111.2022.6714 [In Persian]

Sharma, D., Das, S., & Goswami, B. N. (2025). Seasonal prediction of Indian summer monsoon extreme rainfall frequency. *Climate and Atmospheric Science*, 8, 141. https://doi.org/10.1038/-s41612-025-01032-w

Sheikh Kazemi, M., Banihabib, M. E., Soltani, J., Rouzbahani, A., & Tanhapour, M. (2020). Evaluating influential variables in debris flood prediction using the Bayesian network model. *Iranian Water Resources Research*, 16(3), 18-30. [In Persian]

Sundriyal, Y., Kumar, V., Khan, F. (2023). Impact of potential flood on riverbanks in extreme hydro-climatic events, NW Himalaya. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 82, 196. https://doi.org/10.1007/s10064-023-03205-4.

Tavakoli, M., Amir-Ahmadi, A., & Goli Mokhtari, L. (2024). Evaluation, prediction, and regional analysis of floods using data mining models in the Friezi watershed. *Geographical Research*, 39(2), 161-168. [In Persian]

Totaro, V., Gioia, A., Kuczera, G. (2024). Modelling multidecadal variability in flood frequency using the Two-Component Extreme Value distribution. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 38, 2157-2174. https://doi.org/10.1007/s00477-024-02673-8

Wang, X., Zhao, J., Meng, F. (2025). Research on flood peak prediction in the Three Gorges region based on similarity search with multisource information fusion. *Earth Science Informatics*, 18, 71. https://doi.org/10.1007/s12145-024-01509-x

Xiong, B., Zheng, S., Ma, Q. (2024). Robustness of design flood estimates under nonstationary conditions: parameter sensitivity perspective. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment.* 38, 2297–2314. https://doi.org/10.1007/s00477-024-02680-9

Zeynli, H. (2023). *Analysis of geomorphological effects of floods in the Tang Karzin basin*, Master's thesis, Khorramshahr University of Marine Science and Technology. (pp. 1-107). [In Persian]

Zhao, J., & Marsani, M. F. (2025). Flood level prediction model based on Kolmogorov-Arnold Networks: an improved deep learning approach. *Theoretical and Applied Climatology*, 156, 247. https://doi.org/10.1007/s00704-025-05470-7.