

Comparison of Monte Carlo Method and SARIMA Time Series Models in Forecasting Jamishan River Flow

ABSTRACT

Accurate flow forecasting plays a key role in effective water resources management, particularly in semi-arid regions like western Iran. In this study, the flow of the Jamishan River in Kermanshah province was considered during (1989 - 2019). Flow prediction was performed at monthly, seasonal, and annual time scales using Monte Carlo simulation and time series analysis. In the Monte Carlo method, the optimal distribution of flow data was identified, and simulations were conducted at different scales. In the time series method, various models were examined, and the superior models were selected based on the lowest values of the Akaike Criterion, the corrected Akaike Criterion, and the Bayesian Information Criterion. Ultimately, The superior models for monthly, seasonal, and annual time series were determined as SARIMA(0,1,5)(5,1,0)₁₂, SARIMA(3,1,0)(0,1,2)₄, and SARIMA(1,1,1)(1,1,0)₇, respectively. The model performance was evaluated. using root mean square error, mean absolute error, the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, and the coefficient of determination. At monthly scale, the time series method was determined as the superior model with $RMSE = 0.04 \frac{m^3}{s}$, $MAE = 0.00009 \frac{m^3}{s}$, $NSE = 0.99$, and $R^2 = 0.90$. At seasonal scale, the Monte Carlo method demonstrated the best performance with $RMSE = 0.14 \frac{m^3}{s}$, $MAE = 0.03 \frac{m^3}{s}$, $NSE = 0.99$, and $R^2 = 0.99$. Finally, at annual scale, the time series method was determined as the most effective approach, with $RMSE = 0.28 \frac{m^3}{s}$, $MAE = 0.03 \frac{m^3}{s}$, $NSE = 0.93$, and $R^2 = 0.94$. Overall, The results indicated that both Monte Carlo simulation and time series analysis were highly effective in streamflow forecasting.

Keywords: Discharge rate, Modeling, Periodic pattern, Seasonal autoregressive integrated moving average

Introduction

A crucial task in every water resource management is forecasting the discharge rates of river basins from various time horizons. Despite the prevalence of autoregressive integrated moving average models in the latter area, not much work has been done about the validation purposes of them in evaluating the monthly, seasonally and yearly discharge rates of river basins. Meanwhile, limited researches have been carried out into the performance of the Monte Carlo simulations of discharge rates observed with different time scales. Furthermore, multiple modelling with both autoregressive integrated moving average and Monte Carlo methods on time series has yet to be conducted. Hence, the present paper is aimed at filling this research gap by means of forecasting monthly, seasonally and yearly discharge rates of the Jamishan river, located in Kermanshah Province, Iran, with multiple models from autoregressive integrated moving average as well as Monte Carlo methods, thereby providing a more efficient and precise mechanism for forecasting this river's water flow.

Method

Observations of the discharge rates of the Jamishan river throughout 31 years from 1989 to 2019 were collected. The observations were then converted into monthly, seasonally and yearly data in order to be simulated with Monte Carlo and time series methods. In the Monte Carlo approach, the most suitable distributions of the transformed time series were determined first, followed by performing simulations based on them. In the autoregressive integrated moving average method, after pre-processing data and fitting them with different model configurations, the optimal models were selected based on Akaike information criteria, Akaike information criteria corrected and Bayesian information criteria. Accordingly, the best models were determined under the assumptions of residuals' normality, stationarity and independence.

Results

Forecasting the Jamsihan river's discharge rates observed from different timeframes demonstrated the efficiency of both autoregressive integrated moving average and Monte Carlo methods. Particularly, the seasonal autoregressive integrated moving average models for monthly, seasonally and yearly observations were optimally configured as SARIMA(0,1,5)(5,1,0)₁₂, SARIMA(3,1,0)(0,1,2)₄ and SARIMA(1,1,1)(1,1,0)₇, respectively. Assessing the performance diagnostics of the two methods suggest the seasonal autoregressive integrated moving average model with RMSE of 0.04, the Monte Carlo model with RMSE of 0.14 and the seasonal autoregressive integrated moving average with RMSE of 0.28 as the selected forecasting method for monthly, seasonally and yearly data, respectively. This study contributes to the current literature in the applied hydrology in various ways. Future research may extend this analysis by including other regional rivers neighboring the Jamishan river so as to compare the results and performance diagnostics from the geohydrologically similar rivers. Moreover, decisionmakers as well as practitioners in water resource management can be benefited from this study for the purpose of allocation optimization and the sustainable development of the region.

Conclusions

Water scarcity commingled with high demand in arid lands and semi-dry areas necessitate developing and devising an efficient approach for forecasting basins' discharge rates when practicing water resource management. This study aimed to investigate the performance of two autoregressive integrated moving average and Monte Carlo methods in forecasting monthly, seasonally and yearly time series of the Jamishan river's flow. Both methods achieved acceptable accuracy, where the seasonal autoregressive integrated moving average model of monthly data with RMSE = 0.04, MAE = 0.00009, NS = 0.99 and $R^2 = 0.90$, Monte Carlo simulation of seasonally data with RMSE = 0.14, MAE = 0.03, NS = 0.99 and $R^2 = 0.99$, and the seasonal autoregressive integrated moving average model of yearly with RMSE = 0.28, MAE = 0.03, NS = 0.93 and $R^2 = 0.94$ indicated the best performance. In general, the findings suggest the suitability of both seasonal autoregressive integrated moving average and Monte Carlo methods for forecasting and simulating the discharge rates of river basins.

Author Contributions

Azar Darboei: software, validation, formal analysis, investigation, resources, data curation, writing—original draft preparation.

Mohammad Taghi Sattari: Conceptualization, methodology, writing—review and editing, supervision, project administration, funding acquisition, visualization. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Data Availability Statement

Data is available on reasonable request from the authors.

Acknowledgements

The authors would like to thank The Regional Water Organization of Kermanshah for assistance in providing the information.

Ethical considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

مقایسه روش مونت کارلو و مدل های سری زمانی SARIMA در پیش بینی جریان رودخانه

جامیشان

چکیده

پیش بینی دقیق جریان، نقش کلیدی در مدیریت منابع آب به ویژه در مناطق نیمه خشک مانند غرب ایران، ایفا می کند. در این مطالعه، جریان رودخانه جامیشان در استان کرمانشاه طی دوره (۱۳۶۸-۱۳۹۸) مورد بررسی قرار گرفت. پیش بینی جریان در مقیاس های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه با استفاده از شبیه سازی مونت کارلو و تحلیل سری های زمانی انجام شد. در روش مونت کارلو، توزیع برتر داده های جریان تعیین و شبیه سازی در مقیاس های مختلف انجام گردید. در روش سری زمانی، مدل های مختلف مورد بررسی قرار گرفت و با توجه به کمیته معیارهای آکائیکه، آکائیکه اصلاح شده و اطلاعات بیزی مدل های برتر تعیین شدند. در نهایت بهترین مدل ها برای سری های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه به ترتیب $SARIMA(0,1,5)(5,1,0)_{12}$ ، $SARIMA(3,1,0)(0,1,2)_4$ و $SARIMA(11,1)(0,1,1)_7$ تعیین شدند. عملکرد مدل ارزیابی شد. ارزیابی عملکرد مدل ها با استفاده از ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق، ضریب نش ساتکلیف و ضریب تعیین استفاده شد. در مقیاس ماهانه، روش سری زمانی با $RMSE = \sqrt{0.004 \frac{m^3}{s}}$ ، $MAE = \sqrt{0.001 \frac{m^3}{s}}$ و $R^2 = 0.99$ ضریب نش ساتکلیف و ضریب تعیین استفاده شد. در مقیاس فصلی، روش مونت کارلو با $RMSE = \sqrt{1.4 \frac{m^3}{s}}$ ، $MAE = \sqrt{0.3 \frac{m^3}{s}}$ و $R^2 = 0.99$ بهترین عملکرد را داشت؛ به عنوان مدل برتر تعیین شد. در مقیاس سالانه، روش سری زمانی به عنوان بهترین روش با $RMSE = \sqrt{2.8 \frac{m^3}{s}}$ ، $MAE = \sqrt{0.3 \frac{m^3}{s}}$ و $R^2 = 0.99$ تعیین گردید. در حالت کلی نتایج نشان داد که روش های مونت کارلو و سری های زمانی کارایی بالایی در پیش بینی جریان رودخانه دارند.

واژه های کلیدی: الگوی تناوبی، خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی، دبی، مدل سازی

مقدمه

بهره برداری بهینه از مخازن سدها، کنترل فرسایش و رسوب گذاری و سایر جنبه های مدیریت منابع آب، همواره کانون توجه متخصصان این حوزه بوده است. علاوه بر این، با توجه به چالش فزاینده کمبود منابع آب شیرین قابل دسترس و استحصال در سطح جهانی و به ویژه در مناطق خشک و نیمه خشک، پیش بینی هرچه دقیق تر دبی جریان به یکی از ارکان اساسی و چالش برانگیز پیش روی تصمیم گیران و برنامه ریزان حوزه آب تبدیل شده است. (داننده مهر و مجدزاده، ۱۳۸۹). در هر برنامه مدیریتی منابع آب، کسب آگاهی از شرایط آینده امری ضروری است (صمدی و همکاران، ۱۳۹۸). از آنجایی که پیش بینی هیدرولوژیکی برای بهبود مدیریت منابع آب انجام می گیرد، دقت و اطمینان پذیری نتایج بسیار حائز اهمیت است (Chadalawada et al., 2020).

با توجه به این ضرورت، طی دهه‌های گذشته مدل‌های متفاوتی به منظور شبیه‌سازی جریان رودخانه‌ها توسعه یافته‌اند که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به روش مونت کارلو و مدل‌های سری زمانی خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی (SARIMA) اشاره کرد. روش مونت کارلو الگوریتمی محاسباتی است که به منظور برآورد نتیجه از نمونه‌گیری تصادفی استفاده می‌کند. این روش برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده، به‌ویژه زمانی که دسترسی به روابط تحلیلی دشوار است، کاربرد فراوانی دارد (Papalaskaris & Panagiotidis, 2018). از سویی دیگر، مدل‌های مبتنی بر سری‌های زمانی خودهمبسته با میانگین متحرک یکپارچه، به دلیل کشف بهتر ارتباط بین پارامترهای مؤثر بر جریان، غنی‌سازی اطلاعات در مدل‌سازی و روند منظم فرآیند ساخت مدل، به طور گسترده در زمینه پیش‌بینی دبی جریان رودخانه‌ها بکار برده شده‌اند (Papalaskaris & Panagiotidis, 2018).

اگرچه در سال‌های اخیر گرایش به مدل‌های یادگیری ماشین/عمیق افزایش یافته ولی همچنان مدل‌های کلاسیک مبتنی بر آمار از محبوبیت و توان قابل قبولی در مدل‌سازی فرآیندهای تصادفی هیدرولوژیکی برخوردارند. مدل‌های عددی مانند شبیه‌سازی مونت کارلو از توابع توزیع و مشخصات پارامتریک آن به منظور شبیه‌سازی فرآیند تصادفی استفاده می‌کنند، درحالی که مدل‌های سری‌زمانی با کالیبراسیون پیکربندی پارامترهای زمانی روند و سطح تغییرات بر اساس فرمولاسیون خودهمبسته و میانگین متحرک عمل می‌کنند. مزیت اساسی مدل ساریما در نظر گرفتن تغییرات فصلی و اجرای سریع آن با الگوبرداری از داده‌های مشاهداتی است. اگرچه زمان اجرای عملیات شبیه‌سازی مونت کارلو نسبت به مدل‌های سری زمانی بیشتر است ولی در عوض توانمندی بالایی در شبیه‌سازی فرآیند تصادفی ایفا نموده و بر اساس ساختار داده‌های تاریخی یک رخداد آن را مدل‌سازی می‌کند. همچنین از طرف دیگر انعطاف‌پذیری بالایی داشته و خروجی آن بر اساس احتمالات بوده و می‌تواند سناریوهای مختلف را ارزیابی کند. اگرچه می‌توان با استفاده از کلیه‌ی این مدل‌ها تصویر جامع تری نسبت به مزایا و معایب هر مدل داشت اما با توجه به اهداف پژوهش و محدودیت‌های تحقیق عملاً امکان‌پذیر نبود.

با وجود دقت‌های بسیار خوب مدل‌های سری زمانی خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی در بسیاری از مطالعات، ارزیابی دبی در مقیاس‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالیانه رودخانه‌ها تاکنون صورت نگرفته است. این مقیاس‌های زمانی برای برنامه‌ریزی‌های کلان مدیریت منابع آب، از جمله تخصیص فصلی آب، بهره‌برداری از مخازن سدها و برنامه‌ریزی بلندمدت، از اهمیت حیاتی برخوردارند. با توجه به مزیت رهیافت مونت کارلو در شبیه‌سازی مشاهدات واقعی، پژوهش‌های محدودی از آن برای پیش‌بینی دبی جریان‌ات رودخانه‌ای در افق‌های زمانی مختلف در دست است. همچنین، پژوهشی که مدل‌سازی چندگانه با مدل‌های خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه و شبیه‌سازی مونت کارلو را هم‌زمان دستور کار قرار داده باشد موجود نیست. بنابراین، در پژوهش حاضر سعی می‌شود تا با شبیه‌سازی دبی در مقیاس‌های ماهانه، فصلی و سالیانه رودخانه جামیشان واقع در استان کرمانشاه ایران با دو روش تحلیل سری‌های زمانی میانگین متحرک یکپارچه و رهیافت مونت کارلو، نه تنها این خلأ پژوهشی پوشش داده شود، بلکه با تعیین دقیق‌ترین و کارآمدترین مدل‌های پیش‌بین گر مربوط به این حوضه آبریز، سهم علمی کاربردی به مدیریت پایدار منابع آبی این منطقه ارائه شود.

پیشینه پژوهش

(Hall & Dracup, 1970) از روش مونت کارلو برای تولید هیدروگراف‌های ورودی با هدف تحلیل عملکرد مخزن استفاده کردند و نتایج آن عملکرد آن را تأیید می‌کنند. در پژوهش ستاری و همکاران (۱۳۸۵)، بر اساس تاریخچه اطلاعات جریان و با روش مونت کارلو، نسبت به شبیه‌سازی جریان ورودی به مخزن اقدام شد. تحلیل عملکرد مخزن با داده‌های حاصل از مرحله قبل نشان داد که در پانزده درصد مواقع حجم ذخیره‌شده بیش از حجم کل مخزن بوده که این امر موجب بروز سرریز خواهد شد. نتایج تحقیق حمزه‌لو و غواصیه (۱۳۸۷) برای پیش‌بینی سیلاب در حوضه رودخانه امامه از عملکرد مثبت مدل‌سازی با روش مونت کارلو گواهی می‌دهند. در مطالعه

(Valipour, 2015) برای پیش‌بینی بلندمدت رواناب در ایالات متحده آمریکا با دو رهیافت خودهمبسته میانگین‌متحرک یکپارچه و نوع فصلی^۲ آن، نتایج به دقت بالاتر مدل اخیر نسبت به همتای خود اشاره دارد. در پیش‌بینی جریان روزانه حوضه آبریز ساویتی، مدل فصلی خودهمبسته میانگین‌متحرک یکپارچه برترین مدل شد (Gharde et al., 2016). شبیه‌سازی مونت کارلو برای تخمین تغذیه طبیعی آب‌های زیرزمینی در قطر به کار برده شد، که میزان تقریبی آن را ۸۵/۷۳ میلیون مترمکعب برآورد کرده است (Baalousha, 2016). در عملکردسنجی مدل سری زمانی بر اساس معیاری مانند اطلاعات آکائیک^۳ برای جریان ماهانه رودخانه واتروال آفریقای جنوبی، مدل SARIMA(3,0,2)(3,1,3)₁₂ با بهینه‌ترین پیکربندی معرفی گردید. همینطور، SARIMA(2,0,0)(3,1,3)₁₂ برای بهترین پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه رها د سودان برآورد شد (Mohamed & Etuk, 2017). در آزمایشی مشابه پیرامون رودخانه جامیشان، مناسب‌ترین مدل پیش‌بینی دبی به صورت SARIMA(3,0,1)(3,0,1)₁₂ طی بیست و پنج سال تعیین شد (حشمتی و حافظ پرست مودت، ۱۳۹۷). در تحقیق انجام‌شده توسط (Delgado-Ramos & Hervás-Gómez, 2018) از تحلیل رگرسیون، تابع توزیع گاما و روش مونت کارلو استفاده شد، که نتایج آن از دقت بالای این مدل‌سازی حکایت داشت. حتی برای پیش‌بینی نرخ پایین جریانات منطقه ساحلی شهر کاولا در شمال شرقی یونان، (Papalaskaris & Papagioudis, 2018) نشان دادند که شبیه‌سازی مونت کارلو عملکرد مثبتی در مدل‌سازی دارد. همچنین، در حوضه لبقوان اذربایجان شرقی شبیه‌سازی و تولید داده‌های مصنوعی مرتبط با رواناب به منظور پیش‌بینی و تحلیل‌های هیدرولوژیکی با استفاده از روش مونت کارلو اجرا شد. نتایج این پژوهش دقت بالای این مدل را تأیید می‌کند (جعفری و همکاران، ۱۳۹۸).

در این پژوهش ارزیابی دبی جریان آب رودخانه‌های سیستان و پریان حوضه آبریز هیرمند در سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۹۷ با استفاده از مدل سری زمانی ساریما انجام شد. بهترین مدل‌ها برای رودخانه‌های سیستان و پریان به ترتیب مدل‌های SARIMA(1,1,1)(2,1,0)₁₂ و SARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂ برآورد گردید (علی‌احمدی و همکاران، ۱۴۰۰). در ارزیابی بارش، تبخیر و جریان ورودی رودخانه جهت بهبود عملکرد سد مانگلا، دومین سد بزرگ پاکستان، مدل SARIMA(1,0,0)(2,1,2)₁₂ بهترین برازش را انجام داد (Ahmad et al., 2022). همچنین، در مدل‌سازی سه‌گانه با سری‌های زمانی خودهمبسته میانگین‌متحرک از نوع ساده، یکپارچه و یکپارچه فصلی با هدف توسعه سری پیش‌بینی جریان ایستگاه‌های تمرلو و لوبوک‌یاکو رودخانه پاهنگ، SARIMA(2,0,3)(0,1,0)₁₂ و SARIMA(0,0,0)(1,1,2)₁₂ به ترتیب به عنوان بهترین مدل این دو ایستگاه ارائه شدند (Yap & Musa, 2023). (Muthee et al., 2023). al. تلاش کردند چرخه تبخیر و روند رواناب رودخانه تانای کنیا را از سال ۲۰۲۱ تا ۲۰۳۰ پیش‌بینی کنند؛ نتیجه شبیه‌سازی آنها SARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂ را مدل کارآمد معرفی کرد. در این پژوهش به منظور پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه چالوس در مازندران در بازه (۲۰۲۳-۲۰۲۶) از مدل‌های سری زمانی خودهمبسته میانگین‌متحرک یکپارچه فصلی (SARIMA) استفاده شد و در نهایت مدل SARIMA(2,0,0)(0,1,2)₁₂ به عنوان دقیق‌ترین مدل تعیین شد. (Shahkholeslami et al., 2024). (Kheimi et al., 2024) در پژوهش خود به منظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه از تکنیک‌های تصادفی (AR، ARIMA و SARIMA) و سه مدل یادگیری سطحی (NARnet، OS-ELM و NAR-GMDH) و سه مدل یادگیری عمیق (LSTM، CNN-GRU و stacked-LSTM) استفاده کردند، نتایج مدل CNN-GRU را به عنوان مدل برتر معرفی می‌کند. (Al-Hashimi et al., 2025) به منظور افزایش دقت پیش‌بینی جریان رودخانه دجله از مدل‌های ARIMA به عنوان یک رویکرد آماری کلاسیک و مدل غیرخطی تقویت گرادیان شدید (XGBoost)، یک مدل ترکیبی درخت تصادفی در این مطالعه استفاده کردند. دو مدل ARIMA مجزا برای ثبت ویژگی‌های خطی جریان رودخانه دجله استفاده می‌شوند: SARIMA و ARIMAX. از مدل XGBoost برای ثبت ویژگی‌های غیرخطی جریان رودخانه دجله استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی درخت تصادفی، در مقایسه با سایر مدل‌های استفاده‌شده، عملکرد بهتری دارد. (El Bilali & Taleb, 2025) در این مطالعه، به منظور پیش‌بینی دبی اوج ناشی از سدهای شکسته از داده‌های مصنوعی و واقعی استفاده کردند. بنابراین، از روش

2. Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA)

3. Akaike information criteria (AIC)

مونت کارلو برای تولید نمونه‌های مصنوعی از پارامترهای شکست برای اجرای HEC-RAS-2D برای شبیه‌سازی دبی اوج استفاده شد. سپس، الگوریتم‌های XGBoost، Shapley Additive Explanations و Local Interpretable Model-agnostic Explanations برای تجزیه و تحلیل و تفسیر تأثیر متغیرهای ورودی با توجه به فرآیند شکست سد به کار گرفته شدند. نتایج دقت قابل قبول مدل XGBoost را تایید کرد.

در مطالعات مذکور، از روش‌های سری‌زمانی و روش مونت کارلو به صورت جداگانه به منظور پیش‌بینی استفاده شد و همچنین برخی مطالعات عملکرد مدل‌های مذکور با متدهای مختلف ماشین‌لرنینگ مورد مقایسه قرار گرفت. در این پژوهش، از هر دو روش سری‌زمانی و مونت کارلو به منظور شبیه‌سازی جریان استفاده شد.

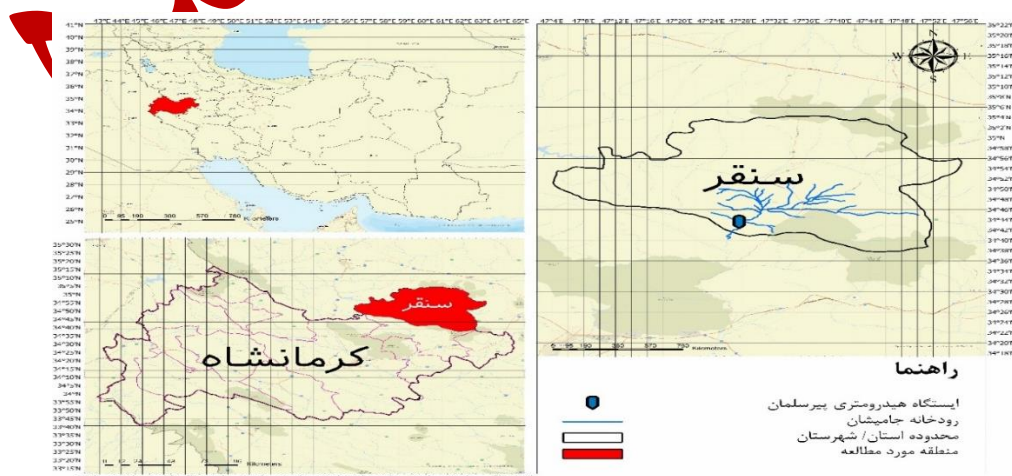
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

سد جامیشان در شهرستان سنقر استان کرمانشاه واقع در غرب فلات ایران بر روی رودخانه جامیشان احداث شده است. شهرستان سنقر از شمال به حوضه آبریز گورود، از شرق به حوضه آبریز خرم‌رود، از جنوب به حوضه آبریز رودخانه مری‌نگار و از غرب به زیرحوضه‌های عالی‌سیاه و گاورود منتهی می‌شود (شکل ۱). کوه دالاخانی واقع در ده کیلومتری جنوب شهر سنقر با ارتفاع ۳۳۳۵ متر و کانون خروجی جامیشان به ارتفاع ۱۵۰۰ متر به ترتیب بلندترین و پست‌ترین نقطه این ناحیه محسوب می‌شوند. این منطقه با متوسط دمای سالانه ۱۲ درجه سانتیگراد، میزان بارش ۴۳۶ میلی‌متر و دوره تقریبی یخبندان ۱۲۱ روزه به لحاظ اقلیمی در رده نیمه‌خشک و استپی خنک قرار می‌گیرد. داده‌های پژوهش براساس تاریخچه ۳۱ ساله ثبت دبی جریان از ایستگاه هیدرومتری پیرسلیمان جمع‌آوری و برای تحقیقات بیشتر به صورت سری زمانی ماهانه، فصلی و سالانه طی سال‌های ۱۳۶۸ تا ۱۳۹۸ مورد بررسی قرار گرفتند که خلاصه آن در (جدول ۱) آورده شده است.

جدول ۱. خصوصیات آماری داده‌های جریان رودخانه جامیشان بر حسب مترمکعب بر ثانیه

چولگی	انحراف معیار	واریانس	میانگین	سری زمانی
۲/۵۸۶	۲/۱۵۵	۴/۶۴۵	۱/۴۷۱	ماهانه
۱/۷۳۹	۱/۶۹۰	۲/۸۵۵	۱/۴۷۲	فصلی
۰/۹۲۱	۰/۸۲۳	۰/۶۷۷	۱/۴۷۳	سالانه



روش شبیه‌سازی مونت کارلو

روش مونت کارلو به عنوان روش آماری عددی امکان می‌دهد تا رفتار تصادفی سامانه‌های واقعی غیردینامیکی از طریق تولید اعداد تصادفی که بر اساس توزیع احتمال آنها تعیین رویداد می‌شوند تکرار گردند (Delgado-Ramos & Hervás-Gómez, 2018). تبدیل در روش مونت کارلو از طریق مدل ریاضی بیان می‌شود. اولین مرحله در روش مونت کارلو تعیین پارامترهای مربوط به مناسب‌ترین توزیع داده‌های تصادفی مشاهده‌ای می‌باشد که بر اساس بهترین توزیع به تولید داده‌های تصادفی جریان اقدام می‌گردد (ستاری و همکاران، ۱۳۸۵). بدین منظور در این پژوهش برای تعیین بهترین توزیع و مقدار پارامترهای توزیع از نرم‌افزار easy fit استفاده شد و با توجه به معیار آزمون کلموگروف-سمیرنوف بهترین توزیع تعیین گردید. سپس با استفاده از افزونه XLSTAT با توجه به بهترین توزیع آماری با روش مونت کارلو اعداد تصادفی ایجاد گردید. در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی مونت کارلو در بازه زمانی سالانه، از توزیع‌های gamma، Weibull، beta، lognormal و chi_squered استفاده شد. در بازه زمانی فصلی از توزیع‌های gamma، Weibull، beta، lognormal، uniform، normal و pareto استفاده شد. و توزیع‌های استفاده‌شده در شبیه‌سازی سری زمانی ماهانه gamma و lognormal می‌باشد.

مدل‌های سری زمانی

تحلیل سری‌های زمانی بخشی از روش‌های آماری محسوب می‌شود که به منظور کنترل داده‌ها و پیش‌بینی استفاده می‌شوند (حلمی و همکاران، ۱۳۹۹). با توجه به اینکه وقوع هیچ فرآیند هیدرولوژیکی کاملاً قطعی نیست، لذا تحلیل داده‌های هیدرولوژیکی با استفاده از سری‌های زمانی غیرایستا اهمیت زیادی دارد. مدل‌سازی خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی یکی از روش‌های تحلیل سری‌های زمانی غیرایستا به شمار می‌رود (کانونی و اورجی، ۱۳۹۹). مدل خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی به عبارتی یک سری زمانی است که از اثر فصلی پیروی می‌کند. ساختار سری‌های زمانی فصلی با توصیف زیر و به شکل $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ بیان می‌گردد (Ray et al, 2021). عملگر تفاضلی مورد استفاده برای سری‌های زمانی پویا برابر است با $\Delta = 1 - B$ ، عملگر جهت به عقب است) و $\Delta^d = (1 - B)^d$ مربوط به تفاضل گیری فصلی می‌باشد و در رابطه ۱ نمایش داده شده است:

$$\phi_p(B)\phi_p(B)^s\Delta^d\Delta_s^D(z-z)=\theta_q(B)\Theta_Q(B)^sa_t \quad \text{رابطه ۱}$$

که در آن z سری‌های مشاهده‌شده، ϕ_p مرتبه چندجمله‌ای p ، d مرتبه تفاضل گیری، θ_q مرتبه چندجمله‌ای q ، ϕ_p مرتبه چندجمله‌ای p ، D ، P مرتبه تفاضل گیری فصلی Q ، Θ_Q رتبه چندجمله‌ای Q ، s طول دوره و a_t مقدار تصادفی باقیمانده است. گام اول در مدل‌سازی سری زمانی رسم نمودار مشاهدات نسبت به زمان است تا خواص سری زمانی مانند تغییرات فصلی، روند ناپیوستگی و مشاهدات دورافتاده مشخص شود (Ray et al, 2021). سپس، از آزمون من-کندال که بر پایه مرتبه داده‌ها در یک سری زمانی است استفاده می‌شود (Mann, 1945; Kendall, 1975). در صورت وجود روند معنی‌دار، سری زمانی از طریق تفاضل گیری روندزایی می‌گردد. با توجه به فاکتور خودهمبستگی^۵ و فاکتور خودهمبستگی جزئی^۶ ثابت بودن واریانس داده‌ها بررسی می‌شود. اگر داده‌ها از نظر واریانس

4. Mann-Kendall

5. Autocorrelation factor

6. Partial autocorrelation factor

ثابت نباشند، باید روی آنها تبدیل انجام شود (Rachim et al., 2023). سپس، مدل مناسب روی داده‌ها برازش می‌شود. از تبدیل توانی باکس-کاکس^۷ که معادله آن در رابطه ۲ نمایش داده شده است نیز برای تبدیل واریانس استفاده می‌شود (Box & Cox, 1964);

$$T(x_t) = x_t^{(\lambda)} \quad \text{رابطه ۲}$$

که x_t مقدار اولیه واقعه در زمان t ، λ پارامتر تبدیل و $x_t^{(\lambda)}$ مقدار تبدیل یافته است (غفوریان و همکاران، ۱۳۹۹). برای بهینه‌یابی مدل‌های مختلف و تعیین بهترین پیکربندی، از معیارهای آکائیکه، آکائیکه اصلاح شده^۸ و اطلاعات بیزی^۹ استفاده می‌شود (روابط مربوطه به معیارهای مذکور به ترتیب در روابط ۳ تا ۵ نشان داده شده است):

$$AIC = n \ln(MSE) + 2K \quad \text{رابطه ۳}$$

$$AICC = AIC + \frac{2K(K+1)}{(n-K-1)} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$BIC = n \ln\left(\frac{RSS}{n}\right) + K \ln(n) \quad \text{رابطه ۵}$$

که k تعداد پارامترهای مدل، n تعداد داده‌های مشاهداتی، MSE میانگین مربعات خطا^{۱۰} و RSS مجموع مربعات باقیمانده‌ها^{۱۱} است. هرچه عدد متناظر با معیارهای فوق کمتر باشد، مدل مربوطه بهتر است (کانونی و اورجی، ۱۳۹۹). در آزمون مدل، باید فرضیات اولیه شامل استقلال زمانی، نرمال بودن و ایستایی واریانس بر روی باقیمانده‌های مدل برقرار باشد. برای بررسی استقلال باقیمانده‌ها، از آزمون پرت‌مانتو^{۱۲} که معادله‌ی مربوط به آن در رابطه ۶ ذکر شده، استفاده می‌شود:

$$Q = n(n+2) \sum_{K=1}^m \frac{r_K^2}{n-K} \quad \text{رابطه ۶}$$

که در آن n تعداد مشاهدات، r ضریب خودهمبستگی و m حداکثر مقدار وقفه می‌باشد (Taheri et al., 1980). در شکل زیر (شکل ۲) مقایسه کلی بین دو روش مونت کارلو و سری زمانی انجام شده است.

-
7. Box-Cox
 8. Akaike information corrected criteria (AICC)
 9. Bayesian information criteria (BIC)
 10. Mean squared error
 11. Residuals' sum of squares
 12. Portmanteaux



شکل ۲. مقایسه کلی بین دو روش مونت کارلو و سری زمانی

در این پژوهش، برای افزایش توان پیش‌بینی و دستیابی به مدل بهینه، از تبدیل باکس-کاکس برای نرمال‌سازی مشاهدات استفاده گردید. به منظور بررسی عملکرد دو مدل مونت کارلو و مدل سری زمانی در پیش‌بینی جریان، از چهار معیار ریشه میانگین مربعات خطا^{۱۳} میانگین قدرمطلق خطا^{۱۴} ضریب نش-ساتکلیف^{۱۵} و ضریب تعیین^{۱۶} استفاده شد و معادلات مربوط به معیارهای بیان شده به ترتیب در روابط ۷ تا ۱۰ قابل مشاهده می‌باشد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(Q_o)_i - (Q_c)_i]^2} \quad \text{رابطه ۷}$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(Q_o)_i - (Q_c)_i| \quad \text{رابطه ۸}$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [(Q_o)_i - (Q_c)_i]^2}{\sum_{i=1}^N [(Q_o)_i - (\bar{Q}_o)]^2} \quad \text{رابطه ۹}$$

13. Root mean squares of error (RMSE)

14. Mean absolute of error (MAE)

15. Nash-Sutcliffe (NS)

16. R^2

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_O - Q_C)^2}{\sum_{i=1}^N (Q_O - \bar{Q}_O)^2}$$

Q_O جریان شبیه‌سازی شده، Q_O جریان مشاهداتی، $\bar{Q}_O$ میانگین جریان مشاهداتی، N تعداد مشاهدات می‌باشند (Kisi et al., 2022).
 نمای کلی تحقیق در (شکل ۲) به نمایش درآمده است. محدوده شاخص های ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا $[\infty, +\infty]$ می باشد مقدار شاخص به دست آمده هرچه به ۰ نزدیک تر باشد نشان دهنده دقت بالای مدل است. محدوده شاخص نش ساتکلیف $[-\infty, 1]$ می باشد که در این بازه $0.75 < NSE \leq 1.00$ نشان دهنده دقت خیلی خوب، $0.65 < NSE \leq 0.75$ نشان دهنده دقت خوب، $0.50 < NSE \leq 0.65$ نشان دهنده دقت رضایت بخش و $NSE \leq 0.50$ غیرقابل قبول می باشد. در رابطه با ضریب تعیین محدوده آن $[0, 1]$ می باشد، مقدار این شاخص به ۱ نزدیک تر باشد دقت بالای مدل را گزارش می کند (Moriasi et al., 2007).

پژوهشهای آینده



شکل ۳. روندنمای اجرای پژوهش

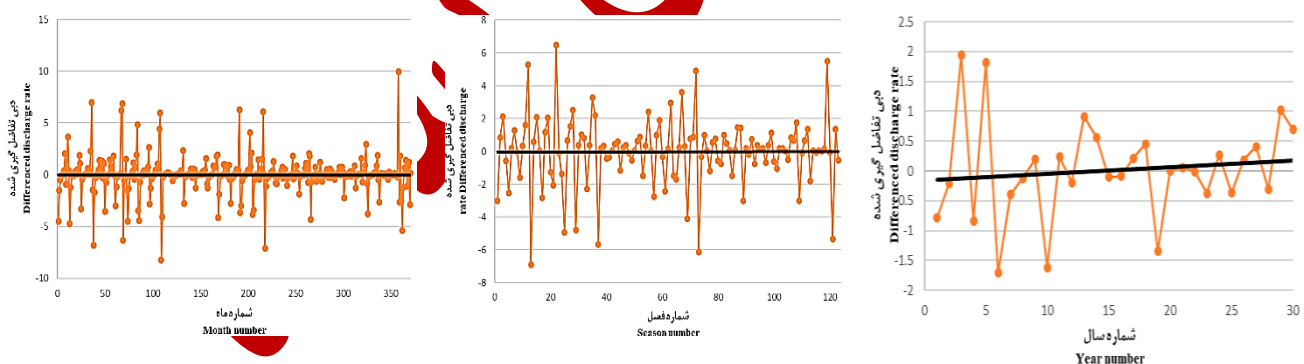
یافته‌های پژوهش

در این پژوهش، داده‌های اولیه به صورت داده‌های روزانه برای ۳۱ سال طی ۱۳۶۸ تا ۱۳۹۸ جمع‌آوری شدند. در سری فصلی برای هر سال، داده‌های هر فصل به صورت یک سری جداگانه در نظر گرفته شد و توزیع مناسب برای سری تعیین گردید. در ادامه، از افزونه XLSTAT برای شبیه‌سازی به روش مونت‌کارلو استفاده شد و تعداد شبیه‌سازی ۱۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. به علاوه، برای هر یک از فصل‌ها در هر سال، میانگین سری شبیه‌سازی شده در نظر گرفته شد و با میانگین فصلی مشاهداتی هر یک از فصل‌ها در هر سال مقایسه گردید. برای شبیه‌سازی سالانه مشابه فرآیند ذکر شده عمل گردید. به منظور شبیه‌سازی سری زمانی ماهانه، ۳۱ ساله ۱۱۰۰۰ عدد تصادفی برای هر سری ماهانه بر اساس بهترین توزیع آماری تولید شد. به منظور شبیه‌سازی به روش سری زمانی، در ابتدا روند سری‌های زمانی از طریق آزمون من-کندال بررسی شد که نتایج آن در (جدول ۲) ذکر شده است. بر اساس مقادیر p-value که برای سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه به ترتیب برابر با ۰/۰۰۱، ۰/۰۲۴ و ۰/۰۴۰ می‌باشد و تمامی مقادیر کمتر از ۰/۰۵ هستند، می‌توان نتیجه گرفت هر سه سری زمانی ماهانه، فصلی و سالانه دارای روند می‌باشد.

جدول ۲. آزمون من-کندال برای سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه

سری زمانی	مقدار معنی‌داری
ماهانه	۰/۰۰۱
فصلی	۰/۰۲۴
سالانه	۰/۰۴۰

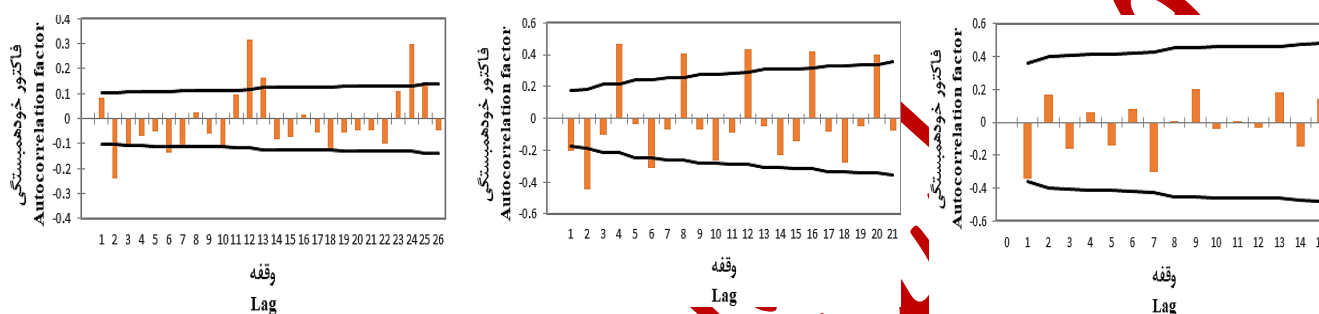
به منظور حذف روند، تفاضل‌گیری انجام شد. نمودار سری‌های تفاضل‌گیری شده در (شکل ۴) نشان داده شده است.



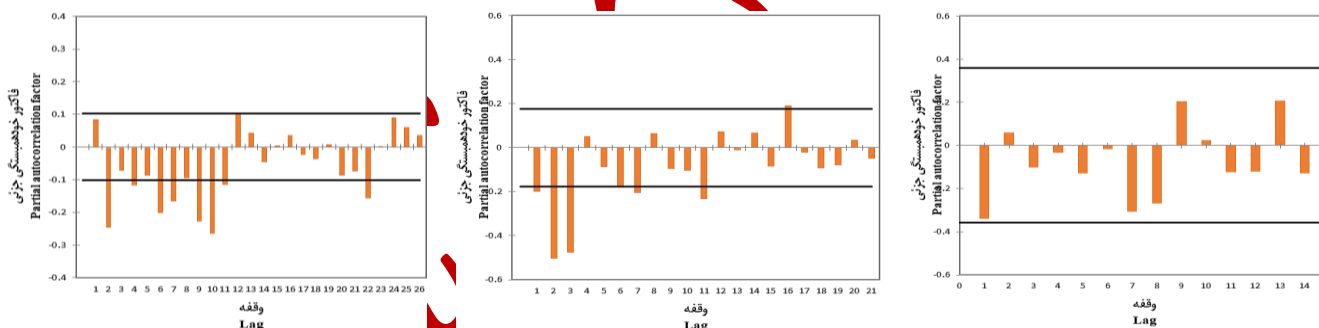
شکل ۴. نمودار حذف روند شده سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه

نمودارهای فاکتور خودهمبستگی و فاکتور خودهمبستگی جزئی داده‌های تفاضل‌گیری شده به ترتیب در (شکل ۵) و (شکل ۶) نمایش داده شده است. با دقت در نمودارها، به راحتی می‌توان الگوی فصلی را برای هر سه سری زمانی مشاهده کرد. بر این اساس، مقدار S (طول دوره در سری‌های زمانی فصلی) برای سری زمانی ماهانه، فصلی و سالانه به ترتیب برابر با ۱۲، ۴ و ۷ در نظر گرفته شد.

عدم وجود روند در تغییرات ماهانه دبی، همانطور که در نمودار تفاضل گیری شده دبی مشخص می‌باشد، میتواند گویای ایستایی الگوی جریان‌ات رودخانه‌ای منطقه جামیشان باشد طوری که در تناوبی ۱۲ ماهه الگوی تقریباً مشابهی از تغییرات دبی پدید آمده است. به طرزی مشابه، میتوان همین تعبیر را در مورد تغییرات فصلی دبی رودخانه جایشان هم بکار بست که با مقدار S برابر با ۴ فصلی الگوی تغییرات خود را بدون روند متمایزی تکرار می‌کند. از طرفی، روند ناملموس رو به افزایش وقفه‌های دبی سالانه، با تناوب تجربی بدست آمده ۷ ساله، می‌تواند بازتابنده تغییرات کلی اقلیمی و آب‌وهوایی، بالاخص الگوی بارش، گرمایش و سامانه‌های جوی تحت‌تأثیر تغییرات بزرگ مقیاس جهانی، باشد.



شکل ۵. نمودار فاکتور خودهمبستگی سری‌های زمانی ماهانه (چپ)، فصلی (وسط) و سالانه (راست) تفاضل گیری شده



شکل ۶. نمودار فاکتور خودهمبستگی جزئی سری‌های زمانی ماهانه (چپ)، فصلی (وسط) و سالانه (راست) تفاضل گیری شده

پس از بررسی پارامترهای مختلف مدل‌های سری زمانی و با استفاده از معیارهای آکائیکه، آکائیکه اصلاح شده و اطلاعات بیزی، مدل‌های برتر با توجه به اینکه هرچه مقدار معیارهای مذکور کمتر باشد، دقت مدل بالاتر است تعیین گردید. در نهایت با توجه به مقادیر معیارهای مذکور و بررسی معنی‌داری پارامترهای مدل‌های سری زمانی شبیه‌سازی شده که مقادیر معناداری پارامترها بیشتر از ۰/۰۵ باشد و بررسی برقراری شروط نرمال بودن، استقلال و ایستایی باقیمانده‌های مدل برای هر سه سری زمانی، بهترین مدل با بررسی و در نظر گرفتن تمام موارد مذکور تعیین گردید. در (جدول ۳)، چهار مدل برتر برای هر سه سری زمانی با توجه به معیارهای مذکور و مقادیر پارامترهای مدل بیان شده و بهترین مدل انتخابی نهایی نیز مشخص گردیده است.

جدول ۳. بهترین مدل‌ها برای سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه

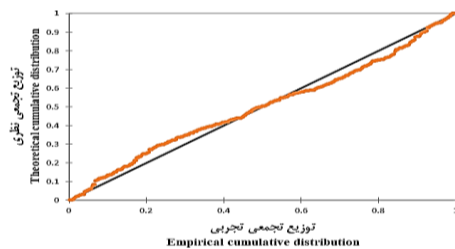
سری های زمانی	مدل	اطلاعات بیزی	اطلاعات آکائیکه اصلاح شده	اطلاعات آکائیکه	مدل برتر
	SARIMA(0,1,5)(5,1,0) ₁₂	-۱۱۰۰	-۱۱۴۲	-۱۱۴۲/۷	SARIMA(0,1,5)(5,1,0) ₁₂
	SARIMA(0,1,4)(5,1,0) ₁₂	-۱۱۰۲/۷	-۱۱۴۰/۹	-۱۱۴۱/۵	SARIMA(0,1,4)(5,1,0) ₁₂
ماهانه	SARIMA(0,1,3)(5,1,0) ₁₂	-۱۱۰۵/۳	-۱۱۳۹/۸	-۱۱۴۰/۳	SARIMA(0,1,3)(5,1,0) ₁₂
	SARIMA(0,1,3)(5,1,1) ₁₂	-۱۱۰۰/۴	-۱۱۳۸/۷	-۱۱۳۹/۳	SARIMA(0,1,3)(5,1,1) ₁₂
	SARIMA(3,1,0)(0,1,2) ₄	-۱۶۳/۷	-۱۷۹/۶	-۱۸۰/۴	SARIMA(3,1,0)(0,1,2) ₄
	SARIMA(4,1,0)(0,1,1) ₄	-۱۶۱/۶	-۱۷۷/۵	-۱۷۸/۲	SARIMA(4,1,0)(0,1,1) ₄
فصلی	SARIMA(3,1,0)(0,1,3) ₄	-۱۵۹	-۱۷۷/۴	-۱۷۸/۴	SARIMA(3,1,0)(0,1,3) ₄
	SARIMA(3,1,0)(1,1,2) ₄	-۱۵۸/۴	-۱۷۶/۸	-۱۷۷/۸	SARIMA(3,1,0)(1,1,2) ₄
	SARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₇	۳۱/۷	۲۹/۳	۲۷/۱	SARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₇
	SARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₇	۳۱/۷	۲۹/۶	۲۸/۳	SARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₇
سالانه	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₇	۳۲/۶	۲۹/۹	۲۹/۳	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₇
	SARIMA(1,1,0)(0,1,2) ₇	۳۴/۵	۳۲/۲	۳۰	SARIMA(1,1,0)(0,1,2) ₇

آزمون پورتمانتو بر اساس آماره جانگ باکس برای آزمون استقلال باقیمانده های مدل منتخب انجام شد که نتایج آن در (جدول ۴) ارائه شده است. برای سطح اطمینان ۵ درصد در تمامی وقفه ها، مقدار معناداری بیشتر از ۰/۰۵ می باشد. در نتیجه، فرض صفر مبنی بر استقلال باقیمانده ها پذیرفته می شود.

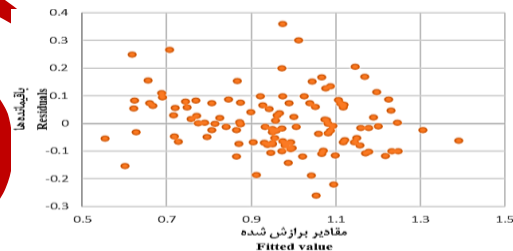
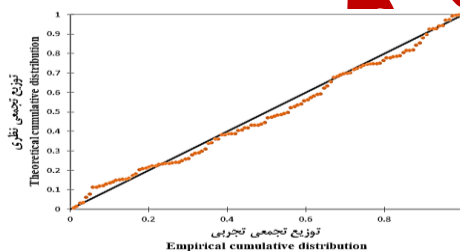
جدول ۴. نتایج آزمون پرتمانتو برای مدل های برتر سری های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه

سری زمانی	مدل برتر	پارامتر	وقفه	۲۴	۳۶	۴۸
		Chi Square		۲۸/۸۵	۲۷/۷۰	۳۲/۹۵
ماهانه	SARIMA(0,1,5)(5,1,0) ₁₂	DF		۲	۲۶	۳۸
		p-value		۰/۲۴۱	۰/۳۷۳	۰/۶۵۷
		Chi Square		۲/۸۷	۲۴/۴۲	۲۹/۹۸
فصلی	SARIMA(3,1,0)(0,1,2) ₄	DF		۷	۳۱	۴۳
		p-value		۰/۸۹۷	۰/۷۹۳	۰/۹۳۴
		Chi Square		۱۰/۱۱	-	-
سالانه	SARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₇	DF		۹	-	-

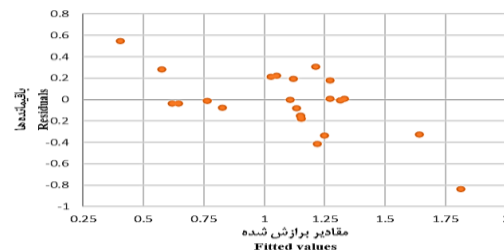
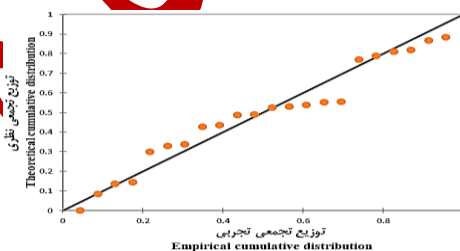
در نمودار مربوط به احتمال توزیع نرمال هر سه شکل (۷)، (۸) و (۹) همانطور که مشخص است، نقاط در امتداد یک خط راست قرار گرفته‌اند و می‌توان نتیجه گرفت که باقیمانده‌ها به صورت نرمال توزیع شده‌اند و نمودارهای هیستوگرام مشابه نمودار زنگوله‌ای توزیع نرمال می‌باشند. همچنین، فرض ایستایی واریانس باقیمانده‌های مدل برای هر سه سری زمانی با توجه به نمودارهای باقیمانده‌ها برحسب برازش مدل‌های سه‌گانه در شکل‌های (۷)، (۸) و (۹) بررسی شدند. چون نمودارهای مربوط به مشاهدات زمانی باقیمانده‌های هر سه سری زمانی فاقد الگوی خاصی هستند، فرض ثبات واریانس باقیمانده‌ها پذیرفته می‌شود. نمودار باقیمانده‌های سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه به ترتیب در شکل‌های (۷)، (۸) و (۹) نشان داده شده‌اند.



شکل ۷. نمودار باقیمانده‌های سری زمانی ماهانه



شکل ۸. نمودار باقیمانده‌های سری زمانی فصلی



شکل ۹. نمودار باقیمانده‌های سری زمانی سالانه

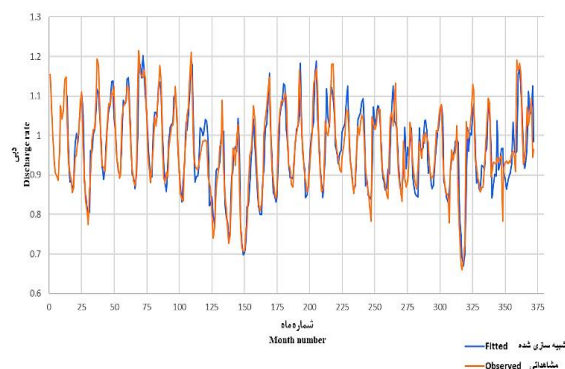
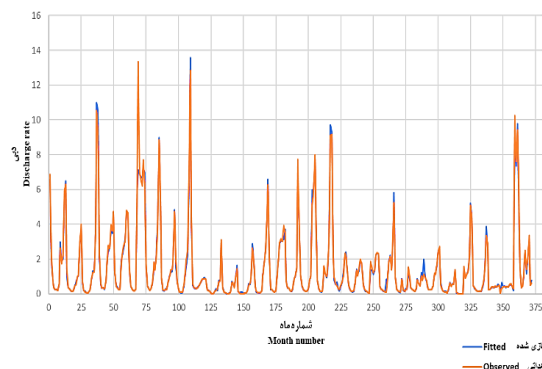
در هر دو روش مونت کارلو و تحلیل سری زمانی، معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدرمطلق خطا، ضریب نش ساتکلیف و ضریب تعیین محاسبه شد که در (جدول ۵) بیان شده‌اند. همانطور که در جدول مشخص می‌باشد شاخص‌های R^2 و NS در

هر دو روش و برای هر سه مقیاس زمانی مورد بررسی بزرگتر ۰/۹۰ که دقت قابل قبول را نشان می‌دهد. شاخص MAE برای هر دو روش در تمام مقیاس‌های زمانی با توجه به مقادیر پایین این شاخص و نزدیک بودن این مقادیر به ۰ دقت بالای این شاخص را نشان می‌دهد. در رابطه با شاخص RMSE مقادیر این شاخص در مقایسه با شاخص‌های دیگر دقت پایین‌تری را نمایش می‌دهد. در نهایت با در نظر گرفتن تمامی شاخص‌ها می‌توان نتیجه گرفت در هر سه مقیاس زمانی، هر دو روش عملکرد مناسبی دارند. در مقیاس ماهانه، روش سری زمانی دارای دقت بیشتری می‌باشد زیرا این روش در شاخص‌های NS، RMSE و MAE دقت بالاتری نسبت به روش مونت کارلو دارد. در مقیاس فصلی دو شاخص R^2 و NS در روش مونت کارلو در مقایسه با روش سری زمانی دقت بالاتری دارد و این تفاوت در شاخص R^2 به علت ۰/۰۷ تفاوت کاملاً قابل ملاحظه می‌باشد و به همین علت علارغم دقت بالاتر دو شاخص RMSE و MAE در روش سری زمانی، روش مونت کارلو به عنوان روشی بالا دقت بالاتر انتخاب شد. در مقیاس سالانه روش مونت کارلو به علت دقت بالاتر در سه شاخص R^2 ، NS و RMSE به عنوان روش با دقت بالاتر انتخاب گردید. همچنین، نمودار داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده برای هر دو روش در سه مقیاس زمانی ماهانه، فصلی و سالانه به ترتیب در شکل‌های (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) نشان داده شده‌اند. طبق نتایج بدست آمده، در پیش‌بینی سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه دقت روش سری زمانی قابل قبول بوده و به نتایج شبیه‌سازی مونت کارلو نزدیک می‌باشد.

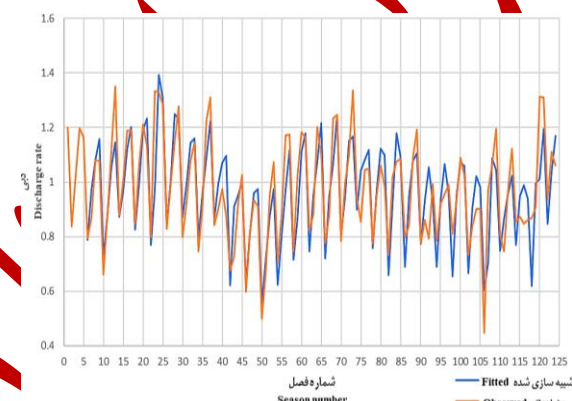
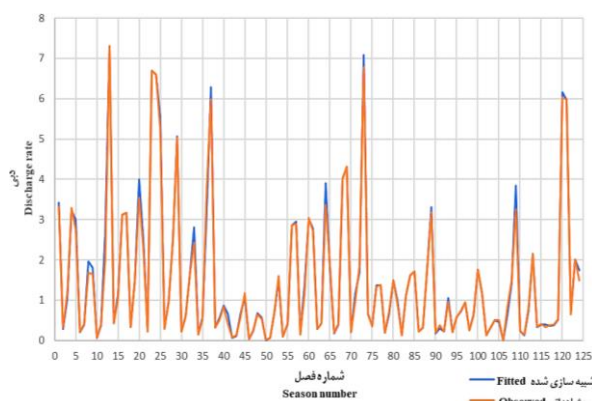
در یک پژوهش انجام شده توسط [Teymouri & Fathzadeh, \(2015\)](#) به منظور پیش‌بینی جریان از سه رویکرد مدل‌های خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه (ARIMA)، توماس-فیرینگ و تحلیل طیفی استفاده شد. نتایج این پژوهش، مدل‌های خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه (ARIMA) به عنوان مدل برتر معرفی می‌کند. و در مطالعه دیگر که پیرامون دبی ماهانه رودخانه چالوس انجام شد SARIMA(2,0,0)(0,1,2)₁₂ به عنوان دقیق‌ترین مدل تعیین شد ([Sheikholeslami et al., 2024](#)). در دو پژوهش ذکر شده مدل‌های سری زمانی به عنوان مدل‌های با دقت بالا در مناطق مختلف ایران تایید شد و تفاوت مدل‌های برتر انتخاب شده را میتوان آن را به تفاوت‌های اقلیمی این رودخانه‌ها نسبت داد.

جدول ۵. مقادیر معیارهای عملکرد دو روش شبیه‌سازی مونت کارلو و سری زمانی

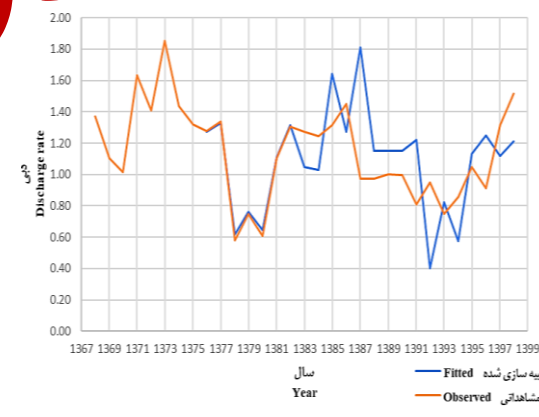
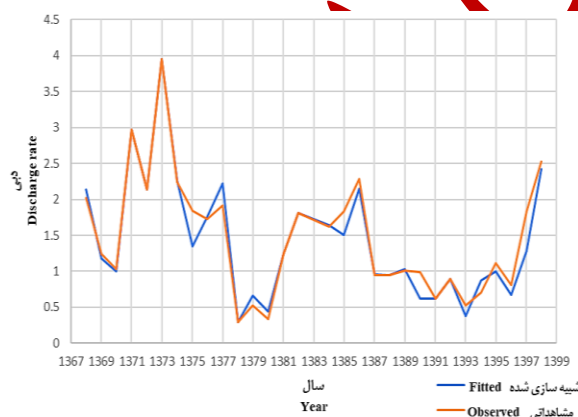
سری زمانی	روش	ریشه میانگین مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	ضریب نش‌ساتلکلیف	ضریب تعیین
Time series	Method	RMSE	MAE	NS	R^2
ماهانه		۰/۳۸	۰/۰۲	۰/۹۶	۰/۹۸
فصلی	مونت کارلو	۰/۱۴	۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۹۹
سالانه		۰/۱۸	۰/۰۴	۰/۹۴	۰/۹۷
ماهانه		۰/۰۴	۰/۰۰۰۹	۰/۹۹	۰/۹۰
فصلی	سری زمانی	۰/۱۰	۰/۰۰۵	۰/۹۸	۰/۹۲
سالانه		۰/۲۸	۰/۰۳	۰/۹۳	۰/۹۴



شکل ۱۰. نمودار شبیه‌سازی ماهانه مشاهدات دبی جریان رودخانه جامیشان به روش مونت کارلو (سمت چپ) و مدل سری زمانی (سمت راست)



شکل ۱۱. نمودار شبیه‌سازی فصلی مشاهدات دبی جریان رودخانه جامیشان به روش مونت کارلو (سمت چپ) و مدل سری زمانی (سمت راست)



شکل ۱۲. نمودار شبیه‌سازی سالانه مشاهدات دبی جریان رودخانه جامیشان به روش مونت کارلو (سمت چپ) و مدل سری زمانی (سمت راست)

بحث

به صورت کلی نتایج پژوهش عملکرد خوب و دقت بالای روش های مونت کارلو و سری زمانی را در پیش‌بینی جریان تایید می‌کند. نتایج تحقیق حاضر با پژوهش‌های قبلی پیرامون پیش‌بینی دبی از روش مونت کارلو، به طور نمونه (Delgado-Ramos & Hervás, 2018)، (Gámez, 2018)، (Papalaskaris & Panagiotidis, 2018) و جعفری و همکاران (۱۳۹۸) همسویی دارد. نتایج شبیه‌سازی به روش

سری زمانی با نتایج دیگر مطالعات مبنی بر ارائه مدل برتر از نوع خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی، به طور مثال حشمتی و حافظ پرست مودت (۱۳۹۷)، همراستا است. در عین حال، تفاوت‌هایی از نظر مراتب خودهمبستگی و الگوی تناوبی مشاهدات رودخانه مورد مطالعه جامیشان با پژوهش‌های دیگر، به طور نمونه با مطالعات انجام شده توسط Teymouri & Fathzadeh (2015) بر روی رودخانه اترک و (Sheikholeslami et al., 2024) بر روی رودخانه چالوس، وجود دارد که میتوان آن را به تفاوت‌های اقلیمی این رودخانه نسبت داد. از محدودیت و ضعف‌های این پژوهش می‌توان به تغییر عملکرد در مقیاس‌های مختلف، عدم جامعیت در شبیه‌سازی و وابستگی به کیفیت داده‌ها اشاره کرد که می‌تواند بر نتایج تاثیرگذار باشد و ترکیب این روش‌ها با مدل‌های فیزیکی یا یادگیری ماشین می‌تواند موجب افزایش دقت شبیه‌سازی شود. علاوه بر ترکیب‌های ذکر شده، می‌توان از مدل‌های یادگیری ماشین مانند LSTM، Random Forest و یا Gaussian Process Regression به منظور پیش‌بینی جریان استفاده کرد. در این پژوهش روش‌های کلاسیک به دلیل سادگی، شفافیت، و انطباق با داده‌های موجود انتخاب شدند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

به دلیل کمبود آب و اهمیت آن در نواحی خشک، پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها برای مدیریت منابع بسیار کاربردی است. در این تحقیق، سری‌های زمانی ماهانه، فصلی و سالانه رودخانه جامیشان استان کرمانشاه به دو روش مونت کارلو و سری زمانی بررسی شد. در ارزیابی نهایی عملکردها، مدل خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی برای مشاهدات ماهانه و سالانه و شبیه‌سازی مونت کارلو برای مشاهدات فصلی بهینه‌ترین نتایج را در پیش‌بینی جریان رودخانه جامیشان نشان دادند. انجام این پژوهش با محدودیت و ضعف‌هایی نیز روبرو بوده است. نخست، توان عملکردی مدل خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه فصلی و نیز شبیه‌سازی مونت کارلو مستقیماً به افق زمانی مشاهداتی وابسته است؛ از این رو و با توجه به نقصان نایگانی اطلاعات هیدروژئولوژیکی و محدودیت دسترسی، عملکرد آزمایش طراحی این پژوهش تحت تأثیر قرار گرفته است. به علاوه، با در نظر گرفتن تغییرات آب‌وهوایی جهانی در دهه‌های اخیر و اقلیم خشک و کم‌آب فلات ایران، به طور خاص منطقه جامیشان کرمانشاه، اهمیت پیش‌بینی دقیق و همه‌جانبه برای مدیریت و تخصیص منابع آبی پررنگ‌تر شده است؛ به همین خاطر، واردسازی عناصر هیدروژئولوژیکی مؤثر در دبی جریان رودخانه‌ای مانند دمای متوسط، تغییر تراکم پوشش گیاهی منطقه، میزان برداشت رسوبات در مقیاس صنعتی منطقه، میزان دریافت تابش خورشیدی یا روزهای ابری و غیره در آزمایش حاضر می‌توانست ارزیابی جامع، دقیق و عمیق‌تری به دست دهد. به پژوهشگران آتی توصیه می‌شود که با جمع‌آوری مشاهدات رودخانه‌های حوضه‌های آبریز مجاور جامیشان و همچنین شاخه‌های فرعی رودخانه جامیشان با اقلیم مشابه، پژوهش حاضر را تکرار و به مقایسه یافته‌های بدست‌آمده از رودخانه‌های هم‌اقلیم بپردازند تا شواهد مستحکم‌تری از صحت شبیه‌سازی‌ها و همچنین الگویابی دقیق‌تر جریانات رودخانه‌های این منطقه حاصل شود. همچنین، افزایش افق زمانی مشاهدات برای افزایش کارایی مدل‌های پیش‌بینی جریانات توصیه می‌شود. از یافته‌های این تحقیق می‌توان به منظور مدیریت بهینه منابع آب و سدها، پیش‌بینی از سیلاب و خشکسالی و کاهش ریسک اقتصادی کشاورزان برای توسعه پایدارتر منطقه استفاده کرد.

منابع

حلمی، مهتاب؛ بختیاری، بهرام و قادری، کوروش. (۱۳۹۹). مدلسازی و پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی با استفاده از مدل سری زمانی SARIMA در نمونه‌های اقلیمی مختلف ایران. *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، جلد ۴ شماره ۳، ص ۱۰۷۹-۱۰۹۰.

حشمتی، سارا و حافظ پرست مودت، مریم. (۱۳۹۷). پیش‌بینی دبی با استفاده از تحلیل سری زمانی با مدل ساریما در شرایط خشکسالی. *مطالعه موردی: ایستگاه دبی سنجی پیرسلیمان در رودخانه جامیشان. سامانه‌های سطوح آبگیر باران*، ۱۶(۱)، ۷۳-۸۲.

حمزه لو، فرهاد و غواصیه، احمدرضا. (۱۳۸۷). محاسبه سیلاب های طراحی با استفاده از شبیه سازی مونت کارلو (مطالعه موردی حوضه رودخانه امامه). سومین همایش مدیریت منابع آب، تبریز.

جعفری، مجید؛ فتحی ضمیری، شبنم و دربندی، صمد. (۱۳۹۸). اثربخشی روش مونت کارلو در شبیه سازی رواناب در حوضه ليقوان. سومین همایش ملی هیدرولوژی ایران، تبریز.

داننده مهر، علی و مجدزاده طباطبایی، محمدرضا. (۱۳۸۹). بررسی تاثیر توالی دبی روزانه در پیش بینی جریان رودخانه ها با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک. آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۴(۲)، ۳۲۵-۳۳۳.

ستاری، محمدتقی؛ اسماعیل زاده، بهرام و فاخری فرد، احمد. (۱۳۸۵). شبیه سازی ورودی تصادفی یک مخزن آبیاری و تحلیل عملکرد آن. دانش کشاورزی، ۱۶(۴)، ۱۱۰-۱۱۱.

صمدی، میثم؛ بهره مند، عبدالرضا و فتح آبادی، ابوالحسن. (۱۳۹۸). پیش بینی دبی ماهانه ورودی به سد بوستان در استان گلستان با استفاده از مدل های داده کاوی و ترکیبی. مهندسی و مدیریت آبجیز، ۱۱(۴)، ۱۰۴۴-۱۰۵۸.

علی احمدی، ندا؛ مرادی، ابراهیم؛ حسینی، سیدمهدی و سردار شهرکی، علی. (۱۴۰۰). پیش بینی دبی جرمی رودخانه هیرمند: کاربرد تکنیک سری زمانی SARIMA. مهندسی آبیاری و آب، ۱۲(۱)، ۱۷۲-۱۹۱.

غفوریان، هادی؛ ثنایی نژاد، حسین و جباری نوقایی، مهدی. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل های سری زمانی در پیش بینی بارش فصلی مبتنی بر داده های سنجنش از دور (مطالعه موردی: اقلیم های خشک و نیمه خشک). پژوهش های اقلیم شناسی، ۴۲(۴)، ۱۳۹۹، ۹۴-۷۷.

کانونی، امین و اورجی، سهیلا. (۱۳۹۹). کاربرد مدل های فصلی سری زمانی در پیش بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سدهای یامچی و سبلان در حوضه آبخیز قره سو. اردبیل. تحقیقات آب و خاک ایران علوم کشاورزی ایران، ۵۱(۱۰)، ۲۶۵۱-۲۶۶۳.

Ahmad, I., Waseem, M., & Zhang, J. (2022). Developing monthly hydrometeorological timeseries forecasts to reservoir operation in a transboundary river catchment. *Theoretical and Applied Climatology*, 147(3), 1663-1674. <https://doi.org/10.1007/s00704-021-03901-9>.

Ali Ahmadi, N., Moradi, E., Hosseini, S. M., & Sardar Shahraki, A. (2021). Prediction of the mass flow rate of the Hirmand River: The application of the SARIMA time-series technique. *Irrigation and Water Engineering*, 12(1), 172-191. <https://doi.org/10.22125/iwe.2021.138265>. (In Persian)

Al-Hashimi, M., Alawjar, H. H., & Mohammed Alawjar. (2025). Ensemble Method for Intervention Analysis to Predict the Water Resources of the Tigris River. *Statistics, Optimization & Information Computing*, 14(1), 144-161. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2413>

Baalousha, H. M. (2016). Using Monte Carlo simulation to estimate natural groundwater recharge in Qatar. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2, 1-7. <https://doi.org/10.1007/s40808-016-0140-8>.

Box, G. E., & Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 26(2), 211-243. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1964.tb00553.x>

Chadalawada, J., Herath, H. M. V. V., & Babovic, V. (2020). Hydrologically informed machine learning for rainfall-runoff modeling: A genetic programming-based toolkit for automatic model induction. *Water Resources Research*, 56(4), e2019WR026933. <https://doi.org/10.1029/2019WR026933>.

Danandeh Mehr, A., & Majdzadeh Tabatabaei, M.R. (2010). Investigating the effect of daily discharge sequence on river flow prediction using genetic programming. *Water and Soil (Agricultural Sciences and Industries)*, 24(2), 325-333. (In Persian)

Delgado-Ramos, F., & Hervás-Gómez, C. (2018). Simple and low-cost procedure for monthly and yearly streamflow forecasts during the current hydrological year. *Water*, 10(8), 1038. <https://doi.org/10.3390/w10081038>.

El Bilali, A., & Taleb, A. (2025). A novel approach for predicting peak flow from breached dam: coupling Monte Carlo simulation, Hydrodynamic Model, and an Interpretable XGBoost Model. *Water Resources Management*, 39(3), 1177-1194.

- Ghafourian, H., Sanaei Nejad, S. H., & Jabbari Nooghabi, M. (2020). Evaluation of Time Series Models in Prediction of Seasonal Precipitation Based on Remote Sensing Data (Case Study: Arid and Semi-arid Climates). *Journal of Climate Research*, 1399(42), 77-94. (In Persian)
- Gharde, K. D., Kothari, M., & Mahale, D. M. (2016). Developed seasonal ARIMA model to forecast streamflow for Savitri Basin in Konkan Region of Maharashtra on daily basis. *J. Indian Soc. Coastal Agric. Res*, 34, 110-119.
- Hall, W.A., & Dracup, J.A. (1970). *Water Resources System Engineering*. McGraw Hill Inc., New York.
- Hamzeh Lo, F., & Ghasshieh, A. R. (2008). Calculation of Design Floods Using Monte Carlo Simulation (Case Study of Emameh River Basin). Third Water Resources Management Conference, *Tabriz*. (In Persian)
- Helmi, M., Bakhtiari, B., & Qaderi, K. (2020). Meteorological drought modeling and forecasting using SARIMA time series at different climates of Iran. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 14(3), 1079-1090. (In Persian)
- Heshmati, S., & Hafez Parast Movadt, M. (2018). Forecasting discharge using time series analysis with SARIMA model under drought conditions. Case study: Pirsalman discharge gauging station in Jamishan River. *Rainwater catchment surface systems*, 6(1), 73-82. (In Persian)
- Jafari, M., Fathi Zamiri, Sh., & Darbandi, S. (2019). The effectiveness of the Monte Carlo method in simulating runoff in the Lighvan Basin. *Third National Conference of Iranian Hydrology, Tabriz*. (In Persian)
- Kanooni, A., & Urji, S. (2020). Application of Seasonal Time Series Models for Prediction of Monthly Inflow to Yamchi and Sabalan Reservoirs in Qarasu Catchment, Ardabil. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(10), 2651-2663. doi: 10.22059/ijswr.2020.305309.668658. (In Persian)
- Kendall, M. G. (1975). *Rank correlation methods*. (4th edn.) Charles Griffin. San Francisco, CA, 8
- Kisi, O., Heddad, S., Keshtegar, B., Piri, J., & Adnan, R. M. (2022). Predicting daily streamflow in a cold climate using a novel data mining technique: Radial M5 Model Tree. *Water*, 14(9), 1449. <https://doi.org/10.3390/w14091449>
- Kheimi, M., Almadani, M., & Zounemat-Kermani, M. (2024). Stochastic (S [ARIMA]), shallow (NARnet, NAR-GMDH, OS-ELM), and deep learning (LSTM, Stacked-LSTM, CNN-GRU) models, application to river flow forecasting. *Acta Geophysica*, 72(4), 2679-2693.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 245-259.
- Mohamed, T. M., & Etuk, E. H. (2017). Application of linear stochastic models to monthly streamflow data of Rahad River, Sudan. *International Journal of Hydrology Science and Technology*, 7(2), 197-212. <https://doi.org/10.1504/IJHST.2017.084144>.
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- Muthee, S. W., Kuria, B. T. O., Mundia, C. N., Sichangi, A. W., Kuria, D. N., Wanjala, J. A., ... & Rienow, A. (2023). Using the SARIMA model to predict the trends of evapotranspiration and runoff in the Muringato river basin, Kenya. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 37(12), 4707-4718. <https://doi.org/10.1007/s00477-023-02534-w>.
- Papalaskaris, T., & Panagiotidis, T. (2018, August). Forecasting Low Stream Flow Rate Using Monte—Carlo Simulation of Perigiali Stream, Kavala City, NE Greece. In *Proceedings* (Vol. 2, No. 11, p. 580). MDPI. <https://doi.org/10.3390/proceedings2110580>.
- Rachim, F., Sudirman, S., Ritnawati, R., Erdawaty, E., & Fitriah, F. (2023). Using the Arima Method with Minitab Applications for Forecasting Work Order Projects of Casting Construction (Case Study: PT. Bumi Sarana Beton). *Civilla: Jurnal Teknik Sipil Universitas Islam Lamongan*, 8(2), 121-136. <https://doi.org/10.30736/cvl.v8i2.1092>.
- Ray, S., Das, S. S., Mishra, P., & Al Khatib, A. M. G. (2021). Time series SARIMA modelling and forecasting of monthly rainfall and temperature in the South Asian countries. *Earth Systems and Environment*, 5, 531-546. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00205-w>.

Salas, J.D., Delleur, J.W., Yevjevich, V. and Lane, W.L. (1980). Applied Modeling of Hydrologic Time Series. (1st Ed.). *Water Resources Publication, Colorado: Littleton*.

Samadi, M., Bahremand, A., & Fathabadi, A. (2019). The Boustan Dam monthly inflow forecasting using data-driven and ensemble models in the Golestan Province. *Watershed Engineering and Management*, 11(4), 1044-1058. doi: 10.22092/ijwmse.2018.108926.1251.(In Persian).

Sattari, M.T., Esmaeil Zadeh, B., & Fakheri Fard, A. (2006). Simulation of random input of an irrigation reservoir and analysis of its performance. *Agricultural Science*, 16(4), 1-11.(In Persian).

Sheikholeslami, Z., Ehteshami, M., & Ghasemi, Z. (2024). SARIMA-Based Prediction of Chalous River Flow Rates. *Contributions of Science and Technology for Engineering*, 1(3), 1-9. [https://doi: 10.22080/cste.2024.27633.1001](https://doi.org/10.22080/cste.2024.27633.1001).

Teymouri, M., & Fathzadeh, A. (2015). Stochastic modeling of monthly river flow forecasting (Case study: Atrak River Basin, Iran). *Journal of Selçuk University Natural and Applied Science*, 4(2), 38-48.

Valipour, M. (2015). Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications*, 22(3), 592-598. <https://doi.org/10.1002/met.1491>.

Yap, Z. N., & Musa, S. (2023). Stream Flow Forecasting on Pahang River by Time Series Models, ARMA, ARIMA and SARIMA. *Recent Trends in Civil Engineering and Built Environment*, 4(1), 331-341.

پایان کارشناسی ارشد