



## Prediction of Monthly Inflow to Karkhe Reservoir Using ARIMA model

Mohamad Azizipour 

Faculty of Civil Engineering and Architecture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran. Email: [azizipour@scu.ac.ir](mailto:azizipour@scu.ac.ir)

### ARTICLE INFO

**Article type:**  
Research Article

**Article History:**  
Received May 23, 2023  
Revised August 24, 2023  
Accepted October 24, 2023  
Published online 14 February 2024

**Keywords:**  
*flow prediction,*  
*ARIMA model,*  
*SARIMA model,*  
*Karkhe Reservoir.*

### ABSTRACT

Forecasting future river flow is a critical aspect in efficiently managing water resources, particularly in meeting the diverse downstream requirements of reservoir dams. The significance of predicting inflow to the dam is amplified due to its role in addressing its downstream needs. The present study focuses on predicting the monthly inflow to the Karkheh Reservoir Dam through the utilization of integrated autocorrelated moving average (ARIMA) models, including the seasonal variant (SARIMA). The development of these models involved analyzing 57 years of monthly flow data into the Karkheh dam reservoir. Of this dataset, 47 years were designated for model training, while the remaining 10 years were used for model testing. The determination of optimal ARIMA model parameters involved assessing various combinations of (p, d, q), with selection based on the Akaike information evaluation criterion. Results indicate that the ARIMA model with parameters (8,0,7) yields the lowest Akaike information evaluation criterion. Additionally, recognizing the seasonality in the data, a SARIMA model was constructed and employed for predicting monthly flow into the Karkheh dam reservoir. A comparison of the root mean squared error between the ARIMA and SARIMA methods reveals superior accuracy in predicting monthly flow to the Karkheh dam reservoir with the ARIMA model.

**Cite this article:** Azizipour, M. (2024). Prediction of Monthly Inflow to Karkhe Reservoir Using ARIMA model. *ECO HYDROLOGY*. 10 (4), 595-606. Doi: [doi.org/10.22059/ije.2023.369183.1777](https://doi.org/10.22059/ije.2023.369183.1777)



© Mohamad Azizipour **Publisher:** University of Tehran Press.  
DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2023.369183.1777>



## پیش‌بینی جریان ورودی به سد کرخه با استفاده از مدل ARIMA

محمد عزیزی پور

استادیار دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: [azizipour@scu.ac.ir](mailto:azizipour@scu.ac.ir)

### اطلاعات مقاله

### چکیده

#### نوع مقاله:

پژوهشی

#### تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۰۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۶/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۰۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۲/۲۵

#### کلیدواژه:

پیش‌بینی جریان،

مدل ARIMA

مدل SARIMA

سد کرخه.

یکی از موارد مهم برای بهره‌برداری از منابع آب، پیش‌بینی جریان رودخانه در دوره‌های آینده است. تأمین نیازهای مختلف پایین‌دست سدهای مخزنی، اهمیت پیش‌بینی جریان ورودی به سد را دوچندان می‌کند. هدف پژوهش حاضر، پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به سد مخزنی کرخه با استفاده از مدل‌های میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه (ARIMA) و نسخه فصلی این روش (SARIMA) است. برای توسعه این مدل‌ها، داده‌های جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه در یک دوره آماری ۵۷ ساله در نظر گرفته شده، که ۴۷ سال آن برای آموزش مدل‌ها و ۱۰ سال باقی‌مانده برای تست مدل‌ها انتخاب شد. به منظور تعیین مقادیر بهینه پارامترهای مدل ARIMA، ترکیب‌های مختلف (p, d, q) در نظر گرفته شده و بر اساس معیار ارزیابی اطلاع آکایکه، بهترین ترکیب انتخاب شد. نتایج نشان داد کمترین مقدار معیار ارزیابی اطلاع آکایکه، با استفاده از مدل ARIMA (8,0,7) به دست می‌آید. همچنین، با توجه به فصلی بودن داده‌ها، مدل SARIMA نیز توسعه داده شده و برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه به کار گرفته شد. از مقایسه مقدار مجذور میانگین مربعات خطا برای دو روش ARIMA و SARIMA می‌توان نتیجه گرفت که مدل ARIMA دقت به مراتب بهتری در پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه دارد.

استناد: عزیزی پور، محمد (۱۴۰۲). پیش‌بینی جریان ورودی به سد کرخه با استفاده از مدل ARIMA. *آب و هیدرولوژی*، ۱۰ (۴) ۵۹۵-۶۰۶.DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2023.369183.1777>

© محمد عزیزی پور. ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ije.2023.369183.1777>

## مقدمه

سدهای مخزنی نقش مهمی در مدیریت و توسعه منابع آب حوضه‌های رودخانه‌ای ایفا می‌کنند. در دهه‌های گذشته، سدها عمدتاً با هدف تأمین نیاز آب کشاورزی ساخته می‌شدند، اما با پیشرفت تکنولوژی و افزایش جمعیت، ساخت سدهای چندمنظوره با اهدافی نظیر تأمین آب شرب، کشاورزی، کنترل سیلاب، کیفیت آب و تولید انرژی متداول شده است. با توجه به سرمایه‌گذاری هنگفت و منافع داخلی و اقتصادی گسترده، این سدهای چندمنظوره پروژه‌های بسیار مهمی به‌ویژه برای کشورهای در حال توسعه هستند.

بهره‌برداری مناسب از سدهای احداث‌شده، تأمین نیازهای از پیش در نظر گرفته‌شده برای سد را ممکن می‌سازد. همچنین وقوع پدیده تغییر اقلیم و تغییر الگوهای بارش، به‌خصوص در کشورهای با اقلیم خشک، اهمیت بهره‌برداری از این سدها را دوچندان می‌کند. یکی از الزامات مدیریت و بهره‌برداری بهینه مخزن سد، پیش‌بینی جریان ورودی به همراه متغیرها و خروجی‌های سیستم مانند سطح مخزن، خطرات خسارت ناشی از سیل، رهاسازی آب و تولید انرژی است [۱]. افق پیش‌بینی مورد نیاز برای جریان ورودی به مخزن سد بر اساس اهداف مطالعات متغیر است. به عنوان مثال، بهره‌برداری از مخزن نیاز به پیش‌بینی روزانه جریان دارد [۲ و ۳]. در حالی که پیش‌بینی ده‌روزه و حتی ماهانه جریان ورودی به سد برای مطالعات و برنامه‌ریزی سد کفایت می‌کند [۴]. همچنین، افق پیش‌بینی جریان ورودی به سد نیز به ظرفیت سد، نوسان‌های جریان ورودی و عدم قطعیت پیش‌بینی بستگی دارد [۵].

با توجه به اهمیت پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد، تا کنون تحقیقات زیادی با استفاده از روش‌های مختلف در این زمینه انجام شده است. مطالعات انجام‌شده در این زمینه را می‌توان به طور کلی به دو دسته استفاده از مدل‌های مبتنی بر فرایندهای فیزیکی (مانند مدل‌های بارش- رواناب) و استفاده از روش‌های داده‌محور تقسیم کرد. در بین مدل‌های داده‌محور، نسخه‌های متنوع شبکه عصبی و همین‌طور مدل‌های مبتنی بر سری‌های زمانی به طور گسترده‌ای مورد استفاده محققان قرار گرفته است. در مدل‌های تحلیل سری زمانی، از فرض تکرارپذیری اتفاقات گذشته در آینده استفاده می‌شود.

مشهورترین مدل‌های تحلیل سری زمانی، مدل‌های میانگین متحرک خودهمبسته (ARMA) و میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه (ARIMA) هستند که پس از معرفی توسط باکس و جنکینز در سال ۱۹۷۶ به یکی از مدل‌های سری زمانی پرکاربرد برای پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی تبدیل شدند. این روش‌ها به طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی بارش [۶-۸] و پیش‌بینی دبی رودخانه [۹-۱۱] مورد استفاده قرار گرفته است. Abdellatif و همکاران (۲۰۱۵) پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را مورد مطالعه قرار دادند و نتایج آن را با مدل  $AR(1)$  مقایسه کردند. بر اساس نتایج این مطالعه، شبکه عصبی بهتر از مدل  $AR(1)$  عمل کرد. Gupta و همکاران (۲۰۲۲) الگوریتمی ترکیبی دومرحله‌ای برای جریان ورودی ماهانه به سد ارائه دادند که در آن مدل ARMA برای پیش‌بینی ماهانه جریان ورودی به سد مورد استفاده قرار گرفت و در مرحله بعد، از روش‌های یادگیری ماشین ترکیبی برای پیش‌بینی جریان روزانه به سد استفاده شد که نتایج دقت قابل قبول روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. Valipour و همکاران (۲۰۱۳) نیز به پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به سد دز با استفاده از مدل‌های ARMA، ARIMA، شبکه عصبی پرداختند و نتایج حاصل را مقایسه کردند. بر اساس این تحقیق، شبکه عصبی عملکرد بهتری در تخمین میزان جریان ورودی به مخزن سد دز دارد.

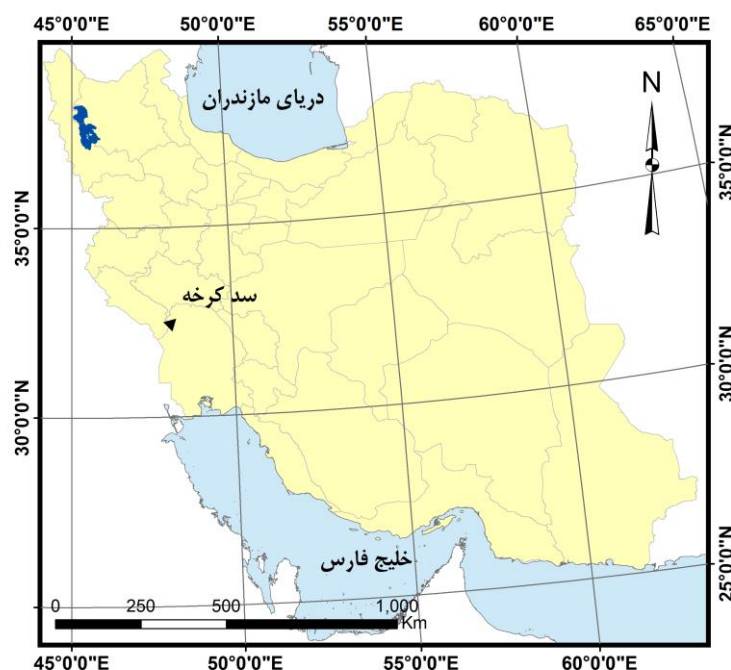
با توجه به وقوع تغییرات اقلیمی، پیش‌بینی جریان ورودی به سدها بیش از پیش مورد توجه محققان قرار گرفته است. Shelke و همکاران (۲۰۲۳) به بررسی عملکرد مدل توزیعی هیدرولوژیکی HEC-HMS در مقابل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد پرداختند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد استفاده از مدل هیدرولوژیکی، به نتایج دقیق‌تری در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد منجر می‌شود. Ma و همکاران (۲۰۲۳) استفاده از تصاویر ماهواره‌ای را برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد در نظر گرفتند و به نتایج خوبی رسیدند. Li و همکاران (۲۰۲۱) از روش‌های یادگیری ماشین ترکیبی برای پیش‌بینی جریان ورودی به سد استفاده کردند و نتیجه گرفتند که این روش‌ها قابلیت خوبی در پیش‌بینی جریان ورودی به مخازن سدها دارند.

سد کرخه در استان خوزستان، یکی از سدهای بزرگ خاکی جهان به شمار می‌رود و وظیفه تأمین بخش عمده‌ای از آب مورد نیاز استان خوزستان در کنار دیگر اهداف نظیر کنترل سیل و تولید انرژی برقی را به عهده دارد. بررسی مطالعات پیشین نشان داد به‌رغم اهمیت سد کرخه در کنترل سیلاب، تأمین آب و تولید انرژی برقی، تا کنون مطالعه‌ای در زمینه پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن این سد صورت نگرفته است. با توجه به اهمیت پیش‌بینی جریان برای برنامه‌ریزی و بهره‌برداری از سد، هدف از انجام این تحقیق، پیش‌بینی جریان ورودی به سد کرخه با استفاده از مدل‌های ARIMA و SARIMA است.

## مواد و روش‌ها

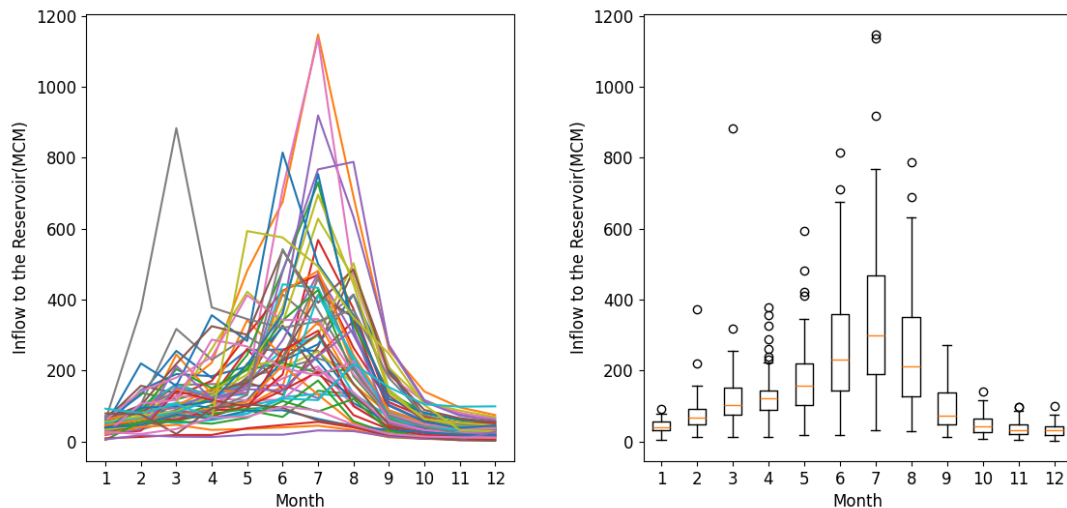
### منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کرخه به عنوان یکی از حوضه‌های پرآب و با پتانسیل بالای توسعه از سالیان متمادی مورد توجه سازمان‌ها و مراجع ذی‌ربط برای توسعه طرح‌های آب و نیرو بوده است. این حوضه آبریز از لحاظ تقسیمات کشوری در استان‌های همدان، کرمانشاه، ایلام، لرستان و خوزستان واقع شده است. همچنین، از نظر تقسیم‌بندی کلی هیدرولوژی ایران، جزئی از حوضه آبریز خلیج فارس به شمار می‌رود و مساحتی معادل ۵۱۴۰۰ کیلومتر مربع دارد که حدود ۵۹ درصد آن را مناطق کوهستانی تشکیل می‌دهد. رودخانه کرخه پس از خروج از ارتفاعات زاگرس وارد استان خوزستان شده و سپس وارد سد مخزنی کرخه می‌شود. سد کرخه با تراز نرمال ۲۲۰ متر از سطح دریا با نیروگاهی به ظرفیت ۴۰۰ مگاوات از سال ۱۳۸۰ در این حوضه به بهره‌برداری رسیده است. این سد با حجم مخزن بیش از ۵/۲ میلیارد متر مکعب، نقش اساسی در تأمین بخشی از نیازهای دشت خوزستان را به عهده دارد. شکل ۱ موقعیت سد کرخه را نشان می‌دهد.



شکل ۱. موقعیت سد کرخه در ایران

در مطالعه حاضر از دبی ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه طی سال آبی ۱۳۳۷ تا سال آبی ۱۳۹۳ استفاده شده است. شکل ۲ مقدار ماهانه جریان ورودی به سد بر حسب میلیون متر مکعب به ازای ماه‌های مختلف سال را نشان می‌دهد. درخور یادآوری است که در این شکل، ماه ۱ نشان‌دهنده ماه آغازین سال آبی (مهرماه) است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، بیشترین مقادیر جریان ورودی به مخزن در ماه‌های اسفند و فروردین اتفاق می‌افتد. این امر به خوبی در نمودار جعبه‌ای شکل ۲ نمایش داده شده است. این شکل همچنین مبین وقوع سیلاب‌های متعدد در بازه زمانی در نظر گرفته شده در منطقه مورد مطالعه است.



شکل ۲. تغییرات حجم جریان ورودی ماهانه به مخزن سد کرخه

### روش انجام تحقیق

برای پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به سد کرخه از داده‌های ایستگاه هیدرومتری جلوگیری در یک دوره آماری ۵۷ ساله (۱۳۳۷-۱۳۹۳) استفاده شد. به منظور پیش‌بینی جریان، از روش ARIMA به عنوان یکی از روش‌های مشهور تحلیل سری زمانی استفاده شد. این مدل معمولاً به شکل  $ARIMA(p, d, q)$  نشان داده شده و به طور کلی شامل سه مؤلفه خودهمبستگی (AR)، تفاضل (I) و میانگین متحرک (MA) است. مؤلفه خودهمبستگی این مدل که بیانگر رابط بین مشاهدات قبلی و مشاهدات فعلی است، با استفاده از رابطه ۱ بیان می‌شود.

$$AR(p) = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \epsilon_t \quad (1)$$

که در این رابطه ضرایب  $\varphi$ ، ضرایب خودهمبستگی،  $X_t$  داده سری زمانی و  $\epsilon_t$  جمله مربوط به خطا هستند. ایستا کردن داده‌های سری زمانی با استفاده از مؤلفه تفاضل (I) سری زمانی انجام می‌شود که برای تعریف آن به صورت ریاضی، رابطه ۲ ارائه شده است.

$$I(d) = (1-B)^d X_t \quad (2)$$

در این رابطه B عملگر پس‌بر<sup>۱</sup> است. مؤلفه میانگین متحرک (MA) که مبین رابطه بین مشاهدات فعلی و خطای نویز است، با استفاده از رابطه ریاضی ۳ بیان می‌شود.

$$MA(q) = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (3)$$

در این رابطه ضرایب  $\theta$ ، ضرایب میانگین متحرک و  $\epsilon$  مقادیر نویز هستند. پس از قرار دادن این سه مؤلفه در کنار هم، مدل  $ARIMA(p, d, q)$  حاصل می‌شود که با استفاده از رابطه ۴ بیان می‌شود.

$$(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p)(1 - B)^d X_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (4)$$

معادله ۴ رابطه بین مشاهدات جاری  $X_t$  با مقادیر گذشته آن و همچنین خطای نویز سفید گذشته را بیان می‌کند. با داشتن این معادله، باید ضرایب  $\theta$  و  $\varphi$  را به گونه‌ای تخمین زد که با استفاده از بهترین مقادیر برای (p, d, q)، مدل قادر باشد داده‌های آینده را پیش‌بینی کند. به منظور دقت بیشتر برای سری‌های زمانی دارای تغییرات فصلی مدل SARIMA ارائه شده که به صورت  $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$  نوشته شده و به عنوان ARIMA ضربی<sup>۲</sup> شناخته می‌شود. این روش با استفاده از معادله ۵ بیان می‌شود.

1- Backshift operator

2- Multiplicative ARIMA

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d (1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_q B^{qs})(1 - B^s)^D X_t$$

$$= \epsilon_t + (\theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}) + \eta_t + (\Theta_1 \eta_{t-s} + \Theta_2 \eta_{t-2s} + \dots + \Theta_Q \eta_{t-Qs}) \quad (5)$$

به منظور تعیین ترکیب بهینه (p, d, q)، لازم است که مدل با ترکیب‌های مختلف اجرا شده و نتیجه آن ارزیابی شود. به منظور ارزیابی مدل، معیارهای مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مطالعه از معیار ارزیابی اطلاع آکایکه<sup>۱</sup> (AIC) [۱۸] استفاده شده که به صورت رابطه ۶ نوشته می‌شود:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (6)$$

که در این رابطه، k تعداد پارامترهای مستقل مدل آماری و L برای نشان دادن دقت مدل به کار می‌رود. بر این اساس، هر چه مقدار AIC کوچک‌تر باشد، مدل از مقبولیت بیشتری برخوردار است.

همچنین به منظور ارزیابی دقت در پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد، از معیار میانگین مجذور مربعات خطا<sup>۲</sup> (RMSE) استفاده شده که رابطه ریاضی آن به شکل رابطه ۷ است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Q_{ic} - Q_{ip})^2}{N}} \quad (7)$$

که در این رابطه  $Q_{ic}$  مقدار دبی مشاهداتی،  $Q_{ip}$  مقدار دبی پیش‌بینی توسط مدل و N تعداد داده‌های مورد مطالعه است. با توجه به اینکه روش‌های تحلیل سری زمانی با فرض ایستایی سری زمانی عمل می‌کنند، لازم است که ایستایی داده‌های سری زمانی مورد بررسی قرار گیرد. در این تحقیق به منظور بررسی ایستایی داده‌های سری زمانی، از آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته<sup>۳</sup> استفاده شده است. آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته (ADF) یک آزمون آماری است که برای تعیین وجود ریشه واحد در سری زمانی استفاده می‌شود. ریشه واحد یکی از ویژگی‌های سری‌های زمانی است که مبین وجود روند تصادفی در سری زمانی است به گونه‌ای که سری زمانی را از مقدار میانگین خود دور می‌کند. وجود ریشه واحد باعث ناپیوستگی سری زمانی شده و در نتیجه استنتاج آماری از سری زمانی و پیش‌بینی‌های آتی را با مشکل مواجه کند. این آزمون معمولاً با استفاده از رابطه ۸ تعریف می‌شود:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \delta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \delta_z \Delta y_{t-z} + \epsilon_t \quad (8)$$

که در این رابطه،  $y_t$  داده سری زمانی، t روند زمان،  $\alpha$  یک ضریب ثابت،  $\beta$  ضریب روند زمان،  $\gamma$  ضریب جمله تأخیر زمانی،  $\delta$  ضریب جملات تفریقی و  $\epsilon_t$  مقدار خطا است.

برای انجام این تست، به عنوان فرضیه صفر،  $\gamma = 0$  در نظر گرفته می‌شود که به معنای وجود ریشه واحد و در نتیجه ناپیوستگی سری زمانی است. فرضیه جایگزین نیز  $\gamma < 0$  است که بیانگر ایستایی سری زمانی است.

## نتایج و بحث

در این بخش نتایج اجرای مدل پیش‌بینی داده‌های ورودی به مخزن سد کرخه با استفاده از داده‌های سری زمانی ماهانه جریان ورودی به مخزن سد طی سال‌های ۱۳۳۷ تا ۱۳۹۳ ارائه شده است. شکل ۳ اطلاعات مربوط سری زمانی مورد مطالعه به همراه مؤلفه‌های آن را نشان می‌دهد. در تصویر اول این شکل، داده‌های ورودی ماهانه به مخزن سد کرخه در بازه زمانی مورد مطالعه ترسیم شده است. تصویر دوم مؤلفه روند<sup>۴</sup> سری زمانی را نشان می‌دهد که مبین ایستایی<sup>۵</sup> بودن سری زمانی مورد مطالعه است. مؤلفه فصلی<sup>۶</sup> سری زمانی مورد مطالعه در تصویر سوم نشان داده شده است. همان گونه که انتظار می‌رود، این تصویر نشان‌دهنده

1- Akaike information criterion

2- Root Mean Squared Error

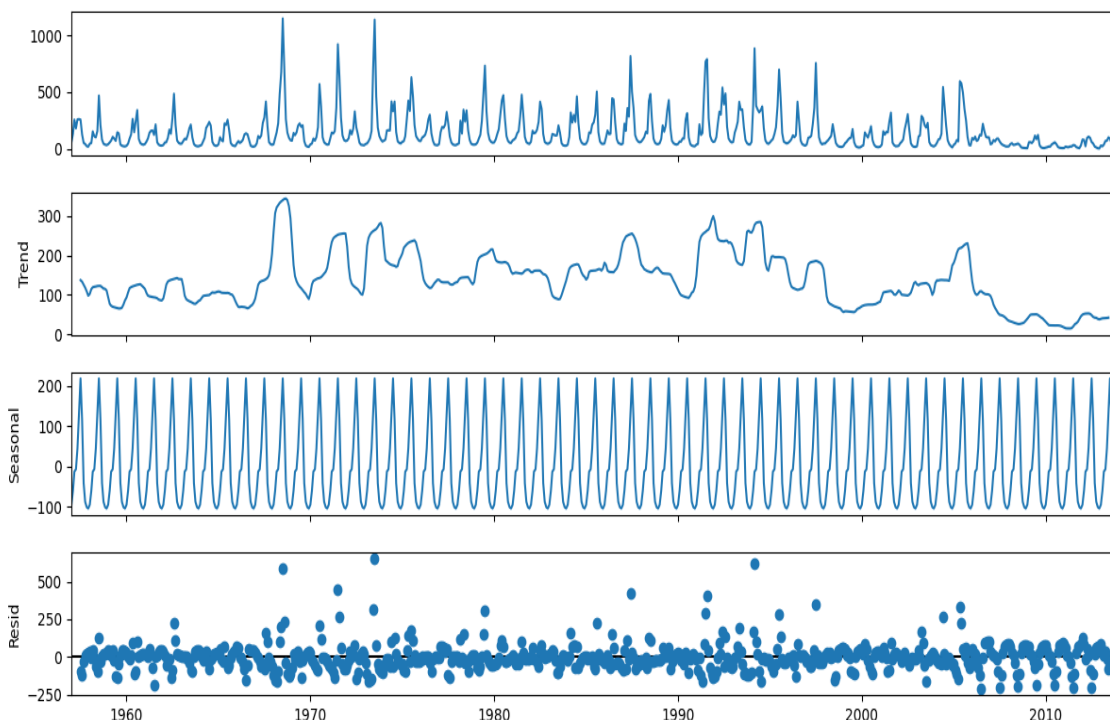
3- Augmented Dickey Fuller

4- Trend

5- Stationary

6- Seasonality

الگوهای تکراری در دوره‌های ماهانه در داده‌ها است. تصویر آخر شکل ۳ مؤلفه باقی‌مانده<sup>۱</sup> سری زمانی را نشان می‌دهد که در واقع مقداری است که پس از حذف روند و فصلی بودن از داده‌های سری زمانی باقی می‌ماند.



شکل ۳. سری زمانی جریان ورودی ماهانه به مخزن سد کرخه به همراه مؤلفه‌های روند، فصلی بودن و باقی‌مانده

در این تحقیق علاوه بر بررسی نمودار روند که در شکل ۳ ترسیم شده است، به منظور اطمینان از ایستایی داده‌های سری زمانی از آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته نیز استفاده شده است. به منظور انجام این آزمون، نالیستایی سری زمانی به عنوان فرضیه<sup>۲</sup> صفر و ایستایی سری زمانی به عنوان فرضیه جایگزین<sup>۳</sup> در نظر گرفته شده است. اگر *p-value* تولیدشده از این آزمون کمتر از ۰/۰۵ باشد، می‌توان فرضیه صفر را رد کرد و سری زمانی را ایستا دانست. نتایج انجام این آزمون روی داده‌های سری زمانی در شکل ۴ نشان داده شده است. بر اساس این شکل، مقدار *p-value* برابر ۰/۰۰۰۲۵ است که بر اساس آن می‌توان سری زمانی مورد مطالعه را ایستا در نظر گرفت.

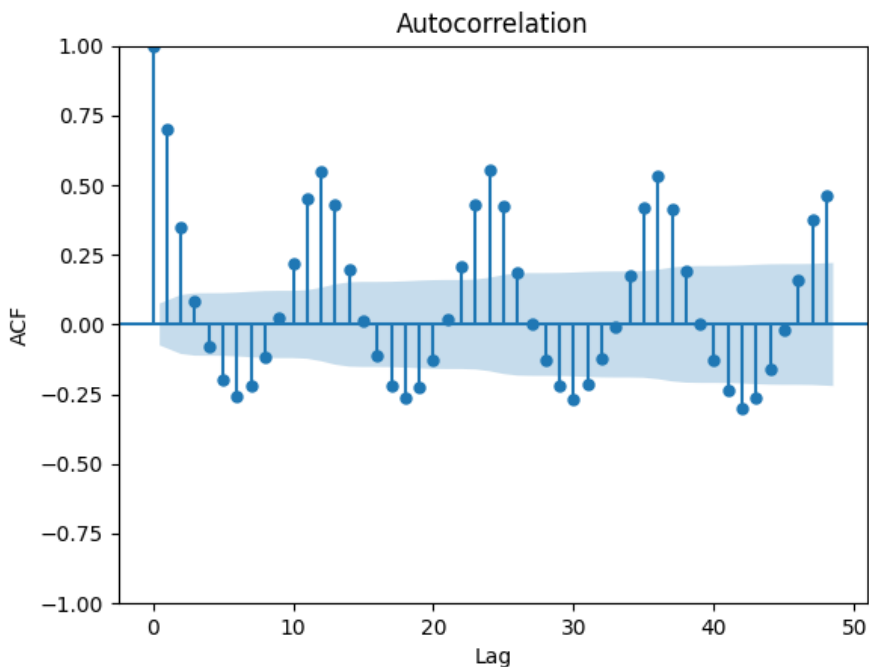
Results of Dickey Fuller Test:	
Test Statistic	-4.441810
<i>p-value</i>	0.000250
#Lags Used	13.000000
Number of Observations Used	670.000000
Critical Value (1%)	-3.440148
Critical Value (5%)	-2.865863
Critical Value (10%)	-2.569072

شکل ۴. نتایج آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته روی داده‌های سری زمانی ورودی به مخزن سد کرخه

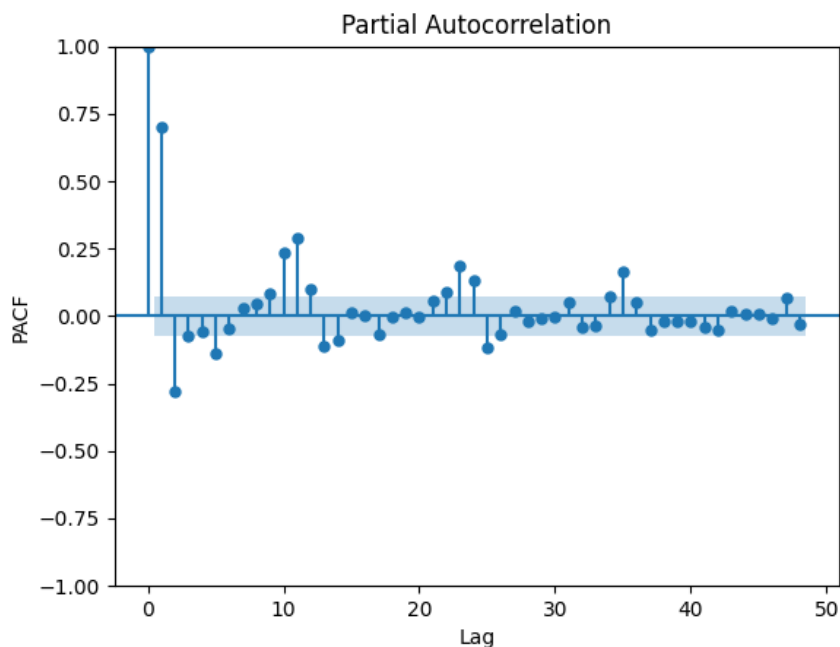
با توجه به اینکه سری زمانی ورودی به مخزن سد کرخه را می‌توان ایستا در نظر گرفت، از مدل  $ARIMA(p,0,q)$  برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن استفاده می‌شود. به منظور تعیین مقادیر مناسب *p* و *q*، از اطلاعات موجود در نمودارهای تابع

- 1- Residual
- 2- Null hypothesis
- 3- Alternative hypothesis

خودهمبستگی<sup>۱</sup> و تابع خودهمبستگی جزئی<sup>۲</sup> که به ترتیب در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده، استفاده شد. با توجه به اطلاعات موجود در این شکل‌ها، مقدار  $p$  و  $q$  باید به ترتیب برابر ۵ و ۱۰ در نظر گرفته شود. در این مطالعه، به منظور تعیین دقیق‌تر مقادیر  $p$  و  $q$ ، ترکیب‌های مختلف  $(p, d, q)$  در نظر گرفته شده و معیار AIC برای هر ترکیب محاسبه شد. نتایج این محاسبات در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۵. نمودار تابع همبستگی سری زمانی جریان ورودی ماهانه به سد کرخه

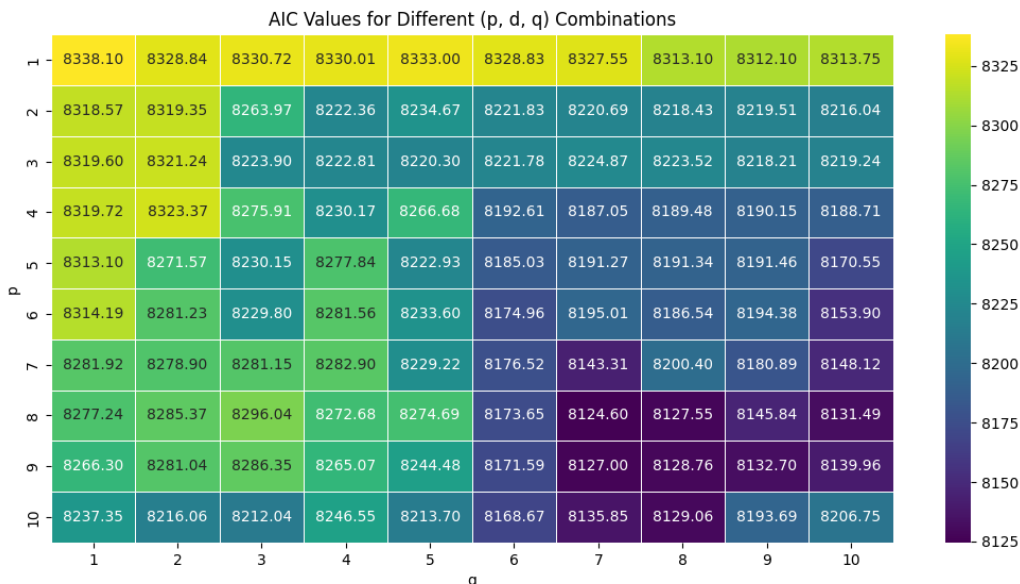


شکل ۶. نمودار تابع همبستگی جزئی سری زمانی جریان ورودی ماهانه به سد کرخه

1- Autocorrelation function  
2- Partial autocorrelation function

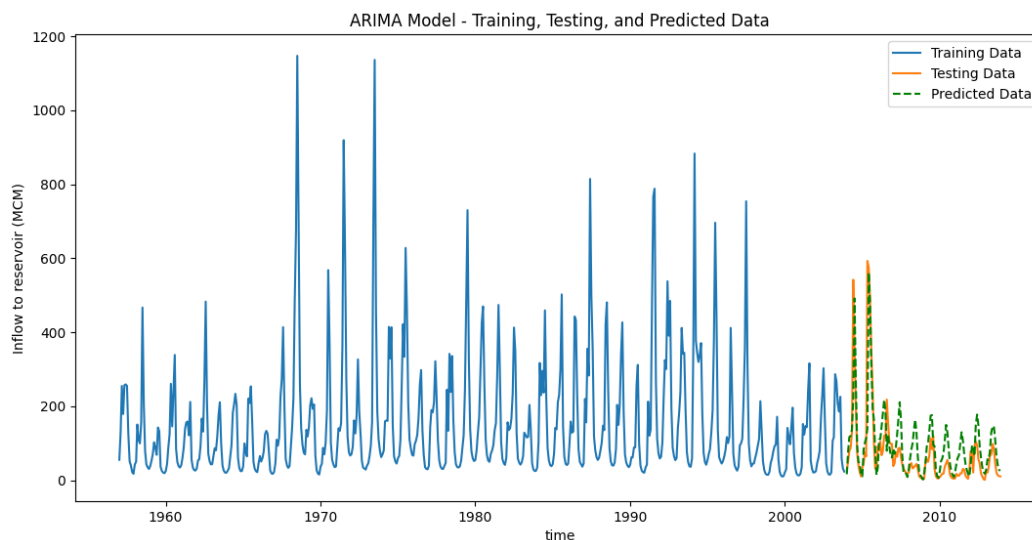


همان‌طور که در این شکل نشان داده شده، محدوده تغییرات  $p$  و  $q$  از ۱ تا ۱۰ در نظر گرفته شده است. با توجه به ثابت بودن مقدار  $d$  در این مطالعه، ۱۰۰ ترکیب مختلف حاصل شده که نتایج محاسبه AIC برای هر ترکیب در شکل ۷، نشان‌دهنده برتری ترکیب  $(۸, ۰, ۷)$  است. درخور یادآوری است که معیار AIC علاوه بر دقت جواب حاصل، پیچیدگی مدل را نیز در نظر می‌گیرد.



شکل ۷. مقادیر AIC برای ترکیب‌های مختلف (p, d, q)

با استفاده از مقدار بهینه به دست آمده برای مدل، از مجموع ۵۷ سال داده ورودی ماهانه به مخزن، ۴۷ سال برای آموزش مدل و ۱۰ سال برای پیش‌بینی در نظر گرفته شد. شکل ۸ ورودی جریان ماهانه به مخزن سد کرخه به همراه داده‌های استفاده شده در آموزش مدل و همچنین پیش‌بینی مدل را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل یادشده نشان داد شده، این مدل با دقت قابل قبول جریان ورودی به مخزن سد در ۱۰ سال آینده را پیش‌بینی کرده است. همچنین مقدار RMSE برای این مدل برابر ۷۲/۴ به دست آمده است. خلاصه اطلاعات خروجی مربوط به این مدل نیز در شکل ۹ نشان داده شده است.



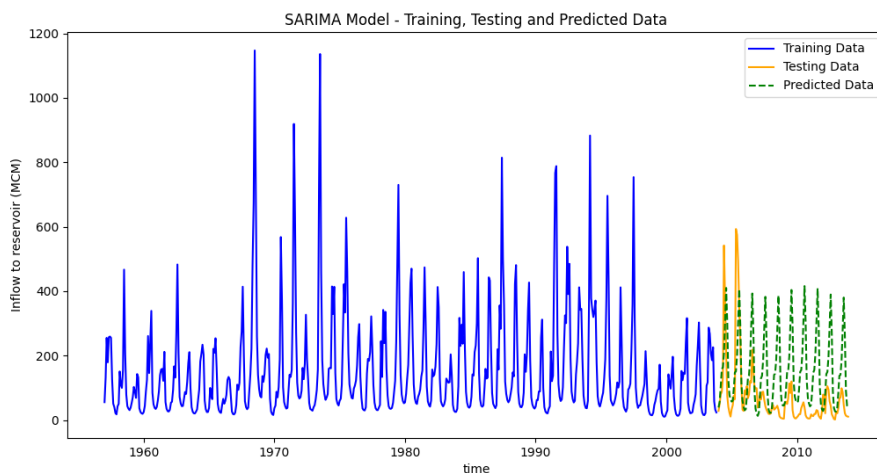
شکل ۸. عملکرد مدل پیشنهادی *ARIMA* در پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	138.0674	25.596	5.394	0.000	87.900	188.234
ar.L1	2.4470	0.277	8.831	0.000	1.904	2.990
ar.L2	-3.3104	0.925	-3.577	0.000	-5.124	-1.497
ar.L3	2.3776	1.769	1.344	0.179	-1.090	5.845
ar.L4	-0.1851	2.309	-0.080	0.936	-4.710	4.340
ar.L5	-2.0488	2.231	-0.918	0.358	-6.422	2.324
ar.L6	2.7407	1.558	1.759	0.079	-0.313	5.795
ar.L7	-1.9897	0.743	-2.680	0.007	-3.445	-0.534
ar.L8	0.6276	0.174	3.604	0.000	0.286	0.969
ma.L1	-1.7637	0.280	-6.295	0.000	-2.313	-1.215
ma.L2	2.0451	0.753	2.717	0.007	0.570	3.520
ma.L3	-0.8961	1.289	-0.695	0.487	-3.422	1.630
ma.L4	-0.4696	1.475	-0.318	0.750	-3.361	2.421
ma.L5	1.6617	1.266	1.312	0.189	-0.820	4.143
ma.L6	-1.4753	0.724	-2.037	0.042	-2.895	-0.056
ma.L7	0.8565	0.262	3.274	0.001	0.344	1.369
sigma2	9234.3007	341.854	27.012	0.000	8564.280	9904.321
Ljung-Box (L1) (Q):			0.08	Jarque-Bera (JB):	4346.27	
Prob(Q):			0.77	Prob(JB):	0.00	
Heteroskedasticity (H):			0.56	Skew:	2.37	
Prob(H) (two-sided):			0.00	Kurtosis:	14.41	

شکل ۹. خلاصه اطلاعات مدل ARIMA

با توجه به خاصیت فصلی سری زمانی ورودی به مخزن سد، و همچنین در نظر گرفتن تصویر دوم شکل ۳، مدل آریمای فصلی نیز برای پیش‌بینی جریان ورودی به سد کرخه مورد استفاده قرار گرفت. نتیجه اجرای این مدل برای پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به همراه داده‌های آموزش و تست در شکل ۱۰ نشان داده شده است. درخور یادآوری است که مقدار RMSE محاسبه شده برای این مدل برابر ۱۵۱/۸ به دست آمد.

با مقایسه شکل‌های ۸ و ۱۰ می‌توان پی برد که عملکرد مدل ARIMA در پیش‌بینی جریان ورودی به سد کرخه به مراتب از مدل SARIMA بهتر بوده است. همچنین، بر اساس معیار ارزیابی RMSE نیز می‌توان به تفاوت قابل ملاحظه عملکرد این مدل پی برد. این تفاوت در عملکرد دو مدل را می‌توان به وقوع خشکسالی در سال‌های پایانی سری زمانی نسبت داد. همان طور که در داده‌های سری زمانی مشخص است، تقریباً تا سال ۱۹۹۵، جریان ورودی به مخزن از یک روند کم و بیش مشابه پیروی کرده است. پس از آن و به خصوص در دهه پایانی داده‌های مورد استفاده، خشکسالی شدید اتفاق افتاده و روند فصلی بودن داده‌ها دچار تغییر شده است. بنابراین مدل SARIMA قادر به تشخیص این روند در داده‌ها نبوده است. بر این اساس می‌توان نتیجه‌گیری کرد که اگرچه مدل SARIMA یک مدل نسبتاً پیچیده‌تر از مدل ARIMA است، لزوماً و در همه موارد به جواب‌های با دقت بیشتر دست نمی‌یابد و لازم است که هنگام انتخاب مدل‌های پیش‌بینی جریان، ماهیت تغییرات سری زمانی مورد بررسی قرار گیرد. در این بخش، نتایج این تحقیق با نتایج تحقیقات مشابه مورد مقایسه قرار گیرد.



شکل ۱۰. عملکرد مدل پیشنهادی SARIMA در پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه

## نتیجه‌گیری

در این مقاله، مدل‌های *ARIMA* و *SARIMA* برای پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به سد کرخه توسعه داده شد. به این منظور، دوره آماری بین سال‌های ۱۳۳۷ تا ۱۳۹۳ به عنوان داده‌های جریان ماهانه در نظر گرفته شد. از این دوره آماری ۵۷ ساله، ۴۷ سال برای آموزش مدل و ۱۰ سال برای تست مدل انتخاب شد. به منظور بررسی اطمینان از ایستایی مدل، قبل از استفاده از روش‌های سری زمانی، ایستایی سری زمانی مورد مطالعه با انجام آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته مطالعه ثابت شد. پس از آن، به منظور انتخاب بهترین ترکیب  $(p, d, q)$  برای مدل *ARIMA*، ترکیبات مختلف در نظر گرفته شده و معیار ارزیابی اطلاع آکایکه برای هر ترکیب محاسبه شد. پس از انجام این محاسبات، بهترین ترکیب در نظر گرفته شده برای مدل که دارای کمترین مقدار *AIC* بوده، مدل *ARIMA* (8,0,7) تعیین شد. همچنین، با توجه به احتمال وجود روند فصلی در داده‌های سری زمانی مورد مطالعه، مدل *SARIMA* (8, 0, 7)(1, 1, 1, 12) نیز توسعه داده شده و برای پیش‌بینی جریان ورودی ماهانه به سد کرخه مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل نشان می‌دهد مدل *ARIMA* به مراتب نتایج بهتری نسبت به *SARIMA* ارائه می‌دهد. همچنین، دقت مدل‌های توسعه داده شده با استفاده از معیار مجذور میانگین مربعات خطا (*RMSE*) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد مقدار *RMSE* برای مدل *ARIMA* برابر ۷۲/۴ و این مقدار برای مدل *SARIMA* برابر ۱۵۱/۸ به دست آمده که بیانگر برتری مدل *ARIMA* در پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد کرخه است.

## منابع

- [1] Kistenmacher M, Georgakakos AP. Assessment of reservoir system variable forecasts. *Water Resources Research*. 2015 May;51(5):3437-58.
- [2] Ahmad SK, Hossain F. Maximizing energy production from hydropower dams using short-term weather forecasts. *Renewable Energy*. 2020 Feb 1; 146:1560-77.
- [3] Yang S, Yang D, Chen J, Zhao B. Real-time reservoir operation using recurrent neural networks and inflow forecast from a distributed hydrological model. *Journal of Hydrology*. 2019 Dec 1; 579:124229.
- [4] Salas JD. Applied modeling of hydrologic time series. *Water Resources Publication*; 1980.
- [5] Zhao Q, Cai X, Li Y. Determining inflow forecast horizon for reservoir operation. *Water Resources Research*. 2019 May;55(5):4066-81.
- [6] Wang HR, Wang C, Lin X, Kang J. An improved ARIMA model for precipitation simulations. *Nonlinear Processes in Geophysics*. 2014 Dec 1;21(6):1159-68.
- [7] Valipour M. Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications*. 2015 Jul;22(3):592-8.
- [8] Dastorani M, Mirzavand M, Dastorani MT, Sadatinejad SJ. Comparative study among different time series models applied to monthly rainfall forecasting in semi-arid climate condition. *Natural Hazards*. 2016 Apr; 81:1811-27.
- [9] Tadesse KB, Dinka MO. Application of SARIMA model to forecasting monthly flows in Waterval River, South Africa. *Journal of water and land development*. 2017;35(1):229.
- [10] Moeeni H, Bonakdari H, Ebtehaj I. Monthly reservoir inflow forecasting using a new hybrid SARIMA genetic programming approach. *Journal of Earth System Science*. 2017 Mar; 126:1-3.
- [11] Elganiny MA, Eldwer AE. Comparison of stochastic models in forecasting monthly streamflow in rivers: A case study of River Nile and its tributaries. *Journal of Water Resource and Protection*. 2016 Feb 4;8(2):143-53.
- [12] Abdellatif ME, Osman YZ, Elkhidir AM. Comparison of artificial neural networks and autoregressive model for inflows forecasting of Roseires Reservoir for better prediction of irrigation water supply in Sudan. *International Journal of River Basin Management*. 2015 Apr 3;13(2):203-14.
- [13] Gupta, A., & Kumar, A. (2022). Two-step daily reservoir inflow prediction using ARIMA-machine learning and ensemble models. *Journal of Hydro-environment Research*, 45, 39-52.
- [14] Valipour M, Banihabib ME, Behbahani SM. Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir. *Journal of hydrology*. 2013 Jan 7; 476:433-41.
- [15] Shelke M, Londhe SN, Dixit PR, Kolhe P. Reservoir Inflow Prediction: A Comparison between Semi Distributed Numerical and Artificial Neural Network Modelling. *Water Resources Management*. 2023 Nov 14:1-7.
- [16] Ma Q, Gui X, Xiong B, Li R, Yan L. Applicability Assessment of GPM IMERG Satellite Heavy-Rainfall-Informed Reservoir Short-Term Inflow Forecast and Optimal Operation: A Case Study of Wan'an Reservoir in China. *Remote Sensing*. 2023 Sep 28;15(19):4741.
- [17] Li F, Ma G, Chen S, Huang W. An ensemble modeling approach to forecast daily reservoir inflow using bidirectional long-and short-term memory (Bi-LSTM), variational mode decomposition (VMD), and energy entropy method. *Water Resources Management*. 2021 Jul; 35:2941-63.
- [18] Akaike H. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*. 1974 Dec;19(6):716-23.