

Performance Evaluation of Grey Wolf Algorithm and Particle Swarm Optimization in Reservoir Management under Climate Change with Various Operational Objectives

Parisa-Sadat Ashofteh¹ , Parisa Pourpashang² , Negin Nabatghods³ 

1. Corresponding author, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: ps.ashofteh@qom.ac.ir
2. Master's Degree, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: p.Pourpashang@stu.qom.ac.ir
3. MSc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: n.nabatghods@stu.qom.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:

Received 29 Apr 2025
Revised 28 May 2025
Accepted 06 Jun 2025
Published 26 Jun 2025

Keywords:

Particle Swarm Optimization,
Grey Wolf Algorithm,
Reservoir Optimization,
Climate Change,
Water Resources.

ABSTRACT

In this study, changes in the inflow to the Zayandeh-Rud reservoir and changes in the water demand of its tributary network are investigated by considering the base period (1981-2010) and climate change in two periods (2069-2040) and (2099-2070) under climate scenarios A2 and B2 using HadCM3. The effects of this change on agricultural consumption are obtained using CROPWAT. Also, the inflow into the reservoir is simulated using artificial neural network (ANN) and IHACRES. The results indicate the superiority of ANN over IHACRES and the reduction of runoff in future periods compared to the base period and the increase in demands. In order to optimize the reservoir, two algorithms, Gray Wolf (GWA) and Particle Swarm Optimization (PSO), are used to minimize vulnerability and maximize reliability. The results showed that GWO was more successful in optimizing each of the objective functions than PSO. In A2, for the period (2069-2040), the reliability for GWA and PSO was 89 and 88 percent, respectively, and the vulnerability was 9.8 and 10.1 percent, respectively, and in (2099-2070), the reliability was 80 and 79 percent, respectively, and the vulnerability was 12.8 and 13.3 percent, respectively. In B2, for the period (2069-2040), the reliability for the two GWA and PSO models was 89 and 88 percent, respectively, and the vulnerability was 10.4 and 10.7 percent, respectively, and in (2099-2070), the reliability was 76 and 73 percent, respectively, and the vulnerability was 18.9 and 19.4 percent, respectively.

Cite this article: Ashofteh PS, Pourpashang P, Nabatghods N. Performance evaluation of grey wolf algorithm and particle swarm optimization in reservoir management under climate change with various operational objectives. *Water Resources and Climate Change*. (2025); 1(2): 63-76. <https://doi.org/10.22091/wrcc.2025.12863.1013>.

Performance Evaluation of Grey Wolf Algorithm and Particle Swarm Optimization in Reservoir Management under Climate Change with Various Operational Objectives

Parisa-Sadat Ashofteh^{1✉}, Parisa Pourpashang², Negin Nabatghods³

1. Corresponding author, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: ps.ashofteh@qom.ac.ir
2. Master's Degree, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: p.Pourpashang@stu.qom.ac.ir
3. MSc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran. E-mail: n.nabatghods@stu.qom.ac.ir

Extended Abstract

Background and Objective

This study focuses on optimizing the Zayandehrud Dam reservoir using two evolutionary algorithms—Grey Wolf Algorithm (GWA) and Particle Swarm Optimization (PSO)—to maximize reliability and minimize vulnerability in water resource management. Climate data, including temperature and precipitation, are extracted for the baseline period (1981–2010) and future intervals (2040–2069 and 2070–2099) using outputs from the HadCM3 model under two emission scenarios, A2 and B2.

The impacts of climate change on water resources are assessed using the Artificial Neural Network (ANN) and IHACRES models. Additionally, the CROPWAT model analyzes climate change effects on water consumption and estimates irrigation demands.

Methodology

This study presents a comprehensive approach to optimizing the Zayandehrud Dam reservoir using single-objective evolutionary algorithms—particle Swarm Optimization (PSO) and the Grey Wolf Algorithm (GWA). The research focuses on maximizing reliability and minimizing vulnerability in reservoir operations while accounting for climate change effects. The study area, the Zayandehrud River Basin, is the first defined basin in the Central Plateau of Iran.

Climate scenarios for temperature and precipitation are extracted from the HadCM3 model for the baseline period (1981–2010) and future intervals (2040–2069 and 2070–2099) under two emission scenarios, A2 and B2. Using the spatial coordinates of the meteorological station under investigation, the time series of temperature and precipitation variables corresponding to the HadCM3 computational grid cell are retrieved.

To downscale climate variables, temperature and precipitation changes in future periods are calculated relative to the baseline and applied to observed data. Future climate variables are estimated by adding temperature scenarios to observed temperature values and multiplying precipitation scenarios with observed precipitation records.

Future runoff simulations are conducted using the IHACRES and ANN models. The estimation of water demand and consumption volumes is performed using the CROPWAT

model. Subsequently, reservoir optimization is carried out utilizing PSO and GWA, with reliability maximization and vulnerability minimization considered as objective functions.

Findings

This study investigates the effects of climate change on rainfall, temperature, runoff, and water demand under A2 and B2 scenarios.

Results indicate a notable temperature increase and reduced rainfall in the 2070-2099 compared to 2040-2069. Temperature and precipitation variations in the B2 scenario show a more significant temperature rise and precipitation reduction in the 2070-2099 than in 2040-2069.

Runoff simulation results demonstrate that the Artificial Neural Network (ANN) outperforms IHACRES, leading to its adoption for future flow predictions.

The simulated monthly long-term average runoff using the ANN model in the A2 scenario decreased by 15.7% and 20.9% in the 2040-2069 and 2070-2099 periods, respectively. In the B2 scenario, the reductions were 17.2% and 26.5% compared to the baseline period.

Findings from the CROPWAT model indicate a rise in long-term average monthly water demand in future periods. Under scenario A2, demand increased by 100% and 170% in 2040-2069 and 2070-2099, respectively. Under scenario B2, demand increased by 94% and 121% compared to the baseline period. Water demand growth is more pronounced in the A2 scenario and in the 2070-2099 period compared to 2040-2069.

The time series analysis of demand and release optimization using GWA and PSO shows the system's attempt to maximize supply and reduce vulnerability, thereby minimizing failure intensity. The results indicate that GWA performs better than PSO in achieving this objective.

Conclusion

This study examines the impact of climate change on water resources and consumption in the Zayandehrud Basin, focusing on future periods.

Additionally, optimal reservoir operation strategies for the Zayandehrud Dam have been assessed. The findings indicate: Runoff under the A2 scenario will decrease by 15.7% in 2040-2069 and 20.9% in 2070-2099 while the B2 scenario will see reductions of 17.2% and 26.5%, respectively.

Water demand will rise significantly, with an increase of 100% in 2040-2069 and 170% in 2070-2099 under A2, whereas B2 will exhibit a 94% increase in 2040-2069 and 121% in 2070-2099.

Under baseline conditions, system reliability was 99.81% for GWA and 99.72% for PSO, while vulnerability was 0.53% for GWA and 0.71% for PSO. In the A2 scenario (2040-2069), reliability values for GWA and PSO were 89% and 88%, with corresponding vulnerability values of 9.8% and 10.1%.

In A2 (2070-2099), reliability values for GWA and PSO declined to 80% and 79%, while vulnerability rose to 12.8% and 13.3%, respectively. In B2 (2040-2069), reliability values for GWA and PSO were 89% and 88%, while vulnerability was 10.4% and 10.7%, respectively.

In B2 (2070-2099), reliability values dropped to 76% for GWA and 73% for PSO, with vulnerability increasing to 18.9% and 19.4%, respectively. Comparing both models reveals that

GWA outperforms PSO by achieving higher reliability and lower vulnerability in reservoir operation.

Keywords: Particle Swarm Optimization, Grey Wolf Algorithm, Reservoir Optimization, Climate Change, Water Resources.

Cite this article: Ashofteh PS, Pourpashang P, Nabatghods N. Performance evaluation of grey wolf algorithm and particle swarm optimization in reservoir management under climate change with various operational objectives. *Water Resources and Climate Change*. (2025); 1(2): 63-76. <https://doi.org/10.22091/wrcc.2025.12863.1013>.

Declarations

- **Ethical Approval**

■ The paper is not currently being considered for publication elsewhere. All authors have been personally and actively involved in substantial work leading to the paper, and will take public responsibility for its content.

- **Competing interests**

■ Conflict of Interest - None

- **Availability of data and materials**

■ Data will be made available on the request.

- **Authors Contributions**

Parisa-Sadat Ashofteh conceived the original idea. Parisa Pourpashang developed the theory and performed the calculations. Parisa-Sadat Ashofteh confirmed the analytical methods and supervised the findings of this work. All authors discussed the results. Negin Nabatghods wrote the manuscript in the form of the *Journal of Water Resources and Climate Change*.

- **Acknowledgements**

■ The authors would like to thank all participants in the present study

- **Funding**

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

بررسی عمل کرد الگوریتم گرگ خاکستری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات در مدیریت مخزن ناشی از تغییر اقلیم با اهداف مختلف بهره‌برداری

پریساسادات آشفته^۱، پریسا پورپشنگ^۲، نگین نبات‌قدس^۳

۱. نویسنده مسئول، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران. رایانامه: PS.Ashofteh@qom.ac.ir
۲. کارشناس ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران. رایانامه: p.Pourpashang@stu.qom.ac.ir
۳. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران. رایانامه: n.nabatghods@stu.qom.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۰۹ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۳/۰۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۱۶ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۴/۰۵ کلیدواژه‌ها: الگوریتم ازدحام ذرات، الگوریتم گرگ خاکستری، بهینه‌سازی مخزن، تغییر اقلیم، منابع آب.	در این پژوهش تغییرات جریان ورودی به مخزن زاینده‌رود و تغییرات نیاز آبی شبکه پایاب آن با در نظر گرفتن بازه پایه (۲۰۱۰-۱۹۸۱) و تغییر اقلیم در دو بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) و (۲۰۹۹-۲۰۷۰) تحت سناریوهای اقلیمی A2 و B2 با استفاده از HadCM3 بررسی می‌شود. تأثیرات این تغییر بر مصارف کشاورزی با استفاده از CROPWAT به دست می‌آید. هم‌چنین رواناب ورودی به مخزن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN) و IHACRES شبیه‌سازی می‌شود. نتایج حاکی از برتری ANN نسبت به IHACRES و کاهش رواناب در بازه‌های آبی نسبت به پایه و نیز افزایش تقاضاها دارد. به‌منظور بهینه‌سازی مخزن از دو الگوریتم گرگ خاکستری^۳ (GWA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۴ (PSO) برای کمینه کردن آسیب‌پذیری و بیشینه کردن اطمینان‌پذیری استفاده می‌شود. نتایج نشان دادند که GWO در بهینه کردن هریک از توابع هدف نسبت به PSO موفق‌تر بوده است. در A2 برای بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) اطمینان‌پذیری برای GWA و PSO به ترتیب برابر با ۸۹ و ۸۸ درصد و آسیب‌پذیری به ترتیب برابر با ۹/۸ و ۱۰/۱ درصد در (۲۰۹۹-۲۰۷۰) اطمینان‌پذیری به ترتیب برابر با ۸۰ و ۷۹ درصد و آسیب‌پذیری به ترتیب برابر با ۱۲/۸ و ۱۳/۳ درصد حاصل شد. در B2 برای بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) مقدار اطمینان‌پذیری برای دو مدل GWA و PSO به ترتیب برابر با ۸۹ و ۸۸ درصد و آسیب‌پذیری به ترتیب برابر با ۱۰/۴ و ۱۰/۷ درصد در (۲۰۹۹-۲۰۷۰) اطمینان‌پذیری به ترتیب برابر با ۷۶ و ۷۳ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به ترتیب برابر با ۱۸/۹ و ۱۹/۴ درصد حاصل شد.

استناد: آشفته پریساسادات، پورپشنگ پریسا، نبات‌قدس نگین. بررسی عمل کرد الگوریتم گرگ خاکستری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات در مدیریت مخزن ناشی از تغییر اقلیم با اهداف مختلف بهره‌برداری. منابع آب و تغییر اقلیم، ۱۴۰۲؛ (۲): ۶۳-۷۶.

<https://doi.org/10.22091/wrcc.2025.12863.1013>

²- Artificial Neural Networks
³- Grey Wolf Optimizer
⁴- Particle Swarm Optimization

۱- مقدمه

با توجه به تغییر اقلیم به وجود آمده و به تبع آن کمبود آب، توجه همگان به مدیریت صحیح منابع آب معطوف شده است. یکی از منابع مهم آب، مخازن می‌باشند که در کشور ما نیز از اهمیت زیادی برخوردار هستند، به همین دلیل شیوه‌های صحیح بهره‌برداری از آنها مورد توجه قرار گرفته است. پژوهش‌های فراوانی در ارتباط با پدیده تغییر اقلیم صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آنها اشاره خواهد شد.

رانگ^۴ و همکاران مدلی پیشرفته به نام SWAT-ILMP را برای پیش‌بینی و تخصیص بهینه منابع آب سطحی در مخزنی از چین توسعه دادند. این مدل با ترکیب سناریوهای تغییر اقلیم و برنامه‌ریزی چندهدفه، توانست بهترین طرح‌های تخصیص آب را برای سال ۲۰۲۵ ارائه دهد که در آن بیش‌ترین آب به تولید برق (۶۰ درصد) و تأمین آب (۳۵ درصد) اختصاص یافت. نتایج نشان دادند که مدل مذکور ابزاری کارآمد برای مدیریت منابع آب در شرایط پیچیده اقلیمی بود [۱]. گلفام و همکاران با در نظر گرفتن پدیده تغییر اقلیم، به بررسی عمل‌کرد مخزن آیدوغموش (آذربایجان شرقی، ایران) با هدف اطمینان از تأمین تقاضای کشاورزی پرداختند. شبیه‌سازی سامانه آبرسانی این مخزن با دو روش تصمیم‌گیری چندمعیاره^۵ (MCDM)، روش میانگین وزنی فازی^۶ (FOWA) و روش تصمیم‌گیری چندمعیاره ویکور^۷ صورت گرفت. نتایج نشان‌دهنده عمل‌کرد مناسب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در مدیریت آب تحت شرایط تغییر اقلیم بود [۲].

امروزه با توجه به افزایش تقاضای آب در بخش‌های مختلف شرب، صنعت، کشاورزی و زیست‌محیطی، باید بیش از پیش به بهره‌برداری بهینه منابع آب و مدیریت

تخصیص آب در مخازن، سدها، شبکه‌ها و به‌طور کلی مدیریت هم‌زمان عرضه و تقاضا پرداخته شود. در ادامه به برخی از مطالعات انجام گرفته در حوزه مدیریت منابع آب پرداخته می‌شود.

احمدی و همکاران با توجه به تغییر اقلیم و تأثیر آن بر الگوهای بارش و سیلاب در بلوچستان، روشی نوین را با استفاده از مدل ماسکینگام-کانج^۸ و الگوریتم‌های PSO و HS ارائه کردند. آنها دقت پیش‌بینی سیلاب را بهبود بخشیدند و ثابت کردند این رویکرد توانست به مدیریت بهینه مخازن آب و کاهش خطرات ناشی از سیلاب کمک کند. هم‌چنین، راه‌کارهایی عملی برای سازگاری با تغییر اقلیم و حفظ پایداری منابع آب در مناطق خشک ارائه دادند [۳].

خرمی‌پور و فرزین الگوریتم جدیدی به نام CMOAHA را معرفی نمودند که با ترکیب الگوریتم مرغ مگس‌خوار^۹ و نظریه آشوب^{۱۰}، عملکرد بهتری در مدیریت مخازن آبی داشت. این الگوریتم هم‌زمان تولید برق‌آبی را افزایش و تلفات تبخیر را کاهش داد. مقایسه‌ها نشان دادند که CMOAHA نسبت به سایر الگوریتم‌ها دقت و کارایی بالاتری داشت و به نتایج بسیار نزدیکی به جواب بهینه جهانی دست یافت [۴].

دنیایی و همکاران الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری چندهدفه^{۱۱} (MOGWO) را برای تعیین قواعد بهینه بهره‌برداری از سد گلستان تحت شرایط تغییر اقلیم توسعه دادند. نتایج نشان دادند که در شرایط تغییر اقلیم، جریان رودخانه ۰/۱۷ درصد کاهش و دما ۲۰ درصد افزایش می‌یابد، هم‌چنین شاخص آسیب‌پذیری و اطمینان‌پذیری به ترتیب در محدوده ۱۰-۴۳٪ و ۲۷-۹۳٪ متغیر بودند. مقایسه نرخ تخلیه مخزن نشان داد که در شرایط تغییر

^۹- Hummingbird Algorithm

^{۱۰}- Chaos Theory

^{۱۱}- Multi-Objective Grey Wolf Optimization

^۴- Rong

^۵- Multi-Criteria Decision-Making

^۶- Fuzzy Order Weighted Average

^۷- VIKOR

^۸- Muskingum-Cunge

گوو^{۲۰} و همکاران برای حل مسئله تناقض بین عرضه و تقاضای آب در شهر ووآن^{۲۱}، یک مدل بهینه‌سازی تخصیص منابع آب ارائه کردند که در آن از مدل NSGA-II و روش TOPSIS برای حل مسئله استفاده شد. نتایج نشان دادند که این مدل توانست تقاضای سخت‌گیرانه آب را برآورده کند، تعادل بین تأمین آب و تقاضا را بهبود دهد، و فواید اقتصادی، اجتماعی و زیست‌بوم را افزایش دهد [۹].

در این تحقیق، به بهینه‌سازی مخزن سد زاینده‌رود با توابع هدف بیشینه کردن اطمینان‌پذیری و کمینه کردن آسیب‌پذیری با استفاده از دو الگوریتم GWA و PSO پرداخته شده است. بدین‌منظور داده‌های اقلیمی دما و بارندگی برای بازه پایه (۲۰۱۰-۱۹۸۱) و بازه‌های آتی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) با استفاده از خروجی مدل HadCM3 تحت دو سناریوی انتشار A2 و B2 استخراج خواهد شد. سپس اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب با استفاده از مدل‌های ANN و IHACRES در بازه‌های آتی استخراج می‌شوند و به‌منظور بررسی اثرات تغییر اقلیم بر مصارف آب و برآورد نیاز آبی نیز مدل CROPWAT بررسی می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

روند انجام تحقیق و مراحل مختلف آن در شکل ۱ ارائه شده است. در این بخش ابتدا به معرفی منطقه مورد مطالعه، پردازش متغیرهای اقلیمی، برآورد حجم آبدی مخزن، محاسبه حجم تقاضای آب در بازه‌های آتی بررسی و سپس بهینه‌سازی مخزن با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی تک‌هدفه PSO و GWA ارائه خواهد شد.

اقلیم، نرخ تخلیه افزایش می‌یابد که بیان‌گر بهبود عملکرد سد در تنظیم تقاضا بود [۵].

وانگ^{۱۲} و همکاران با استفاده از الگوریتم بهبودیافته گرگ خاکستری^{۱۳} (IGWO)، مدلی برای پیش‌بینی جریان ماهانه در ایستگاه مخزن کیزیل^{۱۴} چین توسعه دادند. آنها عملکرد این مدل را با روش‌های متداول مانند PSO، GWO و SVM مقایسه کردند. نتایج نشان دادند که مدل پیشنهادی، دقت و ثبات بیشتری داشته و IGWO در بهینه‌سازی ویژگی‌ها و پارامترها، مؤثرتر از سایر الگوریتم‌ها بود [۶].

چونگ^{۱۵} و همکاران به‌منظور بهینه‌سازی سیاست‌های تخلیه آب در سد کلانگ‌گیت^{۱۶}، تأثیر دماهای بیشینه و کمینه را بر تقاضای آب بررسی کردند. برای این منظور، از چهار مدل ترکیبی شبیه‌سازی-بهینه‌سازی شامل SVRS-FA، SVRS-PSO، MLPS-FA و MLPS-PSO استفاده شد که از الگوریتم کرم شب‌تاب^{۱۷} (FA) و PSO بهره گرفتند. نتایج نشان دادند که مدل MLPS-PSO در سناریوی دمای کمینه، بیش‌ترین قابلیت اطمینان‌پذیری و تاب‌آوری را داشت، در حالی که SVRS-PSO کم‌ترین آسیب‌پذیری را نشان داد [۷].

لیانگ^{۱۸} و همکاران به توسعه یک مدل نوآورانه برای پیش‌بینی جریان رودخانه با دقت بالا پرداختند. آن‌ها از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^{۱۹} (MLP) استفاده کردند و آن را با الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی، از جمله PSO، GA، GWO، CGWO و ACGWO بهینه‌سازی کردند. نتایج نشان دادند که ACGWO به‌عنوان بهترین الگوریتم بهینه‌سازی عمل کرد و با استفاده از MLP با ۱۵ نورو، جریان روزانه رودخانه را با کم‌ترین خطا پیش‌بینی نمودند [۸].

¹⁷- Firefly Algorithm

¹⁸- Liang

¹⁹- Multilayer Perceptron Neural Network

²⁰- Guo

²¹- Wu'an

¹²- Wang

¹³- Improved Gray Wolf Optimizer

¹⁴- Kizil

¹⁵- Chong

¹⁶- Klang Gate Dam

با اضافه کردن سناریوی اقلیمی دما به دمای مشاهداتی حوضه و ضرب کردن سناریوی اقلیمی بارندگی به بارندگی مشاهداتی حوضه، متغیرهای اقلیمی در بازه‌های زمانی آتی با استفاده از روابط (۱) و (۲) محاسبه می‌شوند [۱۰]:

$$\Delta P \times P_o = P_{fit} \quad (1)$$

$$\Delta T + T_o = T_{fit} \quad (2)$$

که در آن‌ها، ΔP و ΔT = به ترتیب بیان گر سناریوهای اقلیمی بلندمدت بارندگی و دما؛ P_o و T_o = به ترتیب بیان گر بارندگی و دمای مشاهداتی؛ P_{fit} و T_{fit} = به ترتیب بیان گر بارندگی و دما آینده هستند.

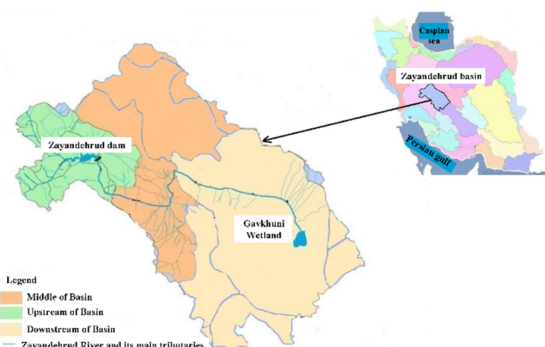


Figure 2. Basin of Zayandehrud

شکل ۲- حوضه زاینده‌رود

۲-۳- شبیه‌سازی بارش رواناب

شبیه‌سازی رایانه‌ای بارش-رواناب از اوایل دهه ۱۹۶۰ آغاز شده و با گذشت زمان گسترش زیادی یافته است. در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی رواناب در بازه‌های آتی از دو مدل IHACRES و ANN استفاده شده است.

مدل بارش-رواناب IHACRES یک مدل یک پارچه مفهومی متریک برای شبیه‌سازی بارش-رواناب می‌باشد که توسط جیکمن^{۲۲} و همکاران [۱۱] توسعه یافت و به دلیل

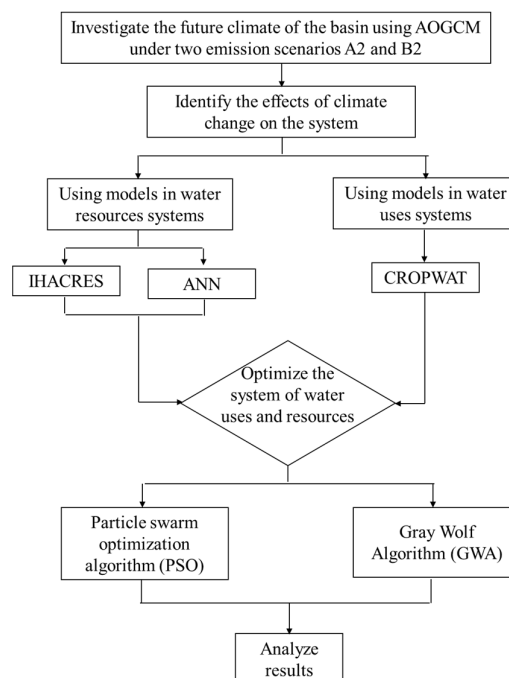


Figure 1. Flowchart of research

شکل ۱- روندنمای تحقیق

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

قلمرو مکانی تحقیق، حوضه آبریز زاینده‌رود بوده که به عنوان اولین حوضه در فلات مرکزی ایران تعریف شده است. شکل ۲ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

۲-۲- پیش‌پردازش‌های اقلیمی

به منظور استخراج سناریوهای اقلیمی دما و بارندگی بازه پایه و بازه‌های آتی از مدل HadCM3 تحت سناریوهای انتشار A2 و B2 استفاده می‌شود.

با داشتن مختصات مکانی ایستگاه هواشناسی مورد مطالعه، سری زمانی متغیرهای اقلیمی دما و بارندگی مربوط به سلول محاسباتی HadCM3 به دست می‌آید.

به منظور ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای اقلیمی با استفاده از خروجی‌های مدل AOGCM، تغییرات دما و بارندگی در بازه‌های آتی نسبت به بازه پایه محاسبه و بر روی داده‌های مشاهداتی اعمال می‌شود.

است و مقادیر ET_0 از مدل CROPWAT (روش پنمن-مانتیت) مطابق روابط (۴) تا (۶) محاسبه شده است:

$$ET_0 = \frac{[0.408 \times \Delta t \times (Rn_t - G_t)] + [\gamma_t \times (\frac{890}{T_{ave} + 273}) \times U_{2m} \times (e_{st} - e_{at})]}{\Delta t + \gamma_t \times (1 + 0.34 \times U_{2m})} \quad (4)$$

$$e_{st} = \frac{0.611 \times e^{\frac{17.27 \times T_{min_t}}{T_{min_t} + 273}} + 0.611 \times e^{\frac{17.27 \times T_{max_t}}{T_{max_t} + 273}}}{2} \quad (5)$$

$$e_{at} = \frac{RH_t}{\frac{50}{(e_{at})_{T_{min_t}}} + \frac{50}{(e_{at})_{T_{max_t}}}} \quad (6)$$

که در آن ها، T_{ave} = میانگین ماهانه دما $(^{\circ}C)$ ؛ U_{2m} = سرعت باد در فاصله ۲ متری از سطح زمین (m/s) ؛ Rn_t = تابش خالص شار در سطح زمین $(J/m^2/day)$ ؛ G_t = شار حرارتی $(J/m^2/day)$ ؛ Δt = شیب فشار بخار اشباع با دما $(KPa/^{\circ}C)$ در ماه t ؛ γ_t = ثابت رطوبت‌سنج $(KPa/^{\circ}C)$ در ماه t ؛ $(e_{st} - e_{at})$ = اختلاف فشار بخار اشباع و فشار بخار هوا (KPa) در ماه t ؛ RH_t = میانگین رطوبت نسبی (درصد) در ماه t ؛ $(e_{at})_{T_{min_t}}$ و $(e_{at})_{T_{max_t}}$ = فشار بخار هوا به ترتیب در بیشینه و کمینه دما در ماه t هستند.

نیاز آبی خالص نیز از اختلاف بین تبخیر و تعرق گیاه مرجع و بارش مؤثر است که با استفاده از رابطه (۷) محاسبه می‌شود. پس از محاسبه نیاز آبی خالص در بازه‌های آبی محصولات زراعی، حجم تقاضای آب براساس سطح زیرکشت محصولات، در ماه‌های آینده با استفاده از رابطه (۷) تعیین می‌شود:

$$NWR_{t,j} = ET_{C,j} - R_{eff_t} \quad (7)$$

که در آن، $NWR_{t,j}$ = نیاز آبی خالص (mm) محصول زام در ماه t و R_{eff_t} = میانگین بارندگی مؤثر (mm) است.

احتیاج به داده‌های کم همواره مورد توجه بوده است. این مدل با دریافت اطلاعات بارش، دما و رواناب در بازه زمانی معین، رواناب احتمالی را در آینده در اختیار قرار خواهد داد. این مدل، دارای بخش غیرخطی به منظور تبدیل متغیرهای بارش و دما به بارش مؤثر و بخش خطی به منظور تبدیل بارش مؤثر به رواناب است.

ANN توسط مک‌کلوج^{۲۳} و پیتز^{۲۴} [۱۲] معرفی شد. ANN مدلی برای پردازش اطلاعات است که از سامانه عصبی مغز انسان الهام گرفته شده است.

شبکه‌ها با داده‌های موجود طی فرآیند یادگیری توسط تابع آموزش، آموزش داده شده است. پس از آموزش، فرآیند درون‌یابی در مقابل ورودی‌های آموزش داده شده اعمال و خروجی آنها محاسبه و به منظور پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۲-۴- برآورد نیازآبی و حجم تقاضای آب

در تحقیق حاضر برآورد نیاز آبی با استفاده از مدل CROPWAT صورت می‌گیرد. مدل CROPWAT براساس روش محاسبات مربوط به نیاز آبی محصولات مختلف و نیازهای آبیاری پی‌ریزی شده است که به‌طور عمده بر مبنای روش‌های ارائه‌شده در نشریات FAO در مورد آبیاری و زهکشی (شماره ۵۶ تحت عنوان تبخیر و تعرق گیاه) است.

محاسبه نیاز آبی به‌طور عمده بر مبنای رابطه (۳) است:

$$ET_C = K_C \times ET_0 \quad (3)$$

که در آن، ET_C = بیشینه تبخیر و تعرق گیاه مورد نظر؛ ET_0 = تبخیر و تعرق گیاه مرجع (پتانسیل)؛ و K_C = ضریب گیاهی، هستند.

ضریب گیاهی محصولات مورد نظر از نتایج پژوهش‌های انجام‌شده استخراج و مورد استفاده قرار گرفته

²³- McCulloch

²⁴- Pitts

بدون ایجاد مشکلی در ادامه حرکت سایر اعضا، بهترین مسیر را به سمت مقصد انتخاب کنند.

در این الگوریتم هر پاسخ به عنوان یک ذره شناخته می شود که مجموعه^{۲۸} را به وجود می آورد و حرکتی که ذره در فضا برای یافتن پاسخ جدید دارد، از اهمیت زیادی برخوردار است و در نهایت منجر به ایجاد یک تبادل اطلاعات می شود.

هر ذره توسط یک بردار سرعت و یک بردار موقعیت شناخته شده و تغییر موقعیت آن با تغییر در ساختار موقعیت و سرعت قبلی امکان پذیر است.

ساختار کلی الگوریتم به صورت زیر است: (۱) ایجاد جمعیت اولیه، (۲) تعیین بهترین ذره و بهترین خاطره شخصی^{۲۹} هر کدام از ذرات، (۳) به روزرسانی سرعت و موقعیت برای تمام ذرات، (۴) تعیین بهترین ذره و بهترین خاطره شخصی هر کدام از ذرات، و (۵) در صورت برآورده نشدن شرایط خاتمه بازگشت به مرحله (۳) و در غیر این صورت پایان.

۲-۷- مدل GWA

GWA یک مدل بهینه سازی فراابتکاری است که الهام گرفته شده از رفتار گرگ های خاکستری در طبیعت است. این الگوریتم برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی طراحی شده و توسط میرجلیلی و همکاران معرفی شد [۱۵].

این روش برپایه شبیه سازی ساختار اجتماعی گرگ ها، که شامل سلسله مراتبی دقیق و منظم است، بنا شده است.

در طبیعت، گرگ ها به صورت گروهی زندگی می کنند و هر گروه تحت نظارت رهبرانی که نقش تصمیم گیری را برعهده دارند، مدیریت می شود.

بارش مؤثر بخشی از بارندگی است که قسمتی از تقاضاهای آب زراعی را تأمین می کند، که با استفاده از داده های بارش ماهانه و روش خدمات حفاظت از خاک^{۲۵} (SCS) (روش USDA) توسط مدل CROPWAT می توان محاسبه کرد [۱۳]. پس از محاسبه نیاز آبی خالص در بازه های آبی محصولات زراعی، حجم تقاضای آب براساس سطح زیرکشت محصولات، در ماه های آینده با استفاده از رابطه (۸) تعیین می شود:

$$V_{t,j} = \frac{NWR_{t,j} \times A_j}{100000} \quad (8)$$

که در آن، $V_{t,j}$ = حجم تقاضای آب محصول j ام در ماه t ام ($10^6 m^3$)؛ و A_j = سطح زیرکشت محصول j ام (ha) هستند.

۲-۵- بهینه یابی مخزن سد

بهینه یابی عبارت است از فرآیند یافتن و مقایسه جواب های موجه، تا آنجا که جواب بهتری یافت نشود.

مدل های بهینه سازی به منظور دست یابی به بهترین جواب ممکن، دارای ساختار سازمان دهی شده تولید و ارزیابی سناریوهای متفاوت هستند.

در روش های بهینه یابی با در نظر گرفتن قیودات مسأله، هدف کمینه یا بیشینه کردن یک تابع هدف است. در این پژوهش نیز با استفاده از روش های PSO و GWA به بهینه سازی مخزن سد پرداخته شده است که در ادامه توضیح داده می شود.

۲-۶- الگوریتم PSO

الگوریتم PSO توسط ابرهارت^{۲۶} و کندی^{۲۷} [۱۴] ارائه شد که الهام گرفته از حرکت دسته جمعی پرندگان، ماهی ها و حشرات است که با رعایت قوانین، گروه پرندگان و ماهی ها قادر هستند به سمت غذا، لانه و غیره رفته و

²⁸ - Swarm

²⁹ - Personal Best

²⁵ - Soil Conservation Service

²⁶ - Eberhart

²⁷ - Kennedy

هم‌چنین به‌دلیل سادگی پیاده‌سازی و کارایی بالا، به‌سرعت مورد توجه محققان قرار گرفته است.

۷-۲- سیاست‌های بهره‌برداری از مخزن سد

در مسائل بهره‌برداری مخزن، آب می‌تواند به‌منظور تأمین تقاضاهای فعلی رهاسازی و یا برای تأمین تقاضاهای آتی در مخزن ذخیره شود.

معادله بیلان مخزن به‌عنوان یک رابطه اساسی در مسائل بهره‌برداری مخزن، مطابق رابطه (۹) است:

$$S_{t+1} = S_t + Q_t - R_t - Ev_t - Sp_t \quad (9)$$

که در آن، Q_t = جریان ورودی رودخانه به مخزن در دوره t ؛ R_t = رهاسازی مخزن در دوره t ؛ Ev_t = تبخیر در دوره t ؛ Sp_t = سرریز در دوره t و S_t و S_{t+1} به‌ترتیب حجم ذخیره مخزن در دوره t و $t+1$ است.

هم‌چنین با توجه به قواعد بهره‌برداری از مخزن باید بیشینه و کمینه حجم ذخیره مخزن و مقدار سرریز از مخزن را به‌عنوان یک قید در نظر گرفت. روابط (۱۰) تا (۱۲) نشان‌دهنده قیودات مسأله هستند:

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (10)$$

$$\text{If } S(t, t+1) > S_{\max} \quad (11)$$

$$Sp(t, t) = S_{\max} - S(t, t+1) \quad (12)$$

در این پژوهش بیشینه کردن اطمینان‌پذیری و کمینه کردن آسیب‌پذیری روابط (۱۳) و (۱۴) به‌عنوان توابع هدف در نظر گرفته شده‌اند.

$$\text{Maximize } F(t) = \frac{\sum_{t=1}^T (D_t - R_t | R_t \geq D_t)}{T} \quad t = 1, 2, 3, \dots \quad (13)$$

$$\text{Minimize } F(t) = \frac{\sum_{t=1}^T (D_t - R_t | R_t < D_t)}{\left[\sum_{t=1}^T N(R_t < D_t) \right] \times D_{\max} \times T} \quad t = 1, 2, 3, \dots \quad (14)$$

در GWA، جمعیت جواب‌های ممکن به‌عنوان گرگ‌های مختلف مدل‌سازی می‌شوند. هر گرگ نماینده یک جواب ممکن برای مسئله بهینه‌سازی است.

این الگوریتم از یک ساختار سلسله‌مراتبی شامل چهار گروه اصلی استفاده می‌کند: آلفا (α)، بتا (β)، دلتا (δ) و امگا (ω). آلفا به‌عنوان رهبر گروه عمل می‌کند و تصمیمات اصلی را می‌گیرد. بتا و دلتا به‌عنوان مشاوران آلفا هستند و امگا شامل بقیه اعضای گروه است که از دستورات سه گروه اول پیروی می‌کنند.

فرآیند اجرای الگوریتم شامل سه مرحله اصلی: تعقیب، محصورسازی و حمله است.

در مرحله تعقیب، گرگ‌ها با استفاده از موقعیت شکار (جواب بهینه) و موقعیت خود، حرکت می‌کنند.

در مرحله محصورسازی، گرگ‌ها به همراهی یکدیگر شکار را به سمت خود جذب می‌کنند.

در نهایت، در مرحله حمله، گرگ‌ها به سمت شکار حرکت کرده و جواب بهینه یا نزدیک به بهینه را پیدا می‌کنند.

یکی از ویژگی‌های قابل توجه GWA استفاده از مفهوم محصورسازی است. در طبیعت، گرگ‌ها با هماهنگی و همکاری یکدیگر، شکار را به‌دام می‌اندازند.

در این الگوریتم، این رفتار با استفاده از معادلات ریاضی شبیه‌سازی شده است. معادلاتی که حرکت گرگ‌ها را کنترل می‌کنند، شامل پارامترهایی هستند که با گذشت زمان کاهش می‌یابند. این کاهش باعث می‌شود جمعیت گرگ‌ها به‌تدریج به سمت جواب بهینه همگرا شوند.

GWA به‌دلیل تصادفی‌سازی موقعیت گرگ‌ها، توانایی جستجوی جهانی^{۳۰} و محلی^{۳۱} را به‌خوبی ترکیب می‌کند. این ویژگی باعث شده است که الگوریتم در مسائل مختلفی مانند مهندسی، مدیریت منابع آب، اقتصاد و حتی یادگیری ماشین کاربرد پیدا کند.

³¹ - Local Search

³⁰ - Global Search

جدول ۱- تغییرات دما و بارندگی در دوره‌های تغییر اقلیم- سناریوی A2 در مقایسه با دوره پایه

Table 1. Temperature and rainfall changes in climate change periods- A2 scenario compared to baseline period

Month	2040-2069		2070-2099	
	Temperature (°C)	Rainfall (mm)	Temperature (°C)	Rainfall (mm)
Jan	1.7	-15.9	2.9	-27.9
Feb	2.4	-10.1	3.9	-20.9
Mar	4	-9.9	6.4	-20.8
Apr	6	-35.6	9.1	-47.9
May	8.2	-38.3	13	-48.3
Jun	10	-35.1	13	-43.3
Jul	10.4	-32.6	13.5	-48.3
Aug	10.4	-29.6	17.2	-46.1
Sep	9	-52.4	15.4	-62.7
Oct	7.3	-3	11.6	-5.7
Nov	4.5	-25.5	7.7	-35.2
Dec	2.6	-12.8	4.2	-22.7

جدول ۲- تغییرات دما و بارندگی در دوره‌های تغییر اقلیم- سناریوی B2 در مقایسه با دوره پایه

Table 2. Temperature and rainfall changes in climate change periods- B2 scenario compared to baseline period

Month	2040-2069		2070-2099	
	Temperature (°C)	Rainfall (mm)	Temperature (°C)	Rainfall (mm)
Jan	2.1	-17.8	5.7	-27.7
Feb	2.4	-13.5	5.8	-25.6
Mar	3.9	-10.5	7.3	-22.0
Apr	4.8	-30.3	9.7	-53.0
May	8.3	-51.2	14.9	-69.6
Jun	9.5	-49.2	16.4	-69.6
Jul	10.2	-23.9	16.6	-32.8
Aug	10.1	-52.2	16.5	-59.2
Sep	7.4	-56.2	14.0	-67.2
Oct	6.4	-28.4	12.0	-39.1
Nov	5.7	-14.9	9.1	-40.2
Dec	5.6	-18.3	7.3	-30.8

که در آن‌ها، T = تعداد ماه‌های بهره‌برداری از مخزن؛ D_t = تقاضا در بازه t ام؛ R_t = رهاسازی و D_{max} = بیشینه تقاضا در کل بازه هستند.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- بررسی عمل کرد مدل اقلیمی HadCM3

نتایج حاصل از مقایسه میانگین بلندمدت بارندگی و دمای ماهانه در بازه‌های آبی و بازه پایه تحت سناریوهای A2 و B2 به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است. مطابق جدول ۱ میزان تغییرات دما در بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) و (۲۰۹۹-۲۰۷۰) در سناریوی A2 به ترتیب برابر با ۱/۷ تا ۱۰/۴ و ۲/۹ تا ۱۷/۲ درجه سانتی‌گراد است. میزان تغییرات بارندگی به ترتیب برابر با ۳- تا ۵۲/۴- و ۵/۷- تا ۶۲/۷- درصد است.

نتایج نشان‌دهنده افزایش دما و کاهش بارندگی در بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) نسبت به بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) است. در جدول ۲ نیز میزان تغییرات دما و بارندگی در بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) و (۲۰۹۹-۲۰۷۰) در سناریوی B2 نشان داده شده است.

میزان تغییرات دما در بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) و (۲۰۹۹-۲۰۷۰) به ترتیب برابر با ۲/۱ تا ۱۰/۲ و ۵/۷ تا ۱۶/۶ درجه سانتی‌گراد است. میزان تغییرات بارندگی برابر با ۱۰/۵- تا ۵۶/۲- و ۲۲- تا ۶۹/۶- درصد می‌باشد.

نتایج نشان می‌دهند در این سناریو نیز افزایش دما و کاهش بارندگی در بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) نسبت به بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) بیش‌تر است.

۳-۲- نتایج شبیه‌سازی بارش-رواناب

در مدل IHACRES بازه زمانی (۱۹۸۱-۱۹۹۰) به‌عنوان بازه واسنجی و بازه زمانی (۱۹۹۱-۲۰۱۰) به‌عنوان بازه صحت‌سنجی استفاده شده‌اند. این بازه‌ها با استفاده از سعی و خطا حاصل شده و در میان حالت‌های مختلف بهترین شرایط را دارا بوده است. به‌منظور بررسی عمل کرد آن از معیارهای ضریب همبستگی r^{32} ، $RMSE$ ، میانگین مطلق خطا^{۳۳} (MAE) و ضریب نش-سانکلیف^{۳۴} (NSE) استفاده و نتایج آن در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- معیارهای عملکرد IHACRES در دوره پایه

Interval	r (%)	$RMSE$ (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)	NSE (Dimensionless)
Calibration	70.4	26.6	19.6	0.4
Verification	67.7	29.1	20.1	0.4

در این پژوهش از شبکه عصبی رو به جلو با دو لایه میانی و تابع آموزش Levenberg Marquardt (trainlm) استفاده شده است. توابع فعالیت لایه‌های میانی نیز به‌ترتیب تانژانت سیگموئید و خطی می‌باشد. لازم به‌ذکر است که تعیین تعداد لایه میانی، نوع تابع آموزش و توابع انتقال لایه‌های میانی با توجه به نتایج به‌دست‌آمده با سعی و خطا، حاصل شده است. داده‌های ورودی شامل بارندگی (میلی‌متر)، دما (درجه سانتی‌گراد) و داده‌های دبی (متر مکعب بر ثانیه) بوده که همگی به‌صورت ماهانه از ایستگاه‌های هیدرومتری استخراج و برای سنجش دقت مدل استفاده شد. براساس داده‌های موجود، برای واسنجی مدل در سناریوی A2 داده‌های سال ۱۹۸۱-۲۰۰۰ برای دوره آموزش و داده‌های سال ۲۰۰۱-۲۰۱۰ برای دوره آزمون مورد استفاده قرار گرفت. تعیین بازه‌های زمانی دوره آموزش و آزمون با سعی و خطا حاصل شده و بررسی نتایج بازه‌های زمانی مختلف در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴- معیارهای عملکرد ANN در دوره پایه

Interval	r (%)	$RMSE$ (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)	NSE (Dimensionless)
First 20-year (Learning)	70.4	26.6	19.6	0.4
Second 10- year (Test)	67.7	29.1	20.1	0.4

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهند که عمل کرد ANN نسبت به عمل کرد IHACRES بهتر بوده و از این‌رو برای شبیه‌سازی جریان آینده از نتایج ANN استفاده خواهد شد. میانگین بلندمدت ماهانه رواناب شبیه‌سازی‌شده توسط مدل ANN در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) در سناریوی A2 نسبت به بازه پایه به‌ترتیب ۱۵/۷ و ۲۰/۹ درصد و در سناریوی B2، ۱۷/۲ و ۲۶/۵ درصد نسبت به بازه پایه کاهش داشت.

۳-۳- نتایج حاصل از مدل تقاضای CROPWAT

نتایج حاصل از این مدل نشان می‌دهند که مقدار تبخیر و تعرق گیاه مرجع در دوره‌های آبی نسبت به دوره پایه افزایش یافته، به‌طوری که این افزایش در بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) نسبت به بازه (۲۰۶۹۰-۲۰۴۰) بیش‌تر و سناریوی A2 نسبت به سناریوی B2 دارای افزایش بیش‌تری بوده است. پس از محاسبه تبخیر و تعرق گیاه مرجع به‌منظور محاسبه نیاز کشاورزی در حوضه مورد مطالعه، گیاهان گندم، جو، سیب‌زمینی و چغندر قند به‌عنوان گیاهان غالب در این منطقه در نظر گرفته شده و با داشتن ضریب گیاهی و سطح زیرکشت، بیشینه تبخیر و تعرق گیاهان و حجم تقاضای آب با استفاده از روابط ذکرشده مطابق شکل ۳ محاسبه شد.

³⁴- Nash-Sutcliffe Error

³²- Coefficient of Correlation

³³- Mean Absolute Error

(۲۰۶۹-۲۰۴۰) و (۲۰۹۹-۲۰۷۰) در سناریوی B2 را نشان می‌دهد، که به ترتیب ۹۴ و ۱۲۱ درصد نسبت به دوره پایه افزایش یافته است. حجم تقاضای آب در بازه‌های تغییر اقلیم نسبت به بازه پایه افزایش داشته، که این افزایش در سناریوی A2 بیش‌تر از سناریوی B2 و در بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) نسبت به بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) بیش‌تر است.

۴-۳- نتایج حاصل از بهینه‌سازی با الگوریتم‌های PSO و GWA

به‌منظور بهینه‌سازی مخزن سد، از دو الگوریتم PSO و GWA استفاده شده است. عمل کرد دو الگوریتم در بهینه کردن دو هدف بیشینه نمودن اطمینان‌پذیری و کمینه نمودن آسیب‌پذیری سامانه بررسی شده است. نتایج حاصل از الگوریتم PSO و GWA به ترتیب در جدول‌های ۵ و ۶ ارائه شده است.

جدول ۵- مقادیر تابع هدف قابلیت اطمینان‌پذیری و

آسیب‌پذیری در الگوریتم PSO

Table 5. Values of reliability and vulnerability objective functions in PSO algorithm

PSO	Baseline	Climate change			
		2040-2069		2070-2099	
		A2	B2	A2	B2
Reliability (%)	99.7	88.3	87.5	78.9	72.5
Vulnerability (%)	0.5	10.1	10.6	13.3	19.3

جدول ۶- مقادیر تابع هدف قابلیت اطمینان‌پذیری و

آسیب‌پذیری در GWA

Table 5. Values of reliability and vulnerability objective functions in GWA

GWA	Baseline	Climate change			
		2040-2069		2070-2099	
		A2	B2	A2	B2
Reliability (%)	90.7	90.1	90.6	73.3	79.3
Vulnerability (%)	0.5	9.8	10.4	12.8	18.9

با توجه به نتایج جدول‌های ۵ و ۶ در کلیه بازه‌های زمانی، اطمینان‌پذیری در GWA بیش‌تر از PSO و

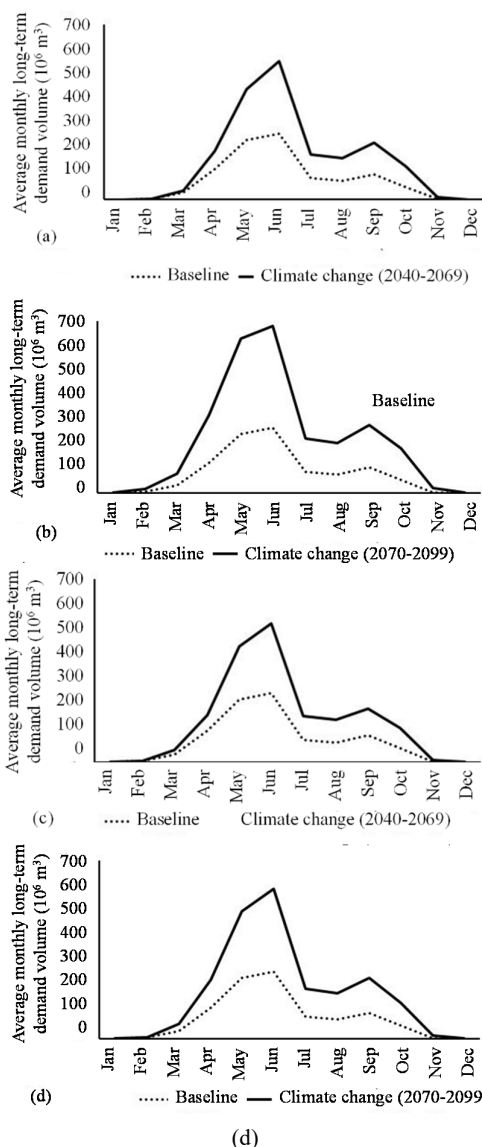


Figure 3. Average monthly long-term water demand volume in scenarios of (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively

شکل ۳- متوسط بلندمدت ماهانه حجم تقاضای آب به ترتیب در سناریوی (الف)، (ب)، (پ) و (ت) A2(2040-2069)، A2(2070-2099)، B2(2040-2069) و B2(2070-2099)

شکل ۳ (الف) و (ب) میانگین بلندمدت ماهانه حجم تقاضای آب در بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) و بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) در سناریوی A2 را نشان می‌دهد، که به ترتیب ۱۰۰ و ۱۷۰ درصد نسبت به دوره پایه افزایش یافته است. شکل ۳ (پ) و (ت) نیز میانگین بلندمدت ماهانه تقاضای آب در بازه

۳-۶- بررسی‌ها با تابع هدف آسیب‌پذیری

سری زمانی تقاضا و رهاسازی صورت‌گرفته توسط GWA و PSO به‌ازای تابع هدف آسیب‌پذیری در شکل ۵ نمایش داده شده است.

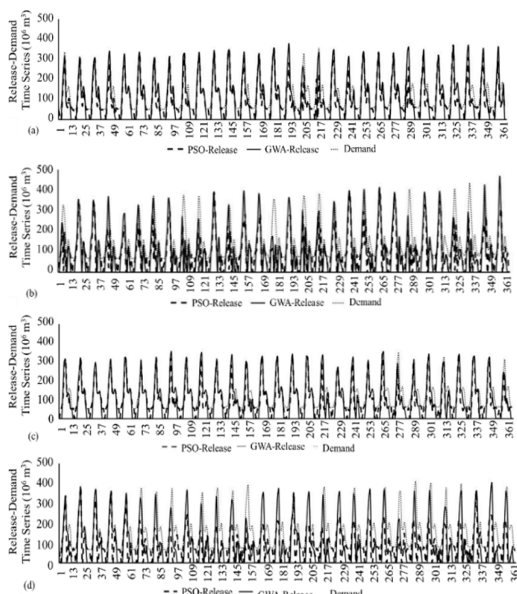


Figure 5. Release derived from GWA and PSO with demand (Objective function of vulnerability minimization). (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively.

شکل ۵- سری‌های زمانی رهاسازی صورت‌گرفته توسط GWA و PSO به‌همراه سری زمانی تقاضا (تابع هدف کمینه‌سازی آسیب‌پذیری). (الف)، (ب)، (پ)، و (ت) به‌ترتیب A2(2040-2069)، A2(2070-2099)، B2(2040-2069)، و B2(2070-2099)

نتایج شکل ۵ نشان می‌دهد سامانه به‌منظور کم کردن شدت آسیب‌پذیری، سعی در تأمین بیشینه تقاضاها را داشته تا بتواند شدت شکست‌ها را کاهش دهد و از این‌رو به بیش‌تر تقاضاهای کمینه پاسخ داده نشده است. نتایج نشان می‌دهند GWA دارای عمل‌کرد بهتری نسبت به PSO است.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق مطالعاتی بر روی حوضه آبریز زاینده‌رود انجام گرفته و اثرات تغییر اقلیم بر منابع و مصارف

آسیب‌پذیری در آن کم‌تر بوده است. نتایج نشان‌دهنده عمل‌کرد بهتر GWA نسبت به PSO است.

۳-۵- بررسی‌ها با تابع هدف اطمینان‌پذیری

سری زمانی تقاضا و رهاسازی صورت‌گرفته توسط GWA و PSO به‌ازای تابع هدف اطمینان‌پذیری در شکل ۴ نمایش داده شده است.

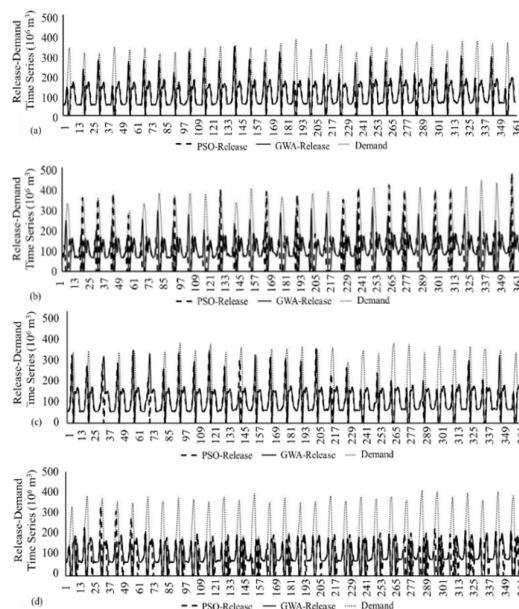


Figure 4. Release derived from GWA and PSO with demand (Objective function of reliability maximization). (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively.

شکل ۴- سری‌های زمانی رهاسازی صورت‌گرفته توسط GWA و PSO به‌همراه سری زمانی تقاضا (تابع هدف بیشینه‌سازی اطمینان‌پذیری). (الف)، (ب)، (پ)، و (ت) به‌ترتیب B2(2040-2069)، A2(2070-2099)، A2(2040-2069)، و B2(2070-2099)

نتایج شکل ۴ نشان می‌دهند که سامانه به‌منظور کم کردن شدت آسیب‌پذیری، سعی در تأمین بیشینه تقاضاها را داشته تا بتواند شدت شکست‌ها را کاهش دهد و از این‌رو به بیش‌تر تقاضاهای کمینه پاسخ داده نشده است. نتایج نشان می‌دهند که GWA دارای عمل‌کرد بهتری نسبت به PSO است.

آب در دوره‌های آتی مشخص و در نهایت بهره‌برداری بهینه از مخزن سد زاینده‌رود صورت گرفت. نتایج به‌دست‌آمده به‌شرح زیر هستند:

(۱) در سناریوی A2 دما و بارندگی نسبت به بازه پایه در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) به‌ترتیب بین ۱/۷ تا ۱۰/۴ درجه سانتی‌گراد افزایش و بین ۳- تا ۵۲/۴- درصد متغیر خواهد بود و در بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) دما و بارندگی به‌ترتیب ۲/۹ تا ۱۸/۳ درجه سانتی‌گراد افزایش و بین ۵/۷- تا ۶۲/۷- درصد تغییر خواهد داشت.

(۲) در سناریوی B2 دما و بارندگی نسبت به بازه پایه در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) به‌ترتیب بین ۲/۱ تا ۱۰/۲ درجه سانتی‌گراد افزایش و بین ۱۰/۵- تا ۵۶/۲- درصد متغیر خواهد بود و در بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) دما و بارندگی به‌ترتیب ۵/۷ تا ۱۶/۶ درجه سانتی‌گراد افزایش و بین ۲۲/۰- تا ۶۹/۶- درصد تغییر خواهد داشت.

(۳) در سناریوی A2 تغییرات رواناب در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) نسبت به بازه پایه به‌ترتیب ۱۵/۷ و ۲۰/۹ درصد و در سناریوی B2، ۱۷/۲ و ۲۶/۵ درصد نسبت به بازه پایه کاهش خواهد یافت.

(۴) حجم تقاضای آب نیز به نسبت نیاز آبی در سناریوی A2 در بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) به‌ترتیب ۱۰۰ و ۱۷۰ درصد نسبت به بازه پایه افزایش و در سناریوی B2 نیز بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹)، ۹۴ درصد و بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹)، ۱۲۱ درصد نسبت به بازه پایه افزایش یافته است. افزایش حجم تقاضای آب در دوره‌های آتی نسبت به دوره پایه توسط محققان دیگر مانند گلفام [۱۶] و باقری خانقاهی و همکاران [۱۷] تایید می‌شود.

(۵) در بازه پایه مقدار اطمینان‌پذیری در GWA و PSO به‌ترتیب برابر با ۹۹/۸۱ و ۹۹/۷۲ درصد و مقدار

آسیب‌پذیری در GWA و PSO نیز به‌ترتیب برابر با ۰/۵۳ و ۰/۷۱ درصد حاصل شد.

(۶) در سناریوی A2 برای بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) مقدار اطمینان‌پذیری برای دو مدل GWA و PSO به‌ترتیب برابر با ۸۹ و ۸۸ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به‌ترتیب برابر با ۹/۸ و ۱۰/۱ درصد حاصل شد.

(۷) در سناریوی A2 برای بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) مقدار اطمینان‌پذیری برای دو مدل GWA و PSO به‌ترتیب برابر با ۸۰ و ۷۹ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به‌ترتیب برابر با ۱۲/۸ و ۱۳/۳ درصد حاصل شد.

(۸) در سناریوی B2 برای بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) مقدار اطمینان‌پذیری برای دو مدل GWA و PSO به‌ترتیب برابر با ۸۹ و ۸۸ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به‌ترتیب برابر با ۱۰/۴ و ۱۰/۷ درصد حاصل شد.

(۹) در سناریوی B2 برای بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) مقدار اطمینان‌پذیری برای دو مدل GWA و PSO به‌ترتیب برابر با ۷۶ و ۷۳ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به‌ترتیب برابر با ۱۸/۹ و ۱۹/۴ درصد حاصل شد.

(۱۰) نتایج مقایسه دو مدل GWA و PSO نشان‌دهنده برتری GWA در بیشینه کردن اطمینان‌پذیری و کمینه کردن آسیب‌پذیری است.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده و این موضوع مورد تأیید ایشان است.

مشارکت نویسندگان

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

حامی مالی

این پژوهش هیچ‌گونه کمک هزینه خاصی دریافت نکرده است.

سپاسگزاری

از داوران محترم به‌خاطر ارائه نظرهای ساختاری و علمی سپاسگزاری می‌شود.

پریس‌اسادات آشفته ایده اولیه را مطرح کرد. پریسا پورپشنگ این نظریه را توسعه داد و محاسبات را انجام داد. پریس‌اسادات آشفته روش‌های تحلیلی را تأیید و بر یافته‌های این کار نظارت داشت. همه نویسندگان نتایج را مورد بحث قرار دادند. نگین نبات‌قدس نسخه خطی را در قالب مجله منابع آب و تغییرات اقلیمی نوشت.

تعارض منافع

References

- [1] Rong Q, Zhu Sh, Yue W, Su M, Cai Y. Predictive simulation and optimal allocation of surface water resources in reservoir basins under climate change. *International Soil and Water Conservation Research*. 2024 Jun; 12(2): 467-480. doi: [10.1016/j.iswcr.2023.08.003](https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2023.08.003).
- [2] Golfam P, Ashofteh PS, Loáiciga HA. Evaluation of the VIKOR and FOWA multi-criteria decision making methods for climate-change adaptation of agricultural water supply. *Water Resources Management*. 2019 May; 33: 2867-2884. doi: [10.1007/s11269-019-02274-z](https://doi.org/10.1007/s11269-019-02274-z).
- [3] Ahmadi R, Piri J, Galavi H, Keikha M. Comparing the efficiency of particle swarm and harmony search algorithms in optimizing the Muskingum–Cunge Model. *Water*. 2025 Jan; 17(1):104. doi: [10.3390/w17010104](https://doi.org/10.3390/w17010104).
- [4] Khoramipoor Z, Farzin S. A methodology to improving the performance of MOAHA optimization algorithm using chaos theory; Principle and application in optimal reservoir operation. *Water Resources Management*. 2025 Jan; 39: 2819-2840. doi: [10.1007/s11269-025-04092-y](https://doi.org/10.1007/s11269-025-04092-y).
- [5] Donyaii A, Sarraf A, Ahmadi H. Water reservoir multiobjective optimal operation using grey wolf optimizer. *Shock and Vibration*. 2020 Nov. doi: [10.1155/2020/8870464](https://doi.org/10.1155/2020/8870464).
- [6] Wang Q, Yue Ch, Li X, Liao P, Li X. Enhancing robustness of monthly streamflow forecasting model using embedded-feature selection algorithm based on improved gray wolf optimizer. *Journal of Hydrology*. 2023 Feb; 617: 128995. doi: [10.1016/j.jhydrol.2022.128995](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128995).
- [7] Chong JY, Hooi GL, Goh QY, Lai V, Huang YF, Koo CH, El-Shafie A, Ahmed AN. Adapting reservoir operations for optimal water management under varying climate and demand scenarios using metaheuristic algorithms. *Ain Shams Engineering Journal*. 2024 Aug; 15(8): 102835. doi: [10.1016/j.asej.2024.102835](https://doi.org/10.1016/j.asej.2024.102835).
- [8] Liang J, Du Y, Xu Y, Xie B, Li W, Lu Z, Li R, Bal H. Using adaptive chaotic grey wolf optimization for the daily streamflow prediction. *Expert Systems with Applications*. 2024 Mar; 237: 121113. doi: [10.1016/j.eswa.2023.121113](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121113).
- [9] Guo D, Zhang D, Xu D, Bian Y, Pan Y. Multi-objective water allocation for Wu'an City. *Water*. 2025 Jan; 17(2): 153. doi: [10.3390/w17020153](https://doi.org/10.3390/w17020153).
- [10] Ashofteh PS, Bozorg-Haddad O, Mariño MA. Climate change impact on reservoir performance indexes in agricultural water supply. *Journal of Irrigation Drainage Engineering*. 2013 Jul; 139(2): 85-97. doi: [10.1061/\(ASCE\)IR.1943-4774.0000496](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000496).
- [11] Jakeman AJ, Littlewood LG, Whitehead P. Computation of the instantaneous unit hydrograph and identifiable component flows with application to two small upland catchments. *Journal of Hydrology*. 1990 Sep; 117(1-4): 275-300. doi: [10.1016/0022-1694\(90\)90097-H](https://doi.org/10.1016/0022-1694(90)90097-H).
- [12] McCulloch WS, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943 Dec; 5(4): 115-133. doi: [10.1007/978-3-642-70911-1_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-70911-1_14).
- [13] Smith M. CROPWAT-A computer program for irrigation planning and management. *Irrigation and Drainage Paper No. 46*. Food and Agriculture Organization of the United Nations; 1992.
- [14] Eberhart RC, Kennedy J. Particle swarm optimization. Presented at the sixth international symposium on micro machine and human science; 1995 Oct; Perth, WA, Australia. doi: [10.1109/MHS.1995.494215](https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215).

- [15] Mirjalili S, Mirjalili SM, Lewis A. Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*. 2014 Mar; 69: 46-61. **doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.**
- [16] Golfam P. Estimation of crop irrigation water demand using climatic data and Cropwat model. *Water Resources and Climate Change*. (2025) Mar; 1(1): 51-61. **doi: 10.22091/wrcc.2025.11311.1001.**
- [17] Bagheri Khanghahi M, Hazar Jaribi A, Kamali MI, Zamani F. Forecasting rainfall in different climatic regions of Iran using the LARS WG7 climate model. *Water Resources and Climate Change*. (2025) Mar; 1(1): 28-39. **doi: 10.22091/wrcc.2025.11744.1008.**