

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

Parisa-Sadat Ashofteh<sup>1</sup> , Parisa Pourpashang<sup>2</sup> , Negin Nabatghods<sup>3</sup> 

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

(Received 29 Apr 2025, Revised 28 May 2025, Accepted 6 Jun 2025, Published online 26 Jun 2025) - Research Article

### 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 2069–2040 and 20.9% in 2099–2070, 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 2069–2040 and 170% in 2099–2070 under A2, whereas B2 will exhibit a 94% increase in 2069–2040 and 121% in 2099–2070. 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 (2069–2040), reliability values for GWA and PSO were 89% and 88%, with corresponding vulnerability values of 9.8% and 10.1%. In A2 (2099–2070), reliability values for GWA and PSO declined to 80% and 79%, while vulnerability rose to 12.8% and 13.3%, respectively. In B2 (2069–2040), reliability values for GWA and PSO were 89% and 88%, while vulnerability was 10.4% and 10.7%, respectively. In B2 (2099–2070), 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 Parisa-Sadat, Pourpashang Parisa, Negin Nabatghods. 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): 73-85. <https://doi.org/10.22091/wrcc.2025.12863.1013>



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

پریسادات آشفته<sup>۱</sup>، پریسا پورپشنگ<sup>۲</sup>، نگین نبات‌قدس<sup>۳</sup>

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

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۰۹، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۳/۰۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۱۶، تاریخ انتشار برخط: ۱۴۰۴/۰۴/۰۵) - مقاله پژوهشی

### چکیده

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 (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) 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<sup>۲</sup> (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. به منظور بهینه‌سازی مخزن از دو الگوریتم گرگ خاکستری<sup>۳</sup> (GWA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات<sup>۴</sup> (PSO) برای کمینه کردن آسیب‌پذیری و بیشینه کردن اطمینان‌پذیری استفاده می‌شود. نتایج نشان دادند که GWO در بهینه کردن هر یک از توابع هدف نسبت به PSO موفق‌تر بوده است. در A2 برای بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) 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 و در (۲۰۷۰-۲۰۹۹) 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 (۲۰۴۰-۲۰۶۹) 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 و در (۲۰۷۰-۲۰۹۹) اطمینان‌پذیری به ترتیب برابر با ۷۶ و ۷۳ درصد و مقدار آسیب‌پذیری به ترتیب برابر با ۱۸/۹ و ۱۹/۴ درصد حاصل شد.

**کلیدواژه‌ها:** الگوریتم ازدحام ذرات، الگوریتم گرگ خاکستری، بهینه‌سازی مخزن، تغییر اقلیم، منابع آب.

**استناد:** آشفته پریسادات، 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): ۷۳-۸۵.

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

<sup>2</sup>- Artificial Neural Networks

<sup>3</sup>- Grey Wolf Optimizer

<sup>4</sup>- 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<sup>۴</sup> 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<sup>۵</sup> (MCDM)، روش میانگین وزنی فازی<sup>۶</sup> (FOWA) و روش تصمیم‌گیری چندمعیاره ویکور<sup>۷</sup> 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<sup>۸</sup> 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<sup>۹</sup> و نظریه آشوب<sup>۱۰</sup>، عملکرد بهتری در مدیریت مخازن آبی داشت. این الگوریتم هم‌زمان تولید برق آبی 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<sup>۱۱</sup> (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

<sup>9</sup>- Hummingbird Algorithm

<sup>10</sup>- Chaos Theory

<sup>11</sup>- Multi-Objective Grey Wolf Optimization

<sup>4</sup>- Rong

<sup>5</sup>- Multi-Criteria Decision-Making

<sup>6</sup>- Fuzzy Order Weighted Average

<sup>7</sup>- VIKOR

<sup>8</sup>- Muskingum-Cunge

گوو<sup>۲۰</sup> و همکاران برای حل مسئله تناقض بین عرضه و تقاضای آب در شهر ووآن<sup>۲۱</sup>، 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 آبدهی 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<sup>۱۲</sup> و همکاران با استفاده از الگوریتم بهبودیافته گرگ خاکستری<sup>۱۳</sup> (IGWO)، مدلی برای پیش‌بینی جریان ماهانه در ایستگاه مخزن کیزیل<sup>۱۴</sup> 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<sup>۱۵</sup> و همکاران به‌منظور بهینه‌سازی سیاست‌های تخلیه آب در سد کلانگ‌گیت<sup>۱۶</sup>، 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<sup>۱۷</sup> (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<sup>۱۸</sup> و همکاران به توسعه یک مدل نوآورانه برای پیش‌بینی جریان رودخانه با دقت بالا پرداختند. آن‌ها از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۱۹</sup> (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 نرون، 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

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

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

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

که در آن‌ها،  $\Delta P$  و  $\Delta T$  = به ترتیب بیان‌گر سناریوهای اقلیمی بلندمدت بارندگی و دما؛  $P_o$  و  $T_o$  = به ترتیب بیان‌گر بارندگی و دمای مشاهداتی؛  $P_{fut}$  و  $T_{fut}$  = به ترتیب بیان‌گر بارندگی و دما آینده هستند.

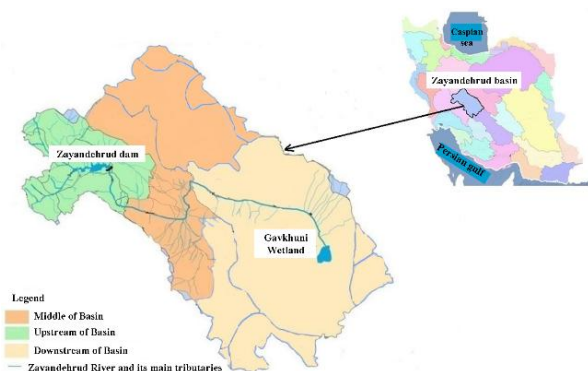


Figure 2. Basin of Zayandehrud

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 یک‌پارچه مفهومی متریک برای شبیه‌سازی بارش-رواناب می‌باشد که توسط جیکمن<sup>۲۲</sup> و همکاران [۱۱] توسعه یافت و به دلیل 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

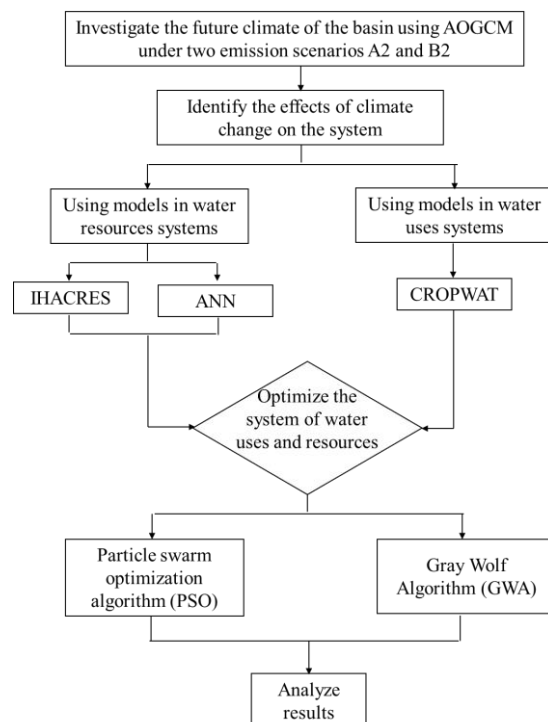


Figure 1. Flowchart of research

شکل ۱- روندنمای تحقیق

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

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

### ۲-۲- پیش‌پردازش‌های اقلیمی

به‌منظور 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 به‌دست می‌آید. به‌منظور 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. با اضافه کردن سناریوی اقلیمی دما به دمای مشاهداتی حوضه و ضرب

22- Jakeman

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

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

که در آن ها،  $T_{ave}$  = میانگین ماهانه دما (C)؛  $U_{2m}$  = سرعت باد در فاصله ۲ متری از سطح زمین (m/s)؛  $Rn_t$  = تابش خالص شار در سطح زمین ( $10^6 J/m^2/day$ ) در ماه  $t$ ؛  $G_t$  = شار حرارتی ( $10^6 J/m^2/day$ ) در ماه  $t$ ؛  $\Delta t$  = شیب فشار بخار اشباع با دما (KPa/C) در ماه  $t$ ؛  $V_t$  = ثابت رطوبت سنج (KPa/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  $t$ ؛  $(e_{at})_{T_{\max_t}}$  و  $(e_{at})_{T_{\min_t}}$  = 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:

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

که در آن،  $NWR_{t,j}$  = نیاز آبی خالص (mm) محصول  $j$ ام در ماه  $t$ ام و  $R_{eff_t}$  = میانگین بارندگی مؤثر (mm) است. بارش مؤثر بخشی از بارندگی است که قسمتی از تقاضاهای آب زراعی را تأمین می‌کند، که با استفاده از داده‌های بارش ماهانه و روش خدمات حفاظت از خاک<sup>۲۵</sup> (SCS) (روش USDA) توسط مدل CROPWAT می‌توان محاسبه کرد [۱۳]. پس از محاسبه نیاز آبی خالص در بازه‌های آبی محصولات زراعی، حجم تقاضای آب براساس

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<sup>۲۳</sup> و پیترز<sup>۲۴</sup> [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 نیاز آبی 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 ارائه شده 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 انجام شده استخراج و مورد استفاده قرار گرفته است و مقادیر  $ET_0$  از مدل CROPWAT (روش پنمن-مانتیت) مطابق روابط (۴) تا (۶) محاسبه شده است:

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

25- Soil Conservation Service

23- McCulloch

24- Pitts

(۱) ایجاد جمعیت اولیه، (۲) تعیین بهترین ذره و بهترین خاطره شخصی<sup>۲۹</sup> هر کدام از ذرات، (۳) به‌روزرسانی 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 بهینه‌سازی فراابتکاری است که الهام گرفته‌شده از رفتار گرگ‌های 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 شبیه‌سازی ساختار اجتماعی گرگ‌ها، که شامل سلسله‌مراتبی دقیق و منظم است، بنا شده است. در طبیعت، گرگ‌ها به‌صورت گروهی زندگی می‌کنند و هر گروه تحت نظارت رهبرانی که نقش تصمیم‌گیری را برعهده دارند، مدیریت می‌شود.

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 ( $\alpha$ )، بتا ( $\beta$ )، دلتا ( $\delta$ ) و امگا ( $\omega$ ). 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

سطح زیرکشت محصولات، در ماه‌های آینده با استفاده از رابطه (۸) تعیین می‌شود:

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

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

## ۲-۵- بهینه‌یابی مخزن سد

بهینه‌یابی عبارت است از فرآیند یافتن و مقایسه جواب‌های موجه، تا آنجا که جواب بهتری یافت نشود. مدل‌های بهینه‌سازی به‌منظور دستیابی به بهترین جواب ممکن، دارای ساختار سازمان‌دهی شده تولید و ارزیابی سناریوهای متفاوت هستند. در روش‌های بهینه‌یابی با در نظر گرفتن قیودات مسأله، هدف کمینه یا بیشینه کردن یک تابع هدف است. در این پژوهش نیز با استفاده از روش‌های PSO و GWA به بهینه‌سازی مخزن سد پرداخته شده است که در ادامه توضیح داده می‌شود.

## ۲-۶- الگوریتم PSO

الگوریتم PSO توسط ابرهات<sup>۲۶</sup> و کندی<sup>۲۷</sup> [۱۴] ارائه شد که الهام گرفته از حرکت دسته‌جمعی پرندگان، ماهی‌ها و حشرات است که با رعایت قوانین، گروه پرندگان و ماهی‌ها قادر هستند به سمت غذا، لانه و غیره رفته و بدون ایجاد مشکلی در ادامه حرکت سایر اعضا، بهترین مسیر را به سمت مقصد انتخاب کنند. در این الگوریتم هر پاسخ به‌عنوان یک ذره شناخته می‌شود که مجموعه<sup>۲۸</sup> را به‌وجود می‌آورد 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 می‌شود. هر ذره توسط یک بردار سرعت و یک بردار موقعیت شناخته شده و تغییر موقعیت آن با تغییر در ساختار موقعیت و سرعت قبلی امکان‌پذیر است. ساختار کلی الگوریتم به‌صورت زیر است:

28- Swarm  
29- Personal Best

26- Eberhart  
27- Kennedy



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

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

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

در این پژوهش بیشینه کردن اطمینان پذیری و کمینه کردن آسیب پذیری روابط (۱۳) و (۱۴) به عنوان توابع هدف در نظر گرفته شده اند.

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

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

که در آن ها،  $T$  = تعداد ماه های بهره برداری 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 بازه های آتی و بازه پایه تحت سناریوهای A2 و B2 به ترتیب در جدول های ۱ و ۲ آورده شده است. مطابق جدول ۱ میزان تغییرات دما در بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) در سناریوی A2 به ترتیب برابر با ۱/۷ تا ۱۰/۴ و ۲/۹ تا ۱۷/۲ درجه سانتی گراد و میزان تغییرات بارندگی به ترتیب برابر با ۳- تا ۵۲/۴- و ۵/۷- تا ۶۲/۷- درصد است. نتایج نشان دهنده افزایش دما و کاهش بارندگی در بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) نسبت به بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) است. در جدول ۲ نیز میزان تغییرات دما و بارندگی در بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) در سناریوی B2 نشان داده شده است. میزان تغییرات دما در بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) به ترتیب برابر با ۲/۱ تا ۱۰/۲ و ۵/۷ تا

نهایت، در مرحله حمله، گرگ ها به سمت شکار حرکت کرده و جواب بهینه یا نزدیک به بهینه را پیدا می کنند.

یکی از ویژگی های قابل توجه GWA استفاده از مفهوم محصورسازی است. در طبیعت، گرگ ها با هماهنگی و همکاری یکدیگر، شکار را به دام می اندازند. در این الگوریتم، این رفتار با استفاده از معادلات ریاضی شبیه سازی شده است. معادلاتی که حرکت گرگ ها را کنترل می کنند، شامل پارامترهایی هستند که با گذشت زمان کاهش می یابند. این کاهش باعث می شود جمعیت گرگ ها به تدریج به سمت جواب بهینه همگرا شوند.

GWA به دلیل تصادفی سازی موقعیت گرگ ها، توانایی جستجوی جهانی<sup>۳۰</sup> و محلی<sup>۳۱</sup> را به خوبی ترکیب می کند. این ویژگی باعث شده است که الگوریتم در مسائل مختلفی مانند مهندسی، مدیریت منابع آب، اقتصاد و حتی یادگیری ماشین کاربرد پیدا کند. هم چنین به دلیل سادگی پیاده سازی و کارایی بالا، به سرعت مورد توجه محققان قرار گرفته است.

#### ۲-۷- سیاست های بهره برداری از مخزن سد

در مسائل بهره برداری مخزن، آب می تواند به منظور تأمین تقاضاهای فعلی رهاسازی و یا برای تأمین تقاضاهای آتی در مخزن ذخیره شود. معادله بیلان مخزن به عنوان یک رابطه اساسی در مسائل بهره برداری 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  $t$  ام؛  $R_t$  = رهاسازی مخزن در دوره  $t$  ام؛  $Ev_t$  = تبخیر در دوره  $t$  ام؛  $Sp_t$  = سرریز در دوره  $t$  ام و  $S_t$  و  $S_{t+1}$  به ترتیب حجم ذخیره مخزن در دوره  $t$  ام و  $t+1$  ام است.

هم چنین با توجه به قواعد بهره برداری از مخزن باید بیشینه و کمینه حجم ذخیره مخزن و مقدار سرریز از مخزن را به عنوان یک قید در نظر گرفت. روابط (۱۰) تا (۱۲) نشان دهنده قیودات مسأله هستند:

<sup>31</sup>- Local Search

<sup>30</sup>- Global Search

## 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 عمل‌کرد آن از معیارهای ضریب همبستگی<sup>۳۲</sup> ( $r$ )،  $RMSE$ ، میانگین مطلق خطا<sup>۳۳</sup> ( $MAE$ ) و ضریب نش-ساتکلیف<sup>۳۴</sup> ( $NSE$ ) استفاده و نتایج آن در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- معیارهای عملکرد IHACRES در دوره پایه

Table 3. IHACRES performance criteria in the baseline period

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.

۱۶/۶ درجه سانتی‌گراد و 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 (۲۰۷۰-۲۰۹۹) نسبت به بازه (۲۰۶۹-۲۰۴۰) بیش‌تر است.

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

<sup>34</sup>- Nash-Sutcliffe Error

<sup>32</sup>- Coefficient of Correlation

<sup>33</sup>- Mean Absolute Error

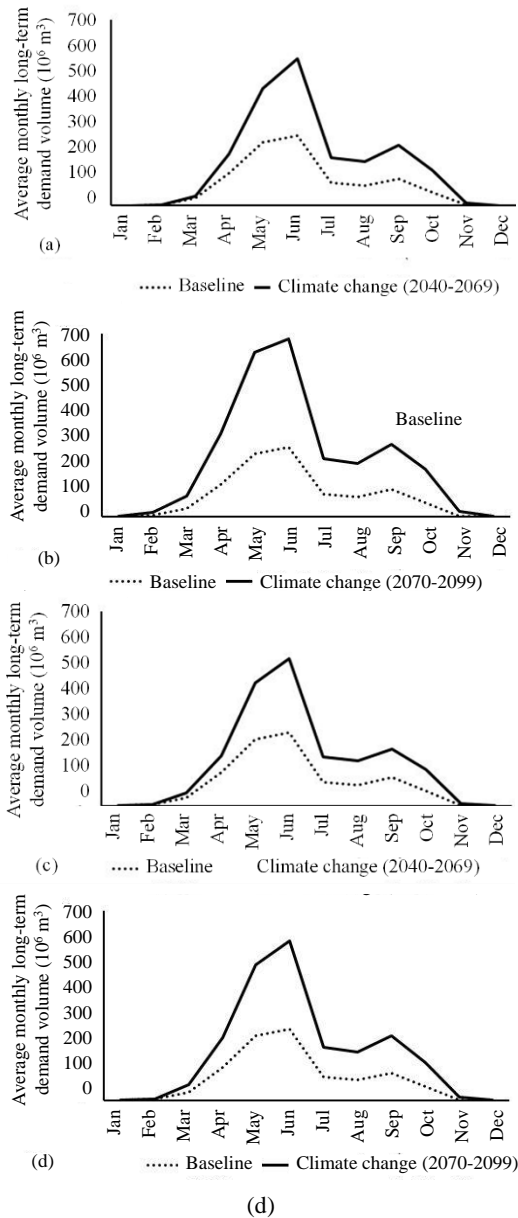


Figure 3. Average monthly long-term water demand volume in scenarios of (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively

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

شکل ۳ (الف) و (ب) میانگین بلندمدت ماهانه حجم تقاضای آب در بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و بازه (۲۰۷۰-۲۰۹۹) 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

جدول ۴- معیارهای عملکرد ANN در دوره پایه

Table 4. ANN performance criteria in the baseline period

Interval	$r$ (%)	RMSE (m <sup>3</sup> /s)	MAE (m <sup>3</sup> /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 عملکرد ANN نسبت به عملکرد IHACRES بهتر بوده و از این رو برای شبیه‌سازی جریان آینده از نتایج ANN استفاده خواهد شد. میانگین بلندمدت ماهانه رواناب شبیه‌سازی شده توسط مدل ANN در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) در سناریوی A2 نسبت به بازه پایه به ترتیب 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، به طوری که این افزایش در بازه (۲۰۹۹-۲۰۷۰) نسبت به بازه (۲۰۴۰-۲۰۶۹) بیش‌تر و سناریوی A2 نسبت به سناریوی B2 دارای افزایش بیش‌تری بوده است. پس از محاسبه تبخیر و تعرق گیاه مرجع به منظور 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 ذکر شده مطابق شکل ۳ محاسبه شد.

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 به‌زای تابع هدف اطمینان‌پذیری در شکل ۴ نمایش داده شده است.

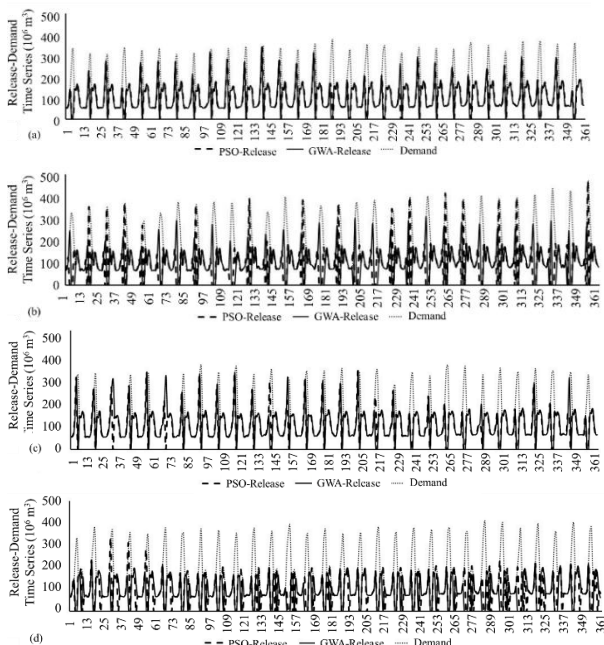


Figure 4. Release derived from GWA and PSO with demand (Objective function of reliability maximization). (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively.

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)،

B2(2070-2099) و 2069)

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.

(۲۰۴۰-۲۰۶۹) و (۲۰۷۰-۲۰۹۹) در سناریوی B2 را نشان می‌دهد، که به‌ترتیب 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 (۲۰۴۰-۲۰۶۹) بیش‌تر است.

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

به‌منظور بهینه‌سازی مخزن سد، از دو الگوریتم PSO و GWA استفاده شده است. عمل‌کرد 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 به‌ترتیب 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

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

(۱) در سناریوی A2 دما و بارندگی نسبت به بازه پایه در بازه زمانی (۲۰۴۰-۲۰۶۹) به ترتیب 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 به ترتیب 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) به ترتیب 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 به ترتیب 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 به ترتیب 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) به ترتیب 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 گلغام [۱۶] و باقری خانقاهی و همکاران [۱۷] تایید می‌شود.

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

### 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.

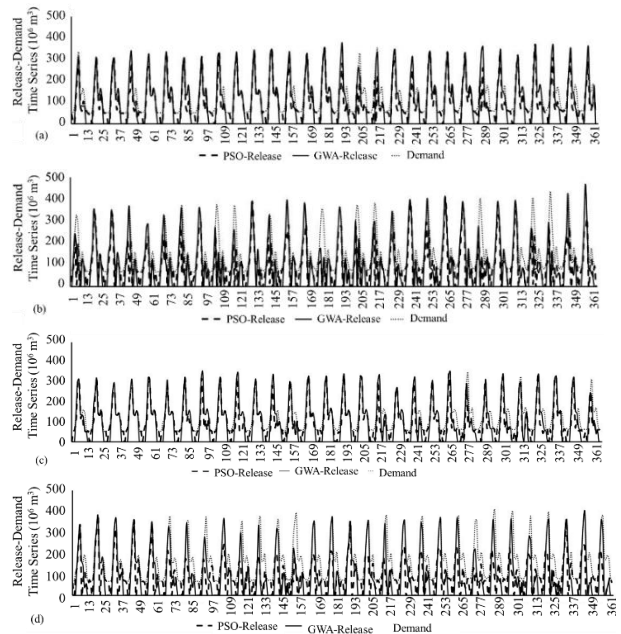


Figure 5. Release derived from GWA and PSO with demand (Objective function of vulnerability minimization). (a), (b), (c), and (d) A2(2040-2069), A2(2070-2099), B2(2040-2069), and B2(2070-2099), respectively.

شکل ۵- سری‌های زمانی رهاسازی صورت‌گرفته توسط

GWA و PSO به‌همراه سری زمانی تقاضا (تابع هدف

کمینه‌سازی آسیب‌پذیری). (الف)، (ب)، (پ)، و (ت) به ترتیب 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

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.

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

## 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 request.

- **Authors Contributions**

Parisa-Sadat Ashofteh's 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.

## 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.
- [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.
- [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.
- [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.
- [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.

- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.
- [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**.

