

## Evaluation of the impact of non-aligned objective functions in multi-objective calibration with SWAT hydrological model, case study: Qarasu Watershed, Kermanshah

Ashkan Banikhedmat<sup>1\*</sup>, Hosein Salehi<sup>2</sup>, Said Golian<sup>3</sup>, Farshad Koohian Afzal<sup>4</sup> and Nazanin Ezzati Boorestan<sup>5</sup>

<sup>1</sup> PhD Candidate of Water Resources Engineering and Management, Department of Surveying, Faculty of Civil Engineering, Shahrood University of Technology and Planning Expert of Water and Wastewater Company of Gilan Province, Iran

<sup>2</sup> MSc of Water Resources Engineering and Management, Department of Surveying, Faculty of Civil Engineering, Shahrood University of Technology.

<sup>3</sup> Associate Professor, Department of Surveying, Faculty of Civil Engineering, Shahrood University of Technology and Senior Researcher, Faculty of Geography, University of Maynooth, Ireland

<sup>4</sup> PhD in Hydrology and Water Resources, Water Research Institute, Tehran, Iran

<sup>5</sup> PhD Student, Geotechnical Engineering, Faculty of Civil Engineering, Mohaghegh Ardabili University, Iran

Received: 04 December 2022

Accepted: 20 February 2023

### Extended abstract

#### Introduction

One of the methods for estimating the amount of runoff resulting from precipitation is the use of hydrological models. The SWAT model is one of the widely used tools for simulating the quantity and quality of water at the watershed level. This model is a conceptual model that is capable of simulating large watersheds with different management scenarios. One of the major challenges of this model and many other hydrological models is the calibration of effective and sensitive parameters for estimating the amount of runoff. In general, calibration methods can be divided into two groups: manual and automatic. Manual calibration of a model requires the modeler to have a good understanding of the model's physics. On the other hand, due to the time-consuming nature, existing complexities and the development of new optimization algorithms, nowadays automatic calibration has gained more attention. Automatic calibration is based on three components: the objective function, the optimization algorithm, and the station information. The use of a single objective function in model calibration may lead to an increase in error in other aspects of the simulation. Scientific experience in single-objective calibration has shown that no single objective function, even with high efficiency, can accurately represent all the characteristics and properties of a watershed. Therefore, the use of an appropriate optimization algorithm to improve calibration results includes the use of multiple objective functions to identify a set of efficient solutions.

#### Materials and methods

The study area is located in the western part of Iran, in Kermanshah Province, with an area of 5467 square kilometers. The minimum and maximum elevations in the area are 1275 and 3360 meters, respectively. The average precipitation in the watershed is about 505 mm, with the highest rainfall occurring in the months of November and December, and the lowest rainfall in the months of July and August. The main rivers in this watershed are Mark, Gharehsoo, and Razavar. In this study, the SWAT rainfall-runoff model was calibrated using the NSGA-II algorithm under three calibration scenarios. For model calibration, the first scenario used the NSE objective function, which focuses on maximum flows. In the second scenario, to focus on minimum flows, the logarithmic transformation of the simulated and observed streamflow series was used, and the NSE efficiency coefficient was adopted as the objective function, represented as LogNSE. The third scenario was a combination of the first and second scenarios, where the non-concordant objective functions NSE and LogNSE were used simultaneously.

\* Corresponding author: banikhedmat.ashkan@gmail.com

**Results and discussion**

The results of this study showed that based on the NSE evaluation index values (0.83, 0.74 and 0.83 for the first to third scenarios) and the model overestimation and examination of the flow graph in the first scenario, which showed a tendency towards higher flows, this scenario would be more efficient in estimating maximum flows. Additionally, considering the LogNSE evaluation index (0.69, 0.74 and 0.72 for the first to third scenarios), the second scenario with the LogNSE single objective performed better in minimum flows. However, the model constructed using two non-concordant objective functions aimed to achieve a balance and showed satisfactory performance in simultaneously estimating maximum and minimum flows.

**Conclusion**

In general, it can be concluded that if the objective of the study is to investigate maximum and minimum flows, such as flood or drought studies, single-objective algorithms will perform better. However, if the objective is to control the water balance and achieve satisfactory performance of a model in both maximum and minimum flows, a two-objective scenario with a non-concordant approach can yield better results compared to single-objective algorithms.

**Keywords:** Genetic algorithm, NSGA-II, Simulation of rainfall-runoff, Two-objective scenario, Validation

Cite this article: Banikhedmat, A., Salehi, H., Golian, S., Koohian Afzal, F., Ezzati Boorestan, N., 2024. Evaluation of the impact of non-aligned objective functions in multi-objective calibration with SWAT hydrological model, case study: Qarasu Watershed, Kermanshah. *Watershed Engineering and Management* 15(4), 639-654.

© 2024, The Author(s). Published by Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI). This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>)



## ارزیابی تاثیر توابع هدف غیرهمسو در واسنجی چندهدفه مدل هیدرولوژیکی SWAT، مطالعه موردی: حوزه آبخیز قره‌سو کرمانشاه

اشکان بنی‌خدمت<sup>۱\*</sup>، حسین صالحی<sup>۲</sup>، سعید گلیان<sup>۳</sup>، فرشاد کوهیان افضل<sup>۴</sup> و نازنین عزتی بورستان<sup>۵</sup>  
<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، مهندسی و مدیریت منابع آب، گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شاهرود،  
ایران و کارشناس برنامه‌ریزی طرح‌های شرکت آب و فاضلاب استان گیلان، ایران  
<sup>۲</sup> کارشناس ارشد، مهندسی و مدیریت منابع آب، گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شاهرود،  
ایران  
<sup>۳</sup> دانشیار، گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شاهرود، ایران و محقق ارشد، دانشکده جغرافی،  
دانشگاه مینوت، ایرلند  
<sup>۴</sup> دکتری هیدرولوژی و منابع آب، موسسه تحقیقات آب، تهران، ایران  
<sup>۵</sup> دانشجوی دکتری، مهندسی ژئوتکنیک، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه محقق اردبیلی، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۰۱

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۱۳

### چکیده مبسوط

#### مقدمه

یکی از راه‌های برآورد مقدار رواناب حاصل از بارش، استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی است. مدل SWAT، یکی از ابزارهای پرکاربرد در سطح حوزه آبخیز در شبیه‌سازی کمیت و کیفیت آب است. این مدل، یک مدل مفهومی است که قادر است حوضه‌های بزرگ با سناریوهای مدیریتی مختلف را شبیه‌سازی کند. از جمله چالش‌های مهم مدل مذکور و بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیکی، واسنجی پارامترهای موثر و حساس در برآورد مقدار رواناب است. به‌طور کلی، روش‌های واسنجی را می‌توان به دو گروه دستی و خودکار تقسیم کرد. واسنجی یک مدل به‌صورت دستی، نیازمند این است که مدل‌ساز، شناخت خوبی نسبت به فیزیک مدل داشته باشد. از سویی، به دلیل وقت‌گیر بودن و پیچیدگی‌های موجود و همچنین، توسعه الگوریتم‌های جدید بهینه‌سازی، امروزه واسنجی خودکار بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. واسنجی خودکار بر پایه سه مولفه تابع هدف، الگوریتم بهینه‌سازی و اطلاعات ایستگاه‌ها بنا شده است. استفاده از یک تابع هدف در واسنجی یک مدل ممکن است موجب افزایش خطا در برخی دیگر از جنبه‌های شبیه‌سازی شود و همچنین، تجربه‌های علمی در زمینه واسنجی تک‌هدفه نشان داده است که هیچ تابع هدفی هرچند با کارایی بالا، به تنهایی نمی‌تواند ویژگی‌ها و خصوصیات حوضه را به درستی نشان دهد. لذا، به‌کارگیری راه‌حل بهینه‌سازی مناسب به‌منظور بهبود نتایج واسنجی شامل استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی مناسب با چندین تابع هدف، برای شناسایی مجموعه جواب‌های کارآمد است.

#### مواد و روش‌ها

حوزه آبخیز مورد مطالعه در غرب ایران و در استان کرمانشاه، با مساحت ۵۴۶۷ کیلومتر مربع، واقع شده است. کمینه و بیشینه ارتفاع آن، ۱۲۷۵ و ۳۳۶۰ متر است. متوسط بارندگی حوضه، حدود ۵۰۵ میلی‌متر بوده است که بیشترین بارش در ماه‌های آبان و آذر و کمترین بارش در ماه‌های تیر و مرداد رخ می‌دهد و سه رودخانه اصلی مرک، قره‌سو و رازآور در این حوضه جریان دارند. در این پژوهش، مدل بارش-رواناب SWAT، با استفاده از الگوریتم NSGA-II تحت سه سناریو

واسنجی شد. برای واسنجی این مدل، در سناریوی اول، از تابع هدف NSE که به جریان‌های بیشینه توجه دارد، استفاده شد. در سناریوی دوم، برای تمرکز بر جریان‌های کمینه، پس از تبدیل لگاریتمی دو سری جریان رواناب شبیه‌سازی شده و مشاهداتی، ضریب کارایی NSE به‌عنوان تابع هدف اتخاذ شد که به‌صورت LogNSE نمایش داده می‌شود. سناریوی آخر، تلفیقی از دو سناریوی اول و دوم بود. به‌طوری که توابع هدف غیرهمسوی NSE و LogNSE به‌صورت همزمان مورد استفاده قرار گرفتند.

### نتایج و بحث

نتایج این پژوهش، نشان داد که با توجه به مقادیر شاخص ارزیابی NSE برابر با ۰/۸۳، ۰/۷۴ و ۰/۸۳ برای سناریوهای اول تا سوم و بیش برآوردی مدل و بررسی نمودار جریان در سناریوی اول و تمایل بیشتر برای حرکت به سمت دبی‌های بالا، این سناریو برای برآورد جریان‌های بیشینه، کارآمدتر خواهد بود. همچنین، با توجه به شاخص ارزیابی LogNSE، مقادیر ۰/۶۹، ۰/۷۴ و ۰/۷۲ برای سناریوهای اول تا سوم، سناریوی دوم با تک هدف LogNSE در دبی‌های کمینه، عملکرد بهتری دارد. اما مدل ساخته شده با استفاده از دو تابع هدف غیرهمسو، سعی بر ایجاد توازن داشته است و عملکرد مطلوبی در تخمین همزمان رواناب‌های بیشینه و کمینه دارد.

### نتیجه‌گیری

به‌طور کلی می‌توان گفت، در صورتی که هدف مطالعه بررسی دبی‌های بیشینه و کمینه، یعنی مطالعات سیلاب یا خشکسالی باشد، الگوریتم‌های تک هدفه عملکرد مطلوب‌تری خواهند داشت. در صورتی که با هدف کنترل بیلان آبی و عملکرد مطلوب یک مدل در دو سوی دبی‌های بیشینه و کمینه، مدلسازی انجام شود، سناریوی دو هدفه با رویکرد غیرهمسو می‌تواند نتیجه بهتری نسبت به الگوریتم‌های تک هدفه داشته باشد.

### واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک، سناریوی دو هدفه، شبیه‌سازی بارش-رواناب، صحت‌سنجی، NSGA-II

### مقدمه

زیادی با رفتار سامانه مطابقت دارند (Ahmadi et al., 2022). شبیه‌سازی جریان‌های سطحی و زیرسطحی به شدت تحت تاثیر انتخاب توابع هدف، واسنجی و مقادیر متغیرها بهینه شده است (Rajib et al., 2019؛ Mengistu et al., 2019).

به‌طور کلی، روش‌های واسنجی را می‌توان به دو گروه دستی و خودکار تقسیم کرد. واسنجی دستی مدل‌های هیدرولوژیکی از اوایل ۱۹۶۰ مورد توجه قرار گرفت. واسنجی یک مدل به‌صورت دستی، نیازمند این است که مدل‌ساز شناخت خوبی نسبت به فیزیک مدل داشته باشد. از سویی، به‌دلیل وقت‌گیر بودن و پیچیدگی‌های موجود و همچنین، توسعه الگوریتم‌های جدید بهینه‌سازی، امروزه واسنجی خودکار بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. واسنجی خودکار بر پایه سه مولفه تابع هدف، الگوریتم بهینه‌سازی و اطلاعات ایستگاه‌ها بنا شده است (Arnold and Eckhardt., 2001؛ Yapo et al., 1998؛ Sorooshian et al., 1983).

مدل SWAT، یکی از ابزارهای پرکاربرد در سطح حوزه آبخیز در شبیه‌سازی کمیّت و کیفیت آب است. این مدل، یک مدل مفهومی است که قادر است حوضه‌های بزرگ با سناریوهای مدیریتی مختلف را شبیه‌سازی کند (Gupta et al., 1999؛ Zhang et al., 2008). مدل یادشده و بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیکی که برای استفاده در حوزه‌های آبخیز در نظر گرفته شده‌اند، اساساً دارای پارامترهایی هستند که باید به‌منظور مطابقت رفتار مدل با رفتار حوضه، طی فرایند واسنجی تنظیم شوند (Abbaspour et al., 2007؛ Jajarmizadeh et al., 2017).

واسنجی پارامترها، یک گام بسیار مهم و ضروری در مدلسازی تلقی می‌شود. صرف نظر از عدم قطعیت در داده‌های ورودی هر مدل و نقایص موجود در فیزیک مدل‌های مختلف، اگر مدلی به درستی واسنجی شده باشد، خروجی‌های قابل قبولی تولید می‌کند که تا حد

یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه ژنتیکی، الگوریتم NSGA-II<sup>۷</sup> است که به وسیله Deb et al., (2002) ارائه شد و مشکل الگوریتم‌های قبلی، از قبیل پیچیدگی محاسبات، زمان طولانی محاسبات و غیرنخبه‌گرا<sup>۸</sup> بودن را حل کرد. این الگوریتم از نخبه‌گرایی (نگهداری اعضای خوب نسل قبل در هنگام تولید نسل جدید) برای ایجاد یک جنبه پارتو-بهینه استفاده می‌کند. از این روش بهینه‌سازی، در واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی متفاوتی استفاده شده است (Golian et al., 2021; Salehi et al., 2022) که در این راستا، Remegio et al., (2007) در پژوهشی برای ارزیابی کاربرد الگوریتم NSGA-II، از آن برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل هیدرولوژیکی SWAT<sup>۹</sup> استفاده کردند. آن‌ها در این پژوهش، در مجموع تعداد ۱۳۹ پارامتر را به‌طور همزمان در مرحله واسنجی، بهینه‌سازی کردند. نتایج این پژوهش که برای یک بازه زمانی سه ساله در حوزه آبخیز کالاپوویا<sup>۱۰</sup> انجام شد، نشان از دقت خوب با ضریب NSE برابر ۰/۸۶، این الگوریتم در بهینه‌سازی پارامترها داشت.

در پژوهشی دیگر، Bekele and Nicklow (2007) از مدل SWAT و الگوریتم NSGA-II برای واسنجی رسوب در حوضه بیگ کریک<sup>۸</sup> و بر اساس دو سناریوی در نظر گرفته شده، استفاده کردند. نتایج این پژوهش، نشان از بهبود عملکرد مدل در استفاده از واسنجی چندهدفه داشت. Ercan and Godall (2017). یک کتابخانه متن‌باز<sup>۹</sup> قابل استفاده برای عموم در محیط نرم افزار پایتون برای واسنجی مدل SWAT ارائه دادند. این کتابخانه، قابلیت اجرا در حالت‌های تک و چند هدفه با استفاده از الگوریتم NSGA-II را دارا است. آن‌ها برای نمایش عملکرد این کتابخانه، از آن در واسنجی مدل SWAT بر روی حوزه آبخیزی واقع در بخش کارولینای شمالی ایالت متحده آمریکا، استفاده کردند. آن‌ها در این پژوهش، سه ایستگاه را با استفاده از دو تابع هدف NSE<sup>۱۰</sup> و PBIAS<sup>۱۱</sup> مورد ارزیابی قرار دادند که نتایج

مدل‌های هیدرولوژیکی، چندین مولفه را شبیه‌سازی می‌کنند که فرایند واسنجی با دقت بالا، به افزایش اطمینان از درستی تمام این خروجی‌ها کمک می‌کند (Abbaspour et al., 2004; Abbaspour et al., 2006; Kang et al., 2015; Abbaspur et al., 2015). استفاده از یک تابع هدف در واسنجی یک مدل، ممکن است موجب افزایش خطا در برخی دیگر از جنبه‌های شبیه‌سازی شود (Abbaspour et al., 2006).

تجربه‌های علمی در زمینه واسنجی تک‌هدفه نشان داده است که هیچ تابع هدفی هرچند با کارایی بالا، به تنهایی نمی‌تواند ویژگی‌ها و خصوصیات حوضه را به درستی نشان دهد (Vrugt et al., Yapo et al., 1996). به‌کارگیری راه‌حل بهینه‌سازی مناسب به‌منظور بهبود نتایج واسنجی شامل استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی مناسب با چندین تابع هدف، برای شناسایی مجموعه جواب‌های کارآمد است (Gupta, Deb., 2011). در سال 2015 (et al., 2015). نخستین بار (Gupta 1998) مدل هیدرولوژیکی SAC-SMA<sup>۱</sup> را با ۱۶ پارامتر به‌صورت چندهدفه واسنجی کرد که واسنجی چندهدفه علاوه بر کاربردی بودن، اطلاعات بیشتری در مورد محدودیت‌های مدل‌های هیدرولوژیکی ارائه می‌دهد.

الگوریتم ژنتیک (GA<sup>۲</sup>)، یکی از روش‌های بهینه‌سازی است که امکان دستیابی به جواب‌های بهینه در مسایل خطی و یا غیرخطی، پیوسته و یا گسسته را دارد. الگوریتم‌های ژنتیک، از اصول ژنتیکی برای حل بهینه مسایل استفاده می‌کنند. از این الگوریتم‌ها برای برآورد پارامترهای بهینه در اجرای مدل‌های هیدرولوژیکی می‌توان استفاده کرد (Chen et al., 2014; Ambrosio et al., 2013).

الگوریتم‌های چندهدفه ژنتیکی (MOGA<sup>۳</sup>)، نوعی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هستند که برای بهبود شرایط واسنجی، روش بهینه‌سازی چندهدفه و الگوریتم ژنتیک را با یکدیگر ترکیب می‌کنند (Bekele and Fonesca and Fleming., 1993; Nicklow., 2007).

<sup>7</sup> Calapooia

<sup>8</sup> Big Creek

<sup>9</sup> Open source

<sup>10</sup> Nash Sutcliffe Efficiency

<sup>11</sup> Percent Bias

<sup>1</sup> Sacramento Soil Moisture

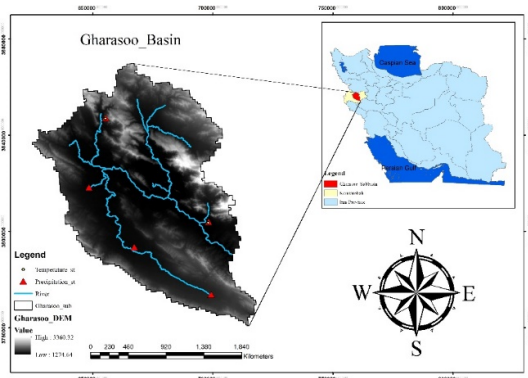
<sup>2</sup> Genetic Algorithm

<sup>3</sup> Multi Objective Genetic Algorithm

<sup>4</sup> Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm

<sup>5</sup> Non elitist

<sup>6</sup> Soil and Water Assessment Tool



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز، شبکه آبراهه و ایستگاه‌های هواشناسی و هیدرومتری

Fig. 1. Location of study area, main channel, synoptic and hydrometry stations

**روش انجام پژوهش:** در این پژوهش، از مدل SWAT به منظور شبیه‌سازی جریان هیدرولوژیکی حوزه مطالعاتی استفاده شد. بدین منظور، ابتدا اطلاعات مورد نیاز برای شبیه‌سازی حوزه مورد مطالعه در مدل SWAT از قبیل، نقشه کاربری اراضی، نقشه خاک، نقشه مدل رقومی ارتفاعی و اطلاعات هواشناسی، جمع‌آوری شد. پس از جمع‌آوری این اطلاعات، مدل SWAT در شبیه‌سازی رفتار هیدرولوژیکی حوزه در طی سال‌های ۲۰۰۰-۱۹۸۵ (با در نظر گرفتن چهار سال به منظور گرم کردن مدل Warmup برای تطابق مدل با شرایط اولیه منطقه) به صورت تفکیک زمانی روزانه مورد استفاده قرار گرفت.

بهینه‌سازی پارامترهای مورد استفاده در مدل، در سه سناریو صورت پذیرفت که در هر سه از الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II استفاده شد و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه شدند. در سناریوی اول، از تابع هدف NSE که به جریان‌های پیشینه توجه دارد، استفاده شد. در سناریوی دوم، برای تمرکز بر جریان‌های کمینه، پس از تبدیل لگاریتمی دو سری جریان رواناب شبیه‌سازی شده و مشاهداتی، ضریب کارایی NSE به‌عنوان تابع هدف اتخاذ شد که به صورت LogNSE نمایش داده می‌شود. سناریوی آخر، تلفیقی از دو سناریوی اول و دوم بود، به طوری که تابع هدف NSE و LogNSE به صورت همزمان مورد استفاده قرار گرفتند. فرایند واسنجی در

نشان از عملکرد خوب الگوریتم تکاملی در شبیه‌سازی جریان داشت.

با توجه به این که در بیشتر مدل‌سازی‌های انجام‌شده با مدل SWAT، از نرم‌افزار SWAT-CUP به صورت تک هدفه برای واسنجی این مدل استفاده شده است، در این پژوهش، از الگوریتم NSGA-II به صورت چندهدفه، جهت واسنجی مدل استفاده شد. در این فرایند، رواناب در ایستگاه خروجی حوزه قره‌سو کرمانشاه در دوره زمانی ۲۰۰۰-۱۹۸۵، تحت سه سناریو مورد واسنجی قرار گرفت که سناریوی اول شامل استفاده از تابع هدف NSE با تمرکز بر جریان‌های پیشینه، سناریوی دوم استفاده از تابع هدف LogNSE<sup>۱</sup> با تمرکز بر جریان‌های کمینه و سناریوی سوم استفاده همزمان از هر دو تابع هدف سناریوهای اول و دوم بود. در نهایت، نتایج هر سه سناریو برای بررسی اثر استفاده دو هدف ناهمسو در واسنجی مدل هیدرولوژیکی SWAT، در دو گام زمانی روزانه و ماهانه، مقایسه شد.

## مواد و روش‌ها

**مشخصات حوزه مورد مطالعه:** حوزه آبخیز قره‌سو در استان کرمانشاه و شمال غربی حوزه کرخه در غرب ایران با مساحت ۵۴۶۷ کیلومتر مربع واقع شده است. کمینه و بیشینه ارتفاع آن، ۱۲۷۵ و ۳۳۶۰ متر است. متوسط بارندگی حوزه حدود ۵۰۵ میلی‌متر بوده که بیشترین بارش در ماه‌های آبان و آذر و کمترین بارش در ماه‌های تیر و مرداد رخ می‌دهد.

سه رودخانه اصلی مرک، قره‌سو و رازآور در این حوزه جریان دارند. شکل ۱، موقعیت این حوزه را به همراه ایستگاه‌های هواشناسی، هیدرومتری و شبکه آبراهه‌ای نشان می‌دهد. در این پژوهش، از پنج ایستگاه باران‌سنجی (کرمانشاه، روانسر، کوزران، ماهیدشت و سر فیروزآباد)، دو ایستگاه دماسنجی (کرمانشاه و روانسر) و ایستگاه هیدرومتری قورباغستان، در خروجی حوزه آبخیز استفاده شد.

<sup>1</sup> Log of Nash Sutcliffe Efficiency

قرار دارد (شکل ۱)، از طریق شرکت مدیریت منابع آب ایران تهیه شد.

علاوه بر اطلاعات هواشناسی، مدل SWAT نیاز به اطلاعات زمینی مربوط به حوضه از قبیل DEM<sup>۲</sup>، کاربری اراضی و خاک نیز دارد. بدین منظور، لایه DEM با دقت ۹۰ متری برای تولید اطلاعات حوضه (شبکه آبراهه، زیرحوضه‌ها و غیره)، نقشه کاربری اراضی تولید شده از تصاویر ماهواره‌ای لندست با الگوریتم بیشترین شباهت در ۱۱ طبقه مربوط به سال ۱۹۹۵ (موجود در وزارت جهاد کشاورزی) و نقشه خاک جهانی FAO با سه نوع خاک استفاده شد. در شکل ۳، مدل رقومی ارتفاعی، نقشه خاک و کاربری اراضی که به‌عنوان ورودی مدل SWAT مورد استفاده قرار گرفته، ارائه شده است. **الگوریتم NSGA-II**: الگوریتم‌های ژنتیک چندهدفه الگوریتم NSGA-II در سال ۲۰۰۲ به‌وسیله (Deb et al., 2002) بر پایه اصل نخبه‌گرایی ارائه شده است. روش نخبه‌گرایی، منجر به نگهداری اعضای خوب نسل قبل در هنگام تولید نسل جدید، در زمان اعمال عملگرهای الگوریتم ژنتیک می‌شود که علاوه بر تسریع در همگرایی به جواب بهینه، فرایند جستجو را نیز بهینه‌تر می‌کند. این الگوریتم با رعایت اصل نخبه‌گرایی و با عملکردی انتخابی، جمعیت جدید را که از ترکیب جمعیت‌های والد و فرزند با اعمال عملگرهای جهش و آمیزش (ترکیب) ایجاد کرده است، بهترین جواب‌ها را انتخاب می‌کند. این الگوریتم از رویکرد مرتب‌سازی غیرغالب برای جدا کردن راه‌حل‌ها استفاده می‌کند که مبتنی بر مفهوم تسلط و بهینه بودن پارتو است. با توجه به تعاریف انجام شده، مفهوم غلبه پارتو و بهینه‌سازی برای یک مساله کمینه‌سازی بر اساس رابطه (۲)، بیان می‌شود (Srinivas and Deb., 2001; Bekele and Nicklow., 2007).

$$\text{Minimize } f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \quad (2)$$

$$\text{Subject to } g(x) = (g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)) \leq 0$$

که در آن،  $f(x)$  تابع ارزش بردار،  $x$  بردار تصمیم و  $g(x)$  بردار محدودیت‌ها است. با در نظر گرفتن دو بردار تصمیم  $a$  و  $b$ ، گفته می‌شود  $a$  بر  $b$  غالب است اگر:

$$\text{if } \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} : f_i(a) \leq f_i(b) \text{ and} \quad (3)$$

این پژوهش، در محیط برنامه نویسی پایتون انجام شد (Ercan and Goodall, 2017).

**مدل SWAT**: این مدل، یک مدل با پایه فیزیکی است که به‌وسیله دپارتمان کشاورزی ایالت متحده آمریکا<sup>۱</sup> به‌منظور پیش‌بینی اثرات بلندمدت سناریوهای مدیریتی بر کیفیت آب، رسوب و جریان‌های شیمیایی کشاورزی توسعه داده شده است (Brighnetti et al., 2019; Tan et al., 2020; Francesconi et al., 2016; Gassman Barezai and Jalali., 2023).

این مدل، یک مدل نیمه توزیعی است. به همین منظور، ابتدا حوضه را بر اساس خروجی‌های رواناب به بخش‌های کوچک‌تر، به‌عنوان زیرحوضه تقسیم می‌کند. سپس، هر زیرحوضه نیز بسته به میزان تنوع خاک، کاربری اراضی و شیب، به قسمت‌های کوچک‌تر به نام واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی<sup>۲</sup> تقسیم می‌شود (Jalali et al., 2021).

ورودی‌های اصلی مدل شامل بارش، دما، تابش خورشید، سرعت باد، رطوبت نسبی، کاربری اراضی، خاک و ارتفاع است. خروجی‌های این مدل، در هر زیرحوضه، بر اساس میانگین وزنی نتایج برای HRUهای آن زیرحوضه به‌دست می‌آید. بیلان آب در این مدل از رابطه (۱)، محاسبه می‌شود.

$$SW_t = SW_o + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw}) \quad (1)$$

که در آن،  $SW_t$  مقدار نهایی آب در خاک (mm) در روز  $t$ ،  $SW_o$  مقدار اولیه آب در خاک (mm)،  $t$  زمان برحسب روز،  $R_{day}$  میزان بارندگی (mm)،  $Q_{surf}$  مقدار رواناب سطحی در روز  $t$ ،  $E_a$  مقدار تبخیر و تعرق در روز  $t$ ،  $W_{seep}$  مقدار آبی که در روز  $t$  از منطقه ریشه خارج می‌شود (mm) و  $Q_{gw}$  مقدار جریان برگشتی در روز  $t$  است (Arnold et al., 1998; Arnold et al., 2012; and Allen., 1996).

**داده‌های استفاده شده**: داده‌های روزانه بارش، دمای بیشینه و کمینه از سه ایستگاه باران‌سنجی و دو ایستگاه سینوپتیک، از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۰۰ از سازمان هواشناسی ایران تهیه شد. داده‌های روزانه دبی ایستگاه آب‌سنجی قورباغستان که در خروجی محدوده مطالعاتی

<sup>2</sup> Hydrologic Response Units (HRUs)

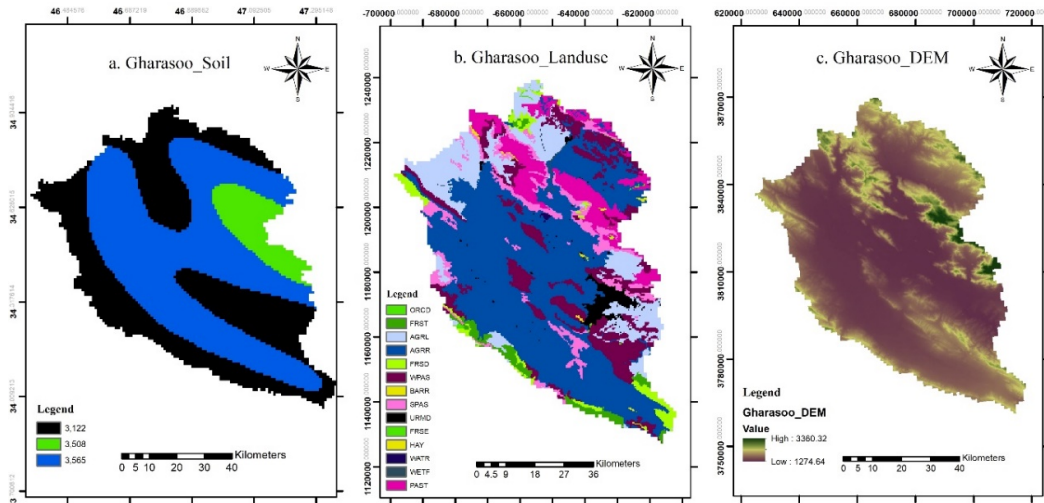
<sup>3</sup> Digital Elevation Model

<sup>1</sup> United States Department of Agriculture (USDA)

در حذف اعضا از یک مجموعه طوری عمل می‌شود که در آن مجموعه از هر بازه به‌طور منظم پاسخی وجود داشته باشد (Deb et al., 2002). در این پژوهش، پارامترهای حساس مدل، به‌منظور واسنجی رواناب حوزه آبخیز با مطالعه مقالات مختلف (Arnold et al., 2012؛ Jang., 2018). استخراج شد (جدول ۱) و به‌عنوان پارامترهای هدف مورد استفاده قرار گرفت.

$$\exists i \in \{1, 2, \dots, n\} : f_i(a) < f_i(b).$$

در این الگوریتم، بر اساس تعداد مغلوب شدن یک نقطه نسبت به سایر نقاط، به هر جواب یک رتبه اختصاص می‌یابد و در نهایت، نقاطی که رتبه یک را داشته باشند، به‌عنوان مجموعه جواب تشکیل دهنده رویه پارتو خواهند بود که در انتخاب جواب‌های نهایی از رویکرد حفظ تنوع استفاده می‌شود. به این معنی که



شکل ۲- تصویر نقشه‌های خاک (a)، کاربری اراضی (b) و مدل رقمی ارتفاعی (c) حوزه مطالعاتی

Fig. 2. Map of Soil (a), Land use (b) and DEM (c) in study area

جدول ۱- پارامترهای حساس برای واسنجی رواناب

Table 1. Selected parameters after sensetivity analysis

Parameter	Initial range
r_CN2.mgt	-0.25 - 0.25
v_ALPHA_BF.gw	0 - 1
v_EPCO.hru	0.4 - 1
v_ESCO.hru	0.4 - 1
v_GW_DELAY.gw	0 - 100
v_GW_REVAP.gw	0.02 - 0.2
v_GWQMN.gw	0 - 1000
v_SFTMP.bsn	-5 - 5
r_SLSUBBSN.hru	-0.25 - 0.25
v_SMFMN.bsn	0 - 10
v_SMFMX.bsn	0 - 10
v_SMTMP.bsn	-5 - 5
r_SOL_AWC().sol	-0.4 - 0.4
r_SOL_K().sol	-0.9 - 2
v_SURLAG.bsn	1 - 10
v_TLAPS.sub	-10 - 50
r_SOL_Z().sol	-0.25 - 0.25

تابع هدف نش‌سات‌کلیف NSE: این تابع هدف که غالباً در واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی کاربرد دارد، خطای جریان‌های بیشینه را کاهش می‌دهد و از رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

توابع هدف مورد استفاده: برای واسنجی و ارزیابی عملکرد مدل با استفاده از الگوریتم NSGA-II از تابع‌های هدف در معادله‌های (۴) و (۵)، استفاده شد.



زمانی سال‌های ۲۰۰۰-۱۹۸۵ میلادی (چهار سال اول برای گرم کردن مدل، ۱۹۸۹-۱۹۹۷ برای واسنجی و ۲۰۰۰-۱۹۹۸ برای صحت‌سنجی) به‌همراه نقشه‌های مدل رقومی ارتفاعی (دریافتی از سایت Earth explore)، نقشه خاک (FAO) و نقشه کاربری اراضی (نقشه طبقه‌بندی شده دریافتی از وزارت جهاد کشاورزی)، برای آماده‌سازی مدل SWAT، به‌کار گرفته شدند و نتایج مدل‌سازی به‌منظور واسنجی و صحت‌سنجی وارد الگوریتم NSGA-II شد.

نتایج ارزیابی رواناب روزانه شبیه‌سازی شده تحت سه سناریو در جدول ۲ و نمودارهای هیدروگراف آن‌ها در شکل‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. در جدول ۲، نتایج حاصل از ارزیابی سناریوهای مختلف با استفاده از توابع هدف NSE و LogNSE، ارائه شده است. این نتایج نشان می‌دهد که بر اساس ضریب کارایی NSE، رواناب شبیه‌سازی شده در حالت بدون تبدیل، تحت سناریوی اول و سوم با دقت بیش‌تری شبیه‌سازی شده است.

این ضریب کارایی در دوره واسنجی برای سناریوی اول و سوم برابر با ۰/۸۳ بود که تفاوت چشمگیری با نتایج سناریوی دوم که مقدار ضریب NSE برای آن ۰/۷۴ بود، دارد. همچنین، در دوره صحت‌سنجی این اختلاف مشاهده می‌شود به‌طوری که میزان این ضریب کارایی برای سه سناریوی اول، دوم و سوم به‌ترتیب برابر است با ۰/۸۸، ۰/۷۸ و ۰/۸۶ است. نتایج حاصل از شاخص ارزیابی ضریب انحراف PBIAS نیز نشان از مقادیر شش، ۴- و ۱۷- درصد به‌ترتیب برای سناریوهای اول تا سوم داشت. این بدان معنی است که سناریوی اول دارای بیش برآوردی و دو سناریوی دیگر دارای کم برآوردی هستند.

با توجه به شکل‌های ۳ و ۵، می‌توان دریافت که مدل تحت سناریوی اول دبی‌های بیشینه را بهتر تخمین می‌زند که این برتری در وقایع سیلاب شماره ۳ و ۴ که با خط‌چین در شکل ۳، مشخص شده، مشاهده می‌شود. در این دو واقعه، مدل تحت سناریوی سوم عملکرد بهتری نسبت به سناریوی دوم داشته که این به دلیل وجود تابع هدف NSE در این سناریو است. اما به دلیل استفاده همزمان این تابع هدف و تابع هدف

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{o_i} - Q_{s_i})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{o_i} - \bar{Q}_o)^2} \quad (4)$$

که در آن،  $Q_{s_i}$  دبی شبیه‌سازی شده مدل،  $Q_{o_i}$  دبی مشاهداتی در منطقه و  $\bar{Q}_o$  میانگین دبی مشاهداتی در طول دوره واسنجی است. مقدار  $i$  از یک تا  $N$  (تعداد گام‌های زمانی در طول دوره واسنجی) اعمال می‌شود. مقادیر NSE از  $-\infty$  تا  $1$  متغیر است و هرچه پاسخ تابع به یک نزدیکتر باشد، خطا کمتر خواهد بود (Gupta et al., 1998).

**تابع لگاریتمی نش‌ساتکلیف LogNSE:** این تابع هدف، در کمینه کردن خطای جریان‌های کم، کاربرد دارد که از رابطه (۵)، قابل استفاده است.

$$LogNSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\log Q_{o_i} - \log Q_{s_i})^2}{\sum_{i=1}^N (\log Q_{o_i} - \log \bar{Q}_o)^2} \quad (5)$$

که در آن،  $Q_{s_i}$  و  $Q_{o_i}$  دبی مشاهداتی و دبی شبیه‌سازی و  $N$  تعداد کل داده‌ها است (Chikolti et al., 2018).

به‌منظور واسنجی مدل ساخته شده بر روی حوزه آبخیز قره‌سو و یافتن مقدار بهینه پارامترهای مورد استفاده در مدل SWAT، الگوریتم NSGA-II با تعداد لاتین هایپرکیوب<sup>۱</sup> ۱۲۰۰ و احتمال کراس اوور<sup>۲</sup> ۰/۵، با حالت یکنواخت در نظر گرفته شد. برای اندازه جمعیت و تعداد نسل‌ها نیز با مطالعه پژوهش‌های در این زمینه، عدد ۸۰ در نظر گرفته شد.

برای ارزیابی نتایج پژوهش، از دو شاخص ضریب تبیین  $R^2$  و ضریب انحراف PBIAS، نیز علاوه بر توابع هدف مورد استفاده قرار گرفتند که بر اساس رابطه‌های (۶) و (۷) محاسبه می‌شود.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (Q_{o_i} - \bar{Q}_o)(Q_{s_i} - \bar{Q}_s)]^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{o_i} - \bar{Q}_o)^2 \sum_{i=1}^N (Q_{s_i} - \bar{Q}_s)^2} \quad (6)$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{o_i} - Q_{s_i})}{\sum_{i=1}^N Q_{o_i}} \quad (7)$$

که در آن،  $Q_{o_i}$  دبی مشاهداتی،  $Q_{s_i}$  دبی شبیه‌سازی،  $\bar{Q}_o$  میانگین دبی مشاهداتی و  $\bar{Q}_s$  شده است.

## نتایج و بحث

برای انجام این پژوهش، داده‌های روزانه اطلاعات هواشناسی پنج ایستگاه باران‌سنجی و دو ایستگاه دماسنجی و هیدرومتری (ایستگاه قورباغستان در خروجی محدوده مطالعاتی) حوزه آبخیز قره‌سو در بازه

<sup>2</sup> Crossover

<sup>1</sup> Latin Hypercube Sampling (LHS)

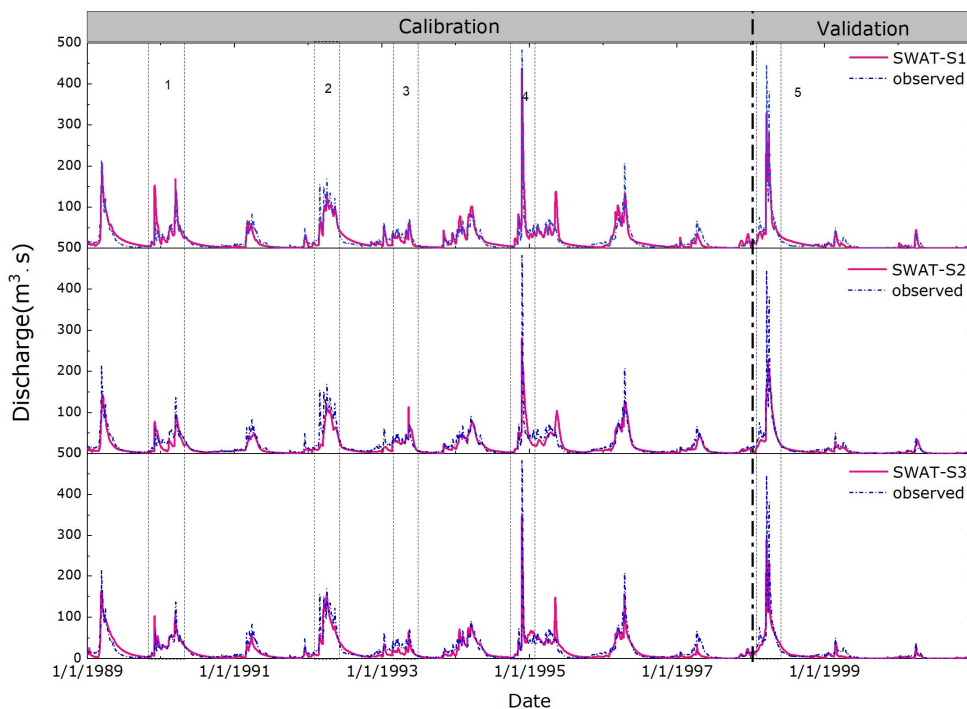
شود. بهترین عملکرد در شبیه‌سازی رواناب در این دو واقعه با استفاده از سناریوی سوم انجام شده، در حالی که دبی با سناریوی دوم کمتر از میزان مشاهداتی تخمین زده شده است.

LogNSE در این سناریو، مدل در بیشتر مواقع دبی‌های بیشینه را کمتر از سناریوی اول و رواناب مشاهداتی تخمین می‌زند. با توجه به رابطه NSE که توان دو در آن به‌کار رفته است، تمرکز این تابع هدف بر کاهش خطا در دبی‌های بیشینه در یک سری زمانی است که این تمرکز باعث ایجاد خطا در دبی‌های میانه و کف می

جدول ۲- نتایج حاصل از واسنجی مدل با استفاده از سه سناریو در مقیاس زمانی روزانه

Table 2. Results of calibration with three scenarios in daily time scale

	First scenario	Second scenario	Third scenario
Validation (1989-1997)			
R <sup>2</sup>	0.85	0.76	0.84
NSE	0.83	0.74	0.83
LogNSE	0.69	0.74	0.72
PBIAS	0.06	-0.17	-0.04
Calibration (1998-2000)			
R <sup>2</sup>	0.89	0.79	0.86
NSE	0.88	0.78	0.86
LogNSE	0.71	0.73	0.72
PBIAS	-0.06	-0.17	-0.1



شکل ۳- رواناب روزانه شبیه‌سازی شده در سه سناریو (واسنجی ۱۹۸۹-۱۹۹۷ و صحت‌سنجی ۲۰۰۰-۱۹۹۸)

Fig. 3. Daily simulated runoff under three scenarios (calibration period: 1997-1989 and validation period: 1998-2000)

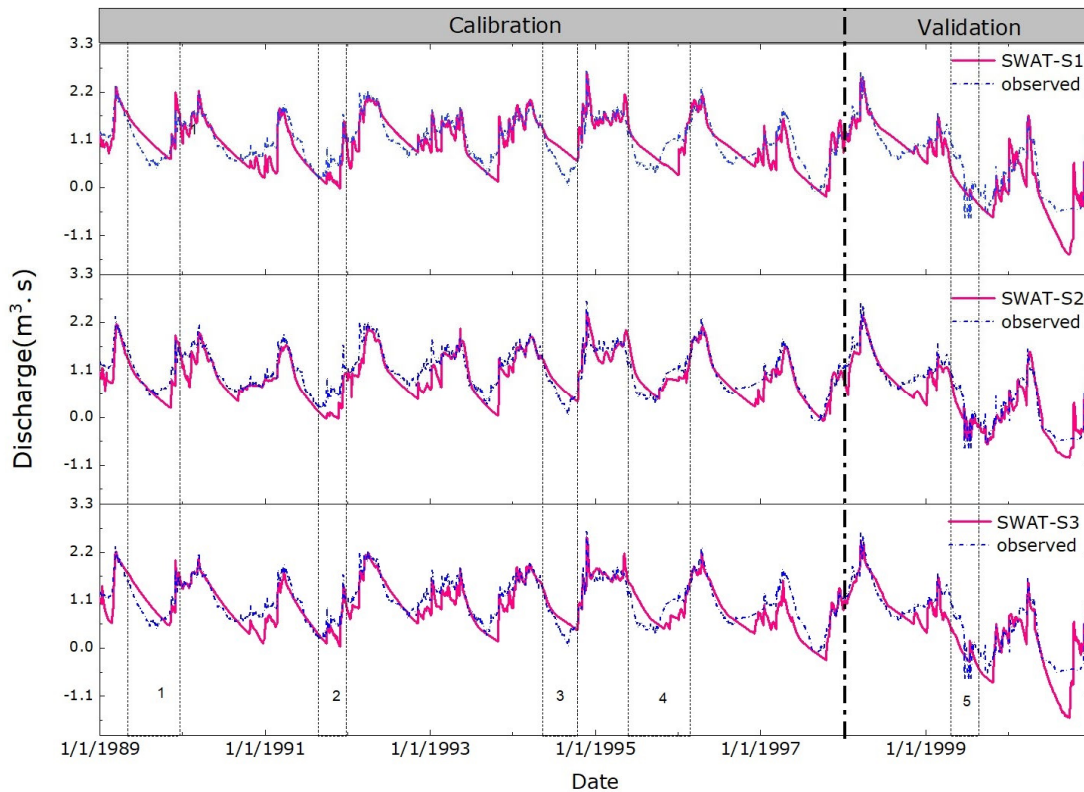
برای سناریوی اول و سوم به ترتیب برابر با ۰/۶۹ و ۰/۷۲ است. همچنین، میزان این ضریب کارایی در دوره صحت‌سنجی برای این سناریوی اول، دوم و سوم به ترتیب برابر ۰/۷۱، ۰/۷۳ و ۰/۷۲ است که در هر دو

با توجه به نتایج مربوط به ضریب کارایی LogNSE که در جدول ۲، ارائه شده، عملکرد بهتر شبیه‌سازی رواناب تحت سناریوی دوم مشاهده می‌شود. میزان این ضریب برای این سناریو در دوره واسنجی برابر ۰/۷۴ و

ندارند. هرچند مدل تحت دو سناریوی آخر، روند کاهش رواناب را به صورت یکسان و با دقت مناسبی در واقعه سوم شبیه‌سازی کرده، در واقعه دوم مدل تحت سناریوی سوم در شبیه‌سازی رواناب عملکرد بهتری داشته است. در این دوره، دو واقعه بارش به میزان ۱۶/۶ و ۸/۹ میلی‌متر در دو روز گزارش شده که مدل تحت سناریوی دوم که متمرکز بر شبیه‌سازی بهتر رواناب کمینه است، عملکرد ضعیفی داشته است و نسبت به بارندگی رخ داده واکنشی نشان نمی‌دهد. اما مدل با سناریوی سوم که تحت تاثیر همزمان دو تابع هدف، در این واقعه عملکرد بهتری داشته است.

دوره، میزان اختلاف چشمگیر نیست، اما این عدم اختلاف ناچیز، مبنی بر عدم تفاوت در شبیه‌سازی رواناب نیست. با توجه به شکل ۴، مدل تحت سناریوی دوم روند کاهش رواناب در واقعه اول و پنجم را با دقت بهتری نسبت به دو سناریوی دیگر شبیه‌سازی می‌کند. در این دو واقعه، اگرچه مدل تحت هر دو سناریوی اول و سوم، رواناب را با خطا شبیه‌سازی کرده، سناریوی سوم عملکرد مناسب‌تری نسبت به سناریوی اول داشته است.

در واقعه چهارم، مدل تحت دو سناریوی اول و سوم نه تنها روند کاهش را به‌خوبی شبیه‌سازی نمی‌کند، عملکرد مناسبی در شبیه‌سازی روند افزایشی رواناب نیز



شکل ۴- رواناب روزانه شبیه‌سازی شده در سه سناریو با تبدیل لگاریتمی (واسنجی ۱۹۸۹-۱۹۹۷ و صحت‌سنجی ۱۹۹۸-۲۰۰۰)  
**Fig. 4.** Daily simulated runoff under three scenarios with logarithmic transformation (Calibration period: 1997-1989 and validation period: 1998-2000)

سناریوی سوم، بهتر شبیه‌سازی شده است. میزان این ضریب در دوره واسنجی برای هر سه سناریو به ترتیب برابر با ۰/۸۴، ۰/۸۲ و ۰/۸۷ و در دوره صحت‌سنجی برابر با ۰/۹۴، ۰/۹۶ و ۰/۹۳ است که تفاوت چشمگیری در نتایج وجود ندارد.

با این‌که مدل به‌صورت روزانه واسنجی شده، نتایج ماهانه نیز برای بررسی بهتر عملکرد مدل دقت شبیه‌سازی مدل تحت هر سناریو محاسبه و در جدول ۳، ارائه شده است. در حالت بدون تبدیل و با توجه به ضریب کارایی NSE، رواناب ماهانه با استفاده از

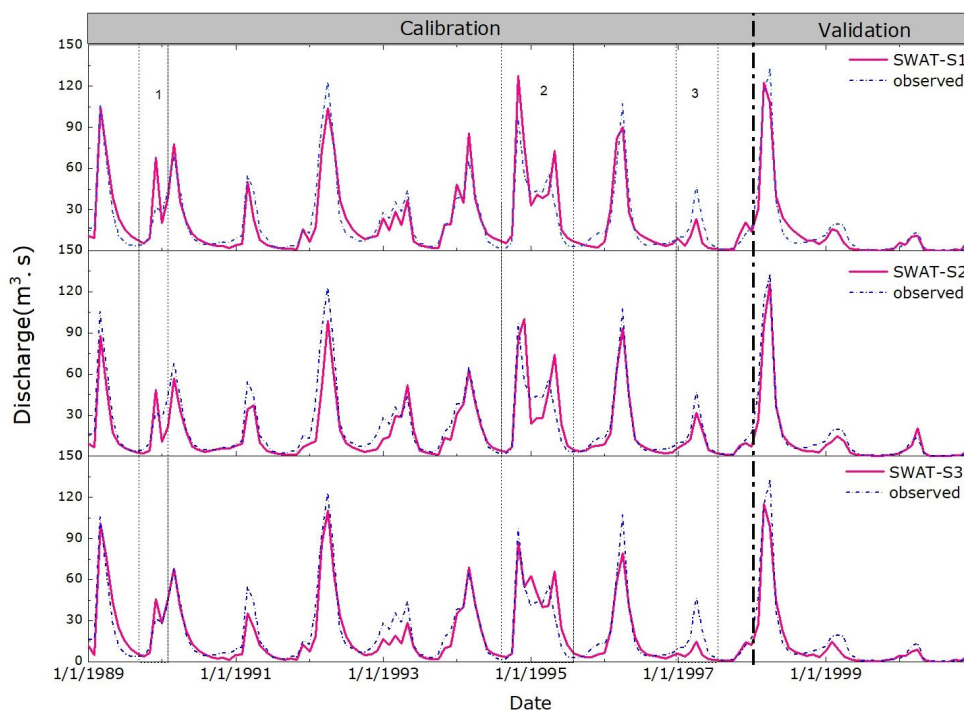
جدول ۳- نتایج حاصل از واسنجی مدل با استفاده از سه سناریو در مقیاس زمانی ماهانه

Table 3. Results of calibration with three scenario in monthly time scale

	Calibration 1989-1997				
	Observations	First scenario	Second scenario	Third scenario	
Mean (m <sup>3</sup> s <sup>-1</sup> )	22.73	22.60	18.93	20.60	
R <sup>2</sup>		0.86	0.83	0.87	
NSE		0.84	0.82	0.87	
LogNSE		0.73	0.80	0.75	
	Validation 1997-2000				
	Mean (m <sup>3</sup> s <sup>-1</sup> )	14.52	13.62	12.00	12.04
	R <sup>2</sup>		0.95	0.96	0.95
	NSE		0.94	0.96	0.93
	LogNSE		0.79	0.91	0.75

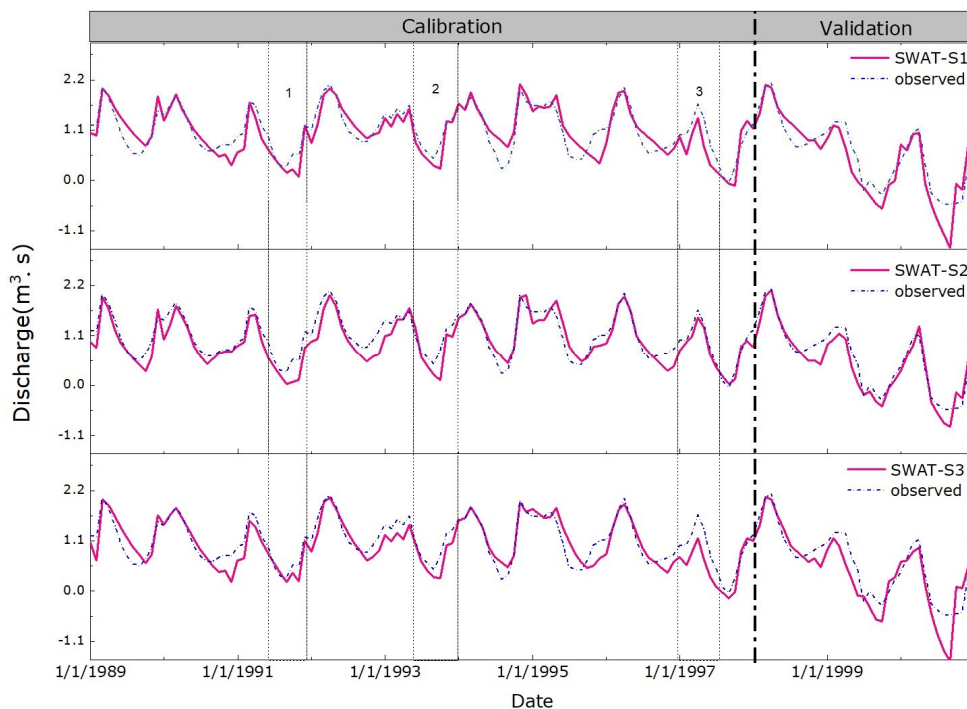
باید دو سناریو که تابع هدف آن‌ها NSE است، عملکرد بهتری داشته باشد و یا بیش برآورد داشته باشند، اما در این دوره هر دو سناریو رواناب را کمتر از میزان واقعی تخمین می‌زنند. این نشان‌دهنده وجود عدم قطعیت در برداشت‌های رایج از توابع هدف و فرایند واسنجی مدل است. در حالت تبدیل لگاریتمی، مقدار LogNSE برای سناریوهای اول، دوم و سوم در دوره واسنجی به ترتیب برابر با ۰/۷۳، ۰/۸ و ۰/۷۵ و در دوره صحت‌سنجی به ترتیب برابر با ۰/۷۹، ۰/۹۱ و ۰/۷۵ بوده است.

با توجه به شکل ۵، در دوره اول که با خط‌چین مشخص شده، عملکرد مناسب‌تر سناریوی سوم نسبت به دو سناریوی دیگر که در مقیاس روزانه مشاهده شده بود، برجسته شده است. همچنین، در دوره دوم که یک دوره پر بارش بوده است، مدل تحت سناریوی اول همواره بیش برآورد داشته است، در حالی که دو سناریوی دیگر و به خصوص سناریوی سوم، عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. در دوره سوم، عملکرد سناریوی دوم بهتر از دو سناریوی دیگر است، در حالی که با توجه به توابع هدف هر سناریو، چنین حدس زده می‌شود که

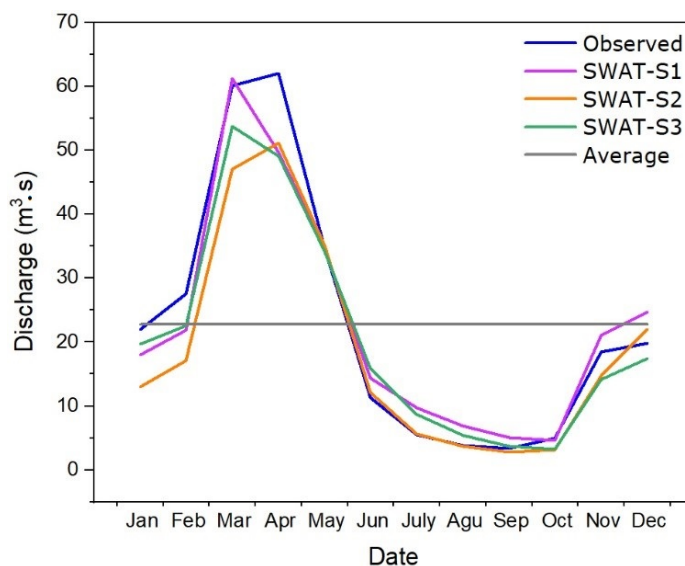


شکل ۵- رواناب ماهانه شبیه‌سازی شده در سه سناریو (واسنجی ۱۹۸۹-۱۹۹۷ و صحت‌سنجی ۱۹۹۸-۲۰۰۰)

Fig. 5. Monthly simulated runoff under three scenarios (Calibration period: 1997-1989 and validation period: 1998-2000)



شکل ۶- رواناب ماهانه شبیه‌سازی شده در سه سناریو با تبدیل لگاریتمی (واسنجی ۱۹۸۹-۱۹۹۷ و صحت‌سنجی ۱۹۹۸-۲۰۰۰)  
**Fig. 6.** Monthly simulated runoff under three scenarios with logarithmic transformation (Calibration period: 1997-1989 and validation period: 1998-2000)



شکل ۷- میانگین رواناب شبیه‌سازی شده در هر ماه تحت سه سناریو در دوره واسنجی  
**Fig. 7.** Average of simulated runoff under three scenarios for each month during the Calibration period

در شکل ۷، میانگین رواناب هر ماه در طول دوره واسنجی نمایش داده شده است. این شکل نشان می‌دهد که مدل تحت سناریوی اول، رواناب را در ماه مارس که دومین ماه پر آب این دوره است، عملکرد بهتری داشته، اگرچه عملکرد هر سه سناریو در ماه آوریل که پرآب‌ترین ماه این پژوهش بوده، یکسان گزارش شده است. مدل تحت این سناریو به‌جز چهار ماهه اول سال که ماه‌های پر آب سال نیز هستند، تمایل به تخمین رواناب بیشتر رواناب داشته، در حالی‌که این خطا در سناریوی دوم کاهش یافته است. سناریوی سوم در دو ماهه اول خطای کمتری نسبت به دو سناریوی دیگر داشته که این

خطای کمتر در دو ماه اخیر سال نیز تکرار شده است. همچنین، مدل تحت سناریوی دوم که تمرکز بر رواناب‌های کمینه دارد، از ماه می تا ماه سپتامبر بهترین عملکرد را در شبیه‌سازی رواناب داشته، در حالی که دیگر ماه‌های سال همواره رواناب را کمتر از واقعیت پیش‌بینی کرده است.

### نتیجه‌گیری

و اسنجی مدل‌های بارش-رواناب، نقش به‌سزایی در بهبود عملکرد و افزایش کارایی آن‌ها دارد. از این‌رو، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز خودکار می‌تواند با صرف زمان کمتر به نتایج قابل قبولی منتهی شود. از آنجا که بهینه‌سازی به‌صورت تک‌هدفه، اگرچه ممکن است در راستای هدف خود حرکت کرده، به بهترین نتیجه بر اساس آن تابع هدف برسد، اما به دلیل وجود نقص در هر تابع هدفی، عملکرد مدل در بخش‌های دیگر دچار خطا خواهد شد.

استفاده همزمان از توابع هدف متفاوت به رفع نقص آن‌ها کمک کرده، عملکرد مدل از جوانب مختلف بهبود می‌یابد. در همین راستا، در این پژوهش، مدل SWAT با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II در سه سناریو به‌صورت تک‌هدفه و چندهدفه و اسنجی شد. در سناریوی اول از تابع هدف NSE، سناریوی دوم تابع هدف LogNSE و سناریوی سوم توابع هدف NSE و LogNSE، به‌صورت همزمان استفاده شد که هر سه سناریو عملکرد مطلوبی در شبیه‌سازی جریان روزانه حوزه آبخیز مطالعاتی داشتند. هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی و مقایسه کارایی الگوریتم NSGA-II و همچنین، بررسی تاثیر و اسنجی چندهدفه در برآورد جریان‌های کمینه و بیشینه در حوزه آبخیز قره‌سو کرمانشاه در مدل SWAT بود. بر اساس نتایج حاصل از و اسنجی با استفاده از سناریوهای مختلف، نتیجه‌گیری زیر انجام شد.

با توجه به این‌که ضریب کارایی NSE کمتر از ۰/۵ ضعیف،  $0/5 < NSE < 0/65$  در رده "رضایت‌بخش"،  $0/65 < NSE < 0/75$  "خوب" و  $0/75 < NSE < 1$ ، "بسیار خوب" است (Abbaspour et al., 2015)، عملکرد مدل تحت هر سه سناریو در حالت بدون تبدیل در رده "بسیار خوب" قرار می‌گیرد. در حالی که

عملکرد مدل در حالت تبدیل لگاریتمی در رده "خوب" قرار دارد که این نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II در فرایند و اسنجی مدل است. عملکرد مطلوب این الگوریتم در و اسنجی مدل SWAT در پژوهش‌های Nickolow and Bekele و Ercan and Goodall (2017) نیز گزارش شده است.

بر طبق نتایج حاصل از شاخص ارزیابی PBIAS نیز می‌توان مطرح کرد، مدل و اسنجی شده در سناریوی اول با مقدار شش درصد برای این شاخص دارای بیش برآوردی است و سناریوهای دوم و سوم با مقادیر دارای ۱۷- و ۴- درصدی، دارای کم برآوردی نسبت به جریان مشاهداتی هستند که بر این اساس، می‌توان گفت، سناریوی سوم با دو هدف غیرهمسو تلاش در راستای به تعادل رساندن مدل در شبیه‌سازی جریان‌های بیشینه و کمینه داشته است.

مدل با تابع هدف NSE، اگرچه رواناب‌های بیشینه را بهتر تخمین می‌زند، اما رواناب‌های کمینه و متوسط را بیشتر از واقعیت تخمین می‌زند. در حالی که اگرچه عملکرد مدل تحت تابع هدف LogNSE در تخمین رواناب‌های کمینه و جریان‌های پایه بهترین دقت را داشته است، ضعیف‌ترین عملکرد را در شبیه‌سازی رواناب بیشینه دارا است. این در حالی است که مدل با کمک دو تابع هدف ناهمسو، عملکرد بهتری در جریان‌های پایه نسبت به سناریوی اول و در سیلاب‌های بیشینه نسبت به سناریوی دوم داشته است. این عملکرد نشان از پوشش نقایص موجود در دو سناریو دارد که نقش بهینه‌سازی چندهدفه را برجسته‌تر می‌کند.

به‌طور کلی می‌توان مطرح کرد، گرچه بر اساس ضرایب ارزیابی عملکرد، سناریوی دوهدفه در برآورد یک‌سویه جریان‌های هدف، عملکردی برابر و یا کمتر از سناریوهای تک‌هدفه داشت، اما در شرایط تعادل و نیاز به عملکرد مطلوب در شبیه‌سازی هر دو سوی جریان‌ها کارآمدتر بوده است و نتیجه بهتری خواهد داشت. این پژوهش، با هدف بررسی تاثیر دو هدف غیرهمسو انجام گرفت. در صورتی که هدف پژوهش، برآورد رویه خاصی همچون، بررسی جریان بیشینه و یا کمینه باشد، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی تاثیر توابع تابع‌های هدف NSE و یا LogNSE به‌همراه تابع هدف PBIAS، در حوضه‌های پرآب و یا تحت تنش آبی استفاده شود.

## تشکر و قدردانی

بدین وسیله نویسندگان این پژوهش، از کلیه افرادی که در تهیه این پژوهش یاری نموده‌اند، کمال تشکر را دارند.

## تعارض منافع

در این مقاله تضاد منافی وجود ندارد و این مساله مورد تایید همه نویسندگان است.

## منابع مورد استفاده

- Abbaspour, K.C., 2015. SWAT Calibration and Uncertainty Programs (CUP), a user manual. Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, Eawag, Duebendorf, 1-100 pages.
- Abbaspour, K.C., Johnson C., Genuchten, M.T., 2004. Estimating uncertain flow and transport parameters using a sequential uncertainty fitting procedure. *Vadose Zone J.* 3, 1340-1352.
- Abbaspour, K.C., Rouholahnejad, E., Vaghefi, S., Srinivasan, R., Yang, H., Klove, B., 2015. A continental-scale hydrology and water quality model for Europe: calibration and uncertainty of a high-resolution large-scale SWAT model. *J. Hydrol.* 524, 733-752.
- Abbaspour, K.C., Vejdani, M., Haghghat, S., Yang, J., 2007. SWAT-CUP calibration and uncertainty programs for SWAT. In MODSIM International Congress on Modelling and Simulation, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand.
- Abbaspour, K.C., Yang, J., Maximov, I., Siber, R., Bogner, K., Mieleitner, J., Zobrist, J., Srinivasan, R., 2006. Modelling hydrology and water quality in the pre-Alpine/Alpine Thur Watershed using SWAT. *J. Hydrol.* 333, 413- 430.
- Ahmadi, A., Jalali, J., Mohammadpour, A., 2022. Future runoff assessment under climate change and land-cover alteration scenarios: a case study of the Zayandeh-Roud Dam upstream watershed. *Hydrol. Res.* 53(11), 1372-1392.
- Ambrosio, D.D., Spataro, W., Rongo, R., 2013. Genetic algorithms, optimization and evolutionary modeling. *Treatise on Geomorphology* 74-97.
- Arnold, J.G., Allen, P.M., 1996. Estimating hydrologic budgets for three Illinois watersheds. *J. Hydrol.* 176, 57-77.
- Arnold, J.G., Moriasi, D.N., Gassman, P.W., Abbaspour, K.C., White, M.J., Srinivasan, R., Santhi, C., Harme, R.D., Van Griensven, A., Van Liew, M.W., Kannan, N., Jha, M.K., 2012. SWAT: model use, calibration, and validation. *Trans. ASABE.* 55, 1491-1508.
- Arnold, J.G., Srinivasa, R., Muttiah, R.S., Williams, J.R., 1998. Large area hydrologic modeling and assessment part I: model development. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 34, 73-89.
- Barezaei, A., Jalali, J., 2023. A comparison of simulated runoff based on ground rangauges and PERSIANN-CDR satellite precipitation record using SWAT model. *ISPRS Ann. Photogram. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* X-4/W1-2022, 87-94.
- Bekele, E.G., Nicklow, J.W., 2007. Multiobjective automatic calibration of SWAT using NSGA-II. *J. Hydrol.* 341, 165-176.
- Brighenti, T.M., Bonuma, N.B., Grison, F., Mota, A.D.A., Kobiyama, M., Ghaffe, P.B.L., 2019. Two calibration methods for modeling streamflow and suspended sediment with the SWAT model. *J. Ecol. Eng.* 127, 103-113.
- Chen, L., Qio, J., Wei, G., Shen, Zh., 2014. A preference-based multi-objective model for the optimization of best management practices. *J. Hydrol.* 520, 356-366.
- Chilkoti, V., Bolisetti, T., Balachandar, R., 2018. Multi-objective autocalibration of SWAT model for improved low flow performance for a small snowfed catchment. *Hydrol. Sci. J.* 63, 1482-1501.
- Deb, K., 2011. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms: an introduction, technical report 2011003. Indian Institute of Technology Kanpur, 1-24 pages.
- Deb K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans. Evol. Comput.* 6, 182-197.
- Eckhardt, K., Arnold, J.G., 2001. Automatic calibration of a distributed catchment model. *J. Hydrol.* 251, 103-109.
- Ercan, M.B., Goodall, J.L., 2017. Design and implementation of a software library integrating NSGA-II with SWAT for multi-objective model calibration. *Environ. Model Softw.* 84, 112-120.
- Francesconi, W.R., Srinivasan, P.M.E., Willcock, S.P., Quintero, M., 2016. Using the Soil And Water Assessment Tool (SWAT) to model ecosystem services: a systematic review. *J. Hydrol.* 535, 625-636.
- Gassman, P.W., Reyes, M.R., Green, C.H., Arnold, J.G., 2007. The soil and water assessment tool: historical development, applications, and future research directions. *Trans. ASABE* 50, 1211-1250.

- Golian, S., Murphy, C., Meresa, H., 2021. Regionalization of hydrological models for flow estimation in ungauged catchments in Ireland. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 36, 100859.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S., 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resour. Res.* 34, 751-763.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S., Yapo, P.O., 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models: comparison with multilevel expert calibration. *J. Hydrol. Eng.* 4, 135 .
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K., Martinez, G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: implications for improving hydrological modelling. *J. Hydrol.* 377, 80-91.
- Jajarmizadeh, M., Sidek, L.K., Harun, S., Salarpour, M., 2017. Optimal calibration and uncertainty analysis of SWAT for an arid climate. *Air, Soil Water Res.* 10, 15.
- Jalali, J., Ahmadi, A., Abbaspour, K., 2021. Runoff responses to human activities and climate change in an arid watershed of central Iran. *Hydrol. Sci. J.* V66, 2280-2297.
- Jong, W.S., 2018. Efficient flow calibration method for accurate estimation of baseflow using a watershed scale hydrological model (SWAT). *J. Ecol. Eng.* 125, 50-67.
- Kang, H., Moon, J., Shin, Y., Ryu, J., Kum, D.H., Jang, Ch., Choi, J., Kong, D.S., Lim, K.J., 2015. Modification of SWAT auto calibration for accurate flow estimation at all flow regimes. *Paddy Water Environ.* 14, 499-508.
- Mengistu, A.G., Rensbur, L.D.V., Woyessa, Y.E., 2019. Techniques for calibration and validation of SWAT model in data scarce arid and semi-arid catchments in South Africa. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 25, 18.
- Paul, M., Negahban-azar, M., 2018. Sensitivity and uncertainty analysis for streamflow prediction using multiple optimization algorithms and objective functions: San Joaquin Watershed, California. *Model. Earth Syst. Environ.* 4, 1509-1525.
- Rajib, M.A., Merwade, V., Yu, Zh., 2016. Multi-objective calibration of a hydrologic model using spatially distributed remotely sensed/in-situ soil moisture. *J. Hydrol.* 536, 192-207.
- Remegio, B., Confesor, J., Whittaker, G.W., 2007. Automatic calibration of hydrologic models with multi-objective evolutionary algorithm and pareto optimization. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 43, 981-989.
- Rusli, N., Majid, M.R., Yusop, Z., Tan, L.M., Hashim, S., Bohari, S.H.N., 2016. Integrating manual calibration and auto-calibration of SWAT model in Muar Watershed, Johor. *IEEE 7<sup>th</sup> Control and System Graduate Research Colloquium, Shah Alam, Malaysia.*
- Salehi, H., Sadeghi, M., Golian, S., Nguyen, P., Murphy, C., Sorooshian, S., 2022. The application of PERSIANN family datasets for hydrological modeling. *Remote Sens.* 14, 22.
- Sorooshian, S., Gupta, V.K., Fulton, J.L., 1983. Evaluation of maximum likelihood parameter estimation techniques for conceptual rainfall-runoff models' influence of calibration data variability and length on model credibility. *J. Water Resour. Res.* 19, 251-259.
- Srinivas, N., Deb, K., 2001. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *J. Evol. Comput.* 2, 221-248.
- Tan, M.L., Gassman, Ph., Yang, X., Haywood, J., 2020. A review of SWAT applications, performance and future needs for simulation of hydro-climatic extremes. *Adv. Water Resour.* 143, 22.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bastidas, L.A., Bouten, W., Sorooshian, S., 2003. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models. *Water Resour. Res.* 39, 8.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S., 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *J. Hydrol.* 181, 23-48.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S., 1998. Multi-objective global optimization for hydrologic models. *J. Hydrol.* 204, 83-97.
- Zhang, X., Srinivasan, R., Leiw, M.V., 2008. Multi-site calibration of the SWAT model for hydrologic modeling. *Trans ASABE.* 51(6), 2039-204.