Integrated Watershed Management, Autumn, 2023, 3(3), 16-34 **Article Type: Research**

doi: 10.22034/IWM.2023.2006721.1091 **Online ISSN: 2783-4581**

The Impact of Warm-Up Period Length of Hydrological Models on Runoff Simulation

Sharareh Rashidi Sheykhteymoor, Shahram Khalighi Sigaroudi*, Alireza Moghaddamnia, Khaled Ahmadauli

Department of Arid and Mountainous Reclamation, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

* **Corresponding author**: khalighi@ut.ac.ir

(Received: 11 July 2023 Revised: 12 August 2023 Accepted: 03 September 2023)

Extended Abstract

Introduction: Hydrological modeling is an essential tool in water resources management, and its accuracy and reliability are critical to successful design, planning, and decision-making processes. Calibration and validation are two essential processes used to evaluate the performance of hydrological models. The warm-up period is a crucial component of hydrological modeling that allows the model to reach an equilibrium state by representing the initial system conditions accurately. This study aimed to investigate the impact of the length of the warm-up period on the performance of four different hydrological models, namely AWBM, Sacramento, SimHyd, and TANK, in the Kashkan watershed. The study used different optimization methods in the RRL software package during the calibration and validation periods. The proposed warm-up periods of 5%, 7%, and 10% of the initial data length were used without considering drought and wet conditions. The findings of this study provide valuable insights into the impact of the warm-up period on hydrological modeling performance. The study showed that the length of the warm-up period does have a significant impact on model performance, with the best results obtained when the warm-up period was set to 5% or 7% of the initial data length. These findings have important implications for the design and implementation of hydrological models, as they highlight the importance of carefully selecting the warm-up period length to ensure accurate and reliable modeling results. Overall, this study adds to the body of knowledge on hydrological modeling and provides useful guidance for future research and practical applications.

Materials and methods: The Kashkan River watershed, with an area of over 9,000 hectares, was selected as the study area for this research. The Kashkan River is an important sub-watershed of the Karkheh River watershed, and daily rainfall, potential evapotranspiration, and potential evapotranspiration for the Kashkan watershed were used in this study, with a statistical period of 29 years (1988-2018). Since the rainfall-runoff process was investigated for the entire watershed, the Thiessen polygon method was used to obtain the weighted average of rainfall and evapotranspiration for the entire study area. Additionally, the Hargreaves-Samani (H-S) method was used to obtain potential evapotranspiration data.

The data used in this study were divided into two parts, training and testing, based on trial and error and a review of sources. The training data accounted for 70% of the total data, while the remaining 30% was used for testing. The AWBM, Sacramento, SimHyd, and TANK models in the RRL software package were investigated, along with seven optimization methods using the Nash-Sutcliffe objective function.

The findings of this study provide insights into the application of different hydrological models and optimization methods in the Kashkan River watershed. The study highlights the importance of accurately representing initial system conditions during modeling and the impact of the length of the warm-up period on model performance. These findings have important implications for water resource management, particularly in the design and implementation of hydrological models for the Kashkan River watershed and other similar regions.

Results and Discussion: This study examined the influence of different durations for the warm-up period on the calibration and validation of RRL software package models. Seven optimization methods and the Nash-Sutcliffe criterion were utilized in the analysis. Specifically, the warm-up phase of the software, which constitutes the initial segment of the statistical period, was investigated during the calibration and validation processes. Durations of 5%, 7%, and 10% were selected from the onset of the statistical period. The study involved conducting over 4000 iterations for all the examined models and optimizers. Given the characteristics of the optimizers, up to 5 iterations were performed for each optimizer in each model. The resulting average NSE value (Nash-Sutcliffe Efficiency) was analyzed and examined. The findings indicate that, on average, configuring the warm-up period to account for 5% and 7% of the complete dataset in the calibration and validation processes enhances the efficiency of the model compared to the recommended period suggested by the software. However, it is important to note that the outcomes may vary depending on the specific problem and prevailing conditions. Therefore, these results should be interpreted cautiously and in conjunction with other factors. Overall, this study offers a practical guideline for selecting an appropriate warm-up duration in the calibration and validation of RRL software package models.

Keywords: Rainfall-Runoff, Hydrological Models, RRL, Warm-Up

Citation: Rashidi Sheykhteymoor, S., Khalighi sigaroodi, S., Moghaddamnia, A., & Ahmadauli, K. (2023). The Impact of Warm-Up Period Length of Hydrological Models on Runoff Simulation. *Integrated Watershed Management*, 3(3), 16-34. doi: 10.22034/iwm.2023.2006721.1091

Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to Integrated Watershed Management. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/ by/4.0).

مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز، سال سوم، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۲، صفحات (۳۴-۱۶) نوع مقاله: پژوهشی

شاپا الکترونیکی: ۴۵۸۱-۲۷۸۳ doi: 10.22034/IWM.2023.2006721.1091

تأثیر طول بازه گرم کردن مدل‌های هیدرولوژیک در شبیه‌سازی رواناب

شراره رشیدی شیخ تیمور، شهرام خلیقی سیگارودی*، علیرضا مقدم نیا، خالد احمدالی

گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

***نویسنده مسئول:** khalighi@ut.ac.ir

(**تاریخ دریافت:** ۱۴۰۲/۰۴/۲۰ **تاریخ بازنگری:** ۱۴۰۲/۰۵/۲۱ **تاریخ پذیرش:** ۱۴۰۲/۰۶/۱۲)

چکیده

تخمین مؤلفه‌های چرخه آب در طبیعت از اهمیت زیادی برخوردار است که مدل‌سازی فرآیند ابزار مربوط به آن است. در مدل‌های هیدرولوژیک، دوره گرم کردن (Warm-Up) به دوره اولیه شبیه‌سازی اطلاق می‌شود که قبل از تحلیل یا دوره پیش‌بینی اصلی انجام می‌شود. به‌عبارت‌دیگر بخشی از داده‌ها به‌طورمعمول قبل از استفاده در مدل، در دوره گرم کردن قرار می‌گیرند تا خطاهای مربوط به شرایط اولیه و نقص مدل کمتر شوند. در این تحقیق، تأثیر طول دوره آماده‌سازی مدل بر عملکرد آن، در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی توسط بهینه‌سازهای مختلف در نرم‌افزار RRL با مدل‌های AWBM، Sacramento، SimHyd و TANK در حوزه آبخیز کشکان موردبررسی قرار گرفت. در این ارزیابی از دوره‌های گرم کردن ۵، ۷ و ۱۰ درصد ابتدای طول داده‌ها بدون در نظر گرفتن شرایط خشک‌سالی و ترسالی دوره و مقدار پیشنهادی نرم‌افزار (۱/۲ درصد کل داده‌ها) استفاده شد. نتایج نشان داد که به‌طورکلی، در مدل‌ها و بهینه‌سازهای مختلف، انتخاب ۵ و ۷ درصد از کل طول داده‌ها در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی، موجب بهبود کارایی مدل نسبت به میزان پیشنهادی نرم‌افزار می‌گردد. به نظر می‌رسد علت اینکه دوره‌های طولانی‌تر آماده‌سازی باعث کاهش دقت عملکرد مدل می‌گردد این است که به همان میزان از طول دوره واسنجی و صحت‌سنجی کاسته می‌شود. از طرف دیگر بر اساس معیار ارزیابی نش ساتکلیف بهترین مدل برای شبیه‌سازی رواناب در این حوضه مدل SimHyd با روش بهینه‌ساز روزنبروک (واسنجی: ۰/۵۷۲ و صحت‌سنجی: ۰/۵۴۴) است. نتایج این تحقیق گام مهمی برای بررسی یکی از منابع عدم قطعیت در مدل‌های هیدرولوژیک بسته RRL است که می‌تواند به کاربران این نرم‌افزار کمک شایانی کند.

واژه‌های کلیدی: بارش-رواناب، مدل‌های هیدرولوژیک، RRL، Warm-Up

استناد: رشیدی شیخ تیمور، ش.، خلیقی سیگارودی، ش.، مقدم نیا، ع. ر؛ و احمدآلی، خ. (۱۴۰۲). تأثیر طول بازه گرم کردن مدل‌های هیدرولوژیک در شبیه‌سازی رواناب. *مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز* (۳)۳، ۳۴-۱۶.

حق چاپ:

حق چاپ برای نویسنده (گان) این مقاله محفوظ است. بر اساس قوانین انتشارات با دسترسی آزاد، تمام مطالعات چاپ شده در این نشریه به‌صورت آزاد در وب‌سایت نشریه برای عموم بدون پرداخت هزینه قابل‌دسترس است.

مقدمه

مدل‌های بارش-رواناب به‌طور وسیع و گسترده‌ای در پیش‌بینی جریان‌های رودخانه‌ای مورداستفاده قرار می‌گیرند. عملکرد این مدل‌ها به‌طور کامل به ساختار مدل، مقادیر پارامترها و شرایط اولیه بستگی دارد (Shahrban *et al.*, 2018). مدل های هیدرولوژیک موجود برای پیش‌بینی جریان، از مدل های ساده مفهومی تا مدل‌های توزیعی و فیزیکی دسته‌بندی شده‌اند. مدل‌های مفهومی که نمایش ساده شده‌ای از فرآیندهای فیزیکی چرخه هیدرولوژیک را شامل می‌گردند، به خوبی می‌توانند فرایند بارش رواناب را شبیه‌سازی کنند (Aubert *et al.*, 2003). شبیه‌سازی رواناب در مقیاس حوزه آبخیز برای درک بهتر چرخه هیدرولوژیکی و شناسایی اطلاعات ضروری برای مدیریت حوزه آبخیز امری بسیار مهم و اساسی است(Carlos Mendoza, *et al.*, 2021). مدل‌های موجود در بسته نرم‌افزاری RRL[1] از مجموعه نرم‌افزارهای ewater با هدف انتخاب مدل مناسب بر شبیه سازی رویدادهای جریان‌های حدی و غیر حدی روزانه و تغییرات زمان بر جریان استفاده می‌شوند. محققان بسیار در سراسر جهان به بررسی این مدل‌ها در حوضه های مختلف پرداخته‌اند. به‌عنوان‌مثال Vidyarthi و همکاران (۲۰۲۳) با بررسی مدل‌های نیمه‌توزیعی اختصاصاً RRL و مدل Lump با داده‌های بارش، رواناب و دما در حوضه‌های مختلف به این نتیجه دست یافتند که ادغام ویژگی‌های فیزیوگرافی از مهم‌ترین جنبه‌های توسعه مدل‌های نیمه‌توزیعی است و همچنین نشان دادند مدل‌های نیمه‌توزیعی بهتر از مدل‌های Lump عمل می‌کنند.

Trivedi و همکاران (۲۰۲۰) در حوزه آبخیز رودخانه شیپرا با چهار زیرحوضه به بررسی و ارزیابی مدل AWBM[2] در بسته نرم‌افزاری RRL با معیارهای ضریب همبستگی، ضریب تعیین، مجذور مربعات خطا و نش- ساتکلیف[3] پرداختند که در این ارزیابی ضریب نش در دوره واسنجی ۸۲/۳۰ درصد و در دوره صحت سنجی ۶۴/۵۷ در صد گزارش شده است که حاکی از شبیه‌سازی و عملکرد خوب این مدل در حوضه مذکور است.

Sheikh Godarzi و همکاران (۲۰۱۸)، در تحقیقی با هدف مقایسه عملکرد مدل‌های TANK, AWBM و SimHyd[4] در شبیه‌سازی جریان دبی حوزه آبخیز بابلرود واقع در استان مازندران با کاربرد الگوریتم ژنتیک و توابع هدف نش ساتکلیف، مجذور مربعات خطا، به‌عنوان عوامل تعیین‌کننده سطح خطا و آستانه‌های توقف شبیه سازی بکار گرفته شد و نتایج نشان داد که به‌جز مدل TANK مدل‌های مذکور پس از انجام تست‌های مقدماتی در شرایط متفاوت اقلیمی کشور می‌توانند به‌عنوان شبیه‌سازهایی قابل‌قبول جهت مدیریت منابع آبی خصوصاً در حوضه‌های فاقد اطلاعات آماری مورداستفاده قرار گیرند.

علاوه بر واسنجی مدل، اعتبارسنجی یک روش استاندارد برای تست عملکرد مدل با داده‌های پردازش نشده است (Andréassian *et al.*, 2009). جهت به حداقل رساندن تفاوت بین داده‌های مشاهده‌ای و مقادیر شبیه سازی شده از توابع میانگین مربعات خطا (RMSE) و کارایی نش- ساتکلیف (NSE) استفاده می‌شود. همچنین در برخی مدل‌ها بخشی از داده‌ها به‌عنوان دوره گرم کردن مدل (Warm-Up) در نظر گرفته می‌شوند که به بهبود مقادیر توابع ذکرشده تأثیر می گذارد. گرم کردن مدل یک فرایند تنظیم مدل به حالت بهینه است به‌عبارت‌دیگر این دوره سبب می‌شود پارامترها از شرایط اولیه تخمین زده شده به سمت حالت بهینه حرکت کنند (Kim *et al.*, 2018). مطالعات متعددی تأثیر دوره گرم کردن مدل‌ها را بررسی کرده‌اند(Cosgrove *et al.*, 2003; De Gooijer & Hyndman, 2006; Yang *et al.*, 1995) بااین‌حال رفتار گرم کردن مدل‌های

1. Rainfall-Runoff Library
2. Australian Water Balance Model
3. Nash-Sutcliffe
4. Simulation of Hydrology using Digital Computer

هیدرولوژیک به‌طور کامل موردبررسی قرار نگرفته و در مورد معیار ارزیابی دوره گرم کردن و روش بهینه آن اجماع وجود ندارد(Shrestha & Houser, 2010; Yang *et al.*, 1995). به‌گونه‌ای که Heo و Kim (۲۰۱۸) در تحقیقی مبنی بر تأثیر دوره گرم کردن در مدل‌های هیدرولوژیک به این نتیجه رسیدند که دوره گرم کردن یک جزء مهم در واسنجی است و اجازه می‌دهد مدل به تعادل برسد. آن‌ها با بررسی اثر دوره‌های گرم کردن با استفاده از ابزار ارزیابی خاک و آب (SWAT) به این نتیجه رسیدند دوره‌های طولانی گرم کردن منجر به بهبود عملکرد واسنجی می‌شود بااین‌حال مدت‌زمان بهینه دوره آماده‌سازی بسته به هدف واسنجی و ویژگی‌های حوضه متفاوت است.

Duan و همکاران (۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به این نتیجه رسیدند دوره گرم کردن بخش ضروری مدل‌سازی هیدرولوژی است که به‌طور قابل‌توجهی بر دقت و قابلیت اطمینان نتایج مدل‌سازی اثر می‌گذارد. آن‌ها پیشنهادی مبنی بر ترکیب تجزیه تحلیل آماری و تحلیل حساسیت برای ارزیابی عملکرد مدل ارائه دادند که با این پیشنهاد می‌توان با کاهش طول دوره گرم کردن مدل را در حالت پایدار قرار داد و نتایج حاصله از مدل‌سازی صحت و دقت قابل‌قبول داشته باشند.Xue و همکاران (۲۰۱۶) با بررسی تأثیر دوره گرم کردن در دو بخش واسنجی و صحت سنجی مدل در حوزه رودخانه قرمز به این نتیجه رسیدند که هرچند طولانی کردن دوره گرم کردن منجر به بهبود نتایج می‌شود اما طول دوره گرم کردن بستگی به هدف و ویژگی حوضه موردمطالعه دارد.

García-Sanabria و همکاران (۲۰۱۶) با بررسی اثر دوره گرم کردن بر واسنجی مدل SWAT در اسپانیا نشان دادند طولانی‌تر شدن دوره گرم کردن منجر به عملکرد ضعیف مدل می‌گردد و علت آن را تناسب بیش‌ازحد مدل با داده‌های دوره گرم کردن و درنتیجه عدم تغییرپذیری داده‌های مشاهده‌ای می‌دانند. آن‌ها کوتاه کردن دوره گرم کردن و ترکیب آنالیز عدم قطعیت را برای بهبود عملکرد مدل پیشنهاد کردند.

Mein و همکاران (۲۰۱۳) نیز در استرالیا به نتایج مشابه با نتایج García-Sanabria و همکاران (۲۰۱۶) دست یافتند.

Akkouche-Tabi و همکاران (۲۰۱۸) در الجزایر با اجرای مدل HVB و تأثیر طول دوره گرم کردن در بهبود عملکرد مدل به این نتیجه رسیدند با افزایش طول دوره گرم کردن عملکرد مدل کاهش می‌یابد و برای بهبود عملکرد مدل استفاده از دوره‌های متعدد واسنجی و اعتبارسنجی پیشنهاد کردند.

Kim و همکاران (۲۰۱۸) با مطالعه بر روی دوره گرم کردن در مدل HYMOD و IHACRES در جنوب غربی انگلستان به این نتیجه رسیدند که هم رطوبت اولیه و هم مقدار بارندگی بر زمان موردنیاز برای گرم کردن مدل HYMOD تأثیرگذار بود و در شرایطی که رطوبت اولیه اشباع باشد زمان کمتری برای گرم کردن نیاز است، درصورتی‌که این شرایط در IHACRES متفاوت است و شرایط اولیه مرطوب یا خشک تأثیر کمی بر دوره گرم کردن داشت؛ و در نمونه‌ای دیگر از مطالعات که بر تأثیر وزن برف بهبود نسبی شبیه‌سازی توسط Sleziak و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که تغییر در وزن برف بیشترین تأثیر در بهبود شبیه‌سازی مدل را در پی دارد. همچنین Li و همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از مدل SimHyd و روش بهینه ساز ازدحام ذرات (PSO[1]) به ارزیابی اثر طول دوره واسنجی بر عملکرد مدل در حوضه‌هایی با داده محدود به این نتیجه رسیدند که لزوماً سری داده‌های طولانی واسنجی منجر به بهبود عملکرد مدل نمی شود. آن‌ها همچنین نشان دادند اکثر حوضه های مرطوب در صورتی‌که دوره واسنجی کمتری داشته باشند به بهبود عملکرد مدل تأثیر بیشتری می‌گذارند. Merz و

1. particle swarm optimization

همکاران در سال ۲۰۰۹ به بررسی اثر مساحت و مقیاس زمان بر روند بهبود عملکرد مدل پرداختند نتایج نشان داد کاهش مساحت و طول دوره آماری تأثیر مثبتی بر عملکرد مدل دارد. همچنین افزایش طول دوره واسنجی سبب بهبود شبیه‌سازی می‌شود.

اکثر این مطالعات بر اساس ویژگی های مختلف بارندگی، ویژگی‌های حوضه و شرایط رطوبتی بوده است؛ اما نتایج نشان‌دهنده این بود که تعاملات بین این ویژگی‌ها پیچیده است و تعمیم این موضوعات دشوار است. در همه مدل‌های هیدرولوژیک عدم قطعیت ناشی از انتخاب پارامترها، ورودی‌ها و... باعث تغییر در نتایج یا خطای اریبی می‌گردد. یکی از منابع عدم قطعیت، انتخاب طول دوره گرم کردن مدل است که در تحقیقات کمتر به آن پرداخته شده است. این در حالی است که نقش آن در ضرایب کارایی مدل‌ها حائز اهمیت است.

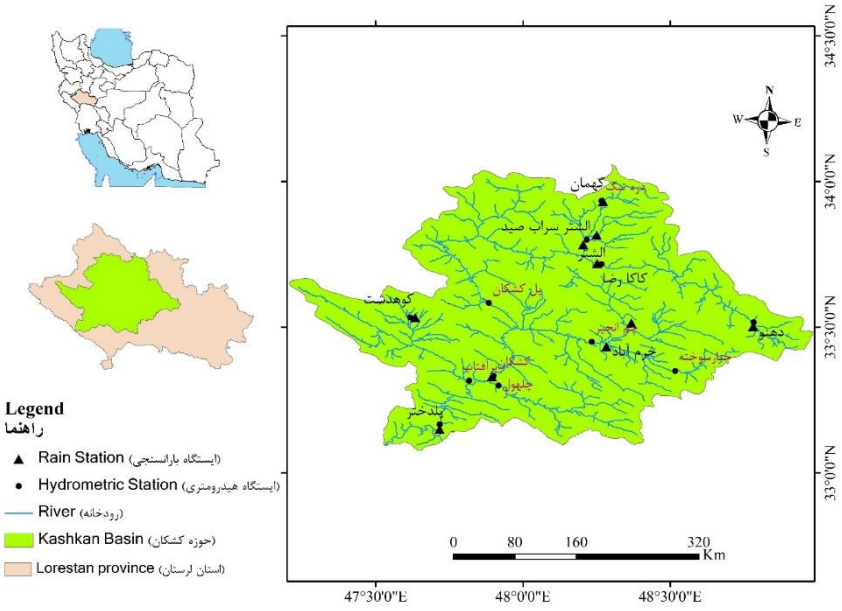
در راستای این مفهوم، هدف از انجام این مطالعه، بررسی تأثیر تغییرات در دوره گرم کردن مدل بر کارایی مدل‌های هیدرولوژیک بسته نرم‌افزاری RRL است. به این منظور، میزان گرم کردن مدل را در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی در چهار حالت مختلف، بازه ۵، ۷ و ۱۰ درصد ابتدایی طول داده‌ها بدون در نظر گرفتن شرایط خشک‌سالی و ترسالی طول دوره آماری و مقدار پیشنهادی نرم‌افزار (در این تحقیق ۱/۲ درصد کل داده آماری است به‌عبارت‌دیگر چهار ماه و هفت روز از ۲۹ سال) در نرم‌افزار RRL با هفت روش بهینه‌سازی در مدل های AWBM، Sacramento، SimHyd و TANK موردبررسی قرار گرفته است. مدل‌های بسته نرم‌افزاری RRL با استفاده از حداقل اطلاعات ورودی و زمان کم، می‌توانند نتایج مناسبی را در شبیه‌سازی بارش -رواناب ارائه دهند(Kim *et al.*, 2005). این مدل ها با مجموعه برنامه‌های بارش رواناب توسط CRC برای هیدرولوژی حوضه (CRCCH[1]) توسعه‌یافته است. حوزه آبخیز کشکان در سال‌های اخیر شاهد سیل‌های ویرانگری بوده است. لذا به لحاظ پیش‌بینی بارش و رواناب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

مواد و روش‌ها

منطقه موردمطالعه

حوزه آبخیز رودخانه کشکان با مساحتی بیش از ۹ هزار هکتار یکی از زیرحوزه‌های مهم حوزه آبخیز کرخه است. این حوضه از نظر موقعیت جغرافیایی در محدوده ۴۷ درجه و ۱۲ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۵۹ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۸ دقیقه تا ۳۴ درجه ۳۲ دقیقه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). متوسط بارندگی این حوضه ۶۱۹ میلی‌متر است و از نظر طبقه‌بندی جهانی دارای اقلیم معتدل است. متوسط دمای حوزه آبخیز کشکان ۱۶/۹ درجه سانتی‌گراد گزارش شده است(Hassangavyar *et al.*, 2022). از نظر کاربری اراضی بیش از ۷۰ درصد منطقه دارای مراتع با درخت‌های پراکنده است.

1. Co-operative Research Centre for Catchment Hydrology



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز موردمطالعه

Figure 1- Location of the studied watershed

روش تحقیق

در این مطالعه از داده‌های بارندگی روزانه، تبخیر و تعرق پتانسیل حوزه آبخیز کشکان با طول دوره آماری ۲۹ ساله (۲۰۱۸-۱۹۸۸) استفاده شد. همچنین مقادیر دبی روزانه کشکان که در انتهای حوضه قرار دارد، به‌عنوان نماینده کل حوضه در واکنش به بارش در نظر گرفته شد. این اطلاعات از سازمان تحقیقات منابع آب و سایت سازمان هواشناسی کشور به دست آمد. درمجموع از ۷ ایستگاه باران‌سنجی و سینوپتیک که با پراکنش مناسب در اطراف و داخل حوضه قرار دارند برای بررسی متغیرهای اقلیمی مانند بارندگی، دما و تبخیر استفاده شد (جدول ۱). برای داده مشاهده‌ای دبی نیز ۱۲ ایستگاه هیدرومتری در داخل حوزه وجود دارد که دارای طول آماری متفاوتی هستند؛ اما ایستگاه هیدرومتری پل‌دختر در خروجی این حوضه از طول آماری مناسب‌تری برخوردار است. پس از جمع‌آوری داده‌های خام بارندگی، دما، تبخیر و دبی روزانه در ایستگاه‌های مذکور، بازسازی نواقص آماری و حذف داده‌های پرت انجام شد.

جدول ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه

Table 1- Geographical Coordinate of Stations

نام ایستگاه Station	مختصات جغرافیایی Geographical Coordinate	
	طول Longitude	عرض Latitude
پل‌دختر PolDokhtar	47-43-2	**33-09-41**
برافتاب BarAftab	47-48-56	**33-18-30**
چم انجیر ChamAnjir	48-14-38	**33-26-38**
چنار خشکه ChenarKhoshkeh	48-31-01	**33-21-17**
دره تنگ-کهمان DereTangKahman	48-16-36	**33-56-09**
سراب صید علی SarabSeidAli	48-12-26	**33-47-12**
دهنو Dehno	48-46-58	**33-30-31**
کاکا رضا KakaReza	48-15-27	**33-43-12**

اطلاعات ورودی

مدل‌های موجود در بسته نرم‌افزاری RRL نیازمند داده‌های اقلیمی در پایه زمانی روزانه است. این اطلاعات شامل بارندگی، تبخیر و تعرق پتانسیل و دبی روزانه است.

با توجه به اینکه فرآیند بارش – رواناب برای کل حوضه بررسی می‌گردد، میانگین وزنی بارش و تبخیر به روش تیسن(Brassel & Reif, 1979) برای کل حوضه به دست آمد. همچنین مدل‌های مذکور نیازمند داده تبخیر و تعرق پتانسیل می‌باشند، جهت حصول این امر از روش هارگریوز سامانی (H-S[1]) استفاده شد، این فرمول نیازمند داده‌های دمای حداقل، حداکثر و متوسط دمای روزانه و همچنین تابش خوشیدی (Ra) است. برای محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل به روش هارگریوز-سامانی از رابطه (۱) استفاده شد:

$$ET_0 = 0.023R_a(T + 17.8)\sqrt{TR} \qquad (۱)$$

در این رابطه، TR تفاوت حداکثر و حداقل دما برحسب درجه سانتی‌گراد، T متوسط دمای هوا و R_a تابش خورشیدی در محدوده بیرونی اتمسفر است (Alizadeh, 2014).

بسته نرم‌افزاری RRL دارای پنج مدل و هفت روش بهینه‌ساز است. هر مدل دارای دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی است. ۷۰ درصد طول دوره آماری برای واسنجی و ۳۰ درصد باقی‌مانده برای صحت‌سنجی استفاده شد. انتخاب این درصد بر اساس سعی و خطا و همچنین نتایج تحقیقات گذشته صورت گرفت. درصدهای مختلف گرم کردن مدل از ابتدای هر بازه (واسنجی و صحت‌سنجی) انتخاب شد. به‌عبارت‌دیگر این دوره از سال‌های ابتدایی دوره آماری انتخاب می‌گردد.

برخی مدل‌ها قبل از رسیدن به وضعیت آماده‌به‌کار خود، نیاز دارند تا زمان مشخصی را صرف آماده شدن یا اصطلاحاً گرم شدن (Warm-Up) مدل کنند. تعیین بازه این دوره در دقت و کارایی مدل اثرگذار است. در این تحقیق درصدهای متفاوتی شامل مقدار پیشنهادی نرم‌افزار، ۵، ۷ و ۱۰ درصد از کل داده‌ها به‌عنوان زمان گرم شدن مدل در دوره‌های واسنجی (به ترتیب برابر یک سال، یک سال و پنج ماه و دو سال) و صحت سنجی (به ترتیب برابر پنج ماه، هفت ماه و ده ماه) مدل‌ها و با هفت روش بهینه‌سازی موردبررسی قرار گرفت.

مدل‌های موردبررسی

مدل تعادل آب استرالیایی (AWBM)

مدل AWBM بر اساس نظریه جریان از سطوح جزئی اشباع که مشابه نظریه جریان سطحی اشباع است، توسعه داده شده است. به‌طورکلی این مدل با در نظر گرفتن سه سطح ذخیره (C1 تا C3) با مساحت‌های (A1 تا A3) برای شبیه سازی ضریب رواناب استفاده می‌کند (Podger, 2004).

مدل Sacramento

مدل Sacramento یک مدل مفهومی بارش رواناب است که توسط NWSRFS[2] برای پیش‌بینی سیلاب در ایالت متحده توسعه پیدا کرده است. این مدل از رطوبت موجود در خاک جهت شبیه سازی بیلان آبی در حوزه آبخیز استفاده می‌کند. ذخیره رطوبتی موجود در خاک به وسیله بارش افزوده می‌شود و به وسیله تبخیر و جریان خروجی آب از سطح ذخیره کاهش می‌یابد (Podger, 2004).

مدل Tank

ساگووارا اولین بار در سال ۱۹۷۴ مدل تانک را به‌منظور شبیه سازی رواناب سیلاب با توجه به نقش هر یک از اجزای تشکیل‌دهنده آن شامل رواناب سریع (رواناب مستقیم)، زیرسطحی سریع، زیرسطحی

1. Hargreaves-Samani method

2 . National Weather Service River Forecast System

تأخیری و رواناب زیرزمینی در قالب چهار مخزن سری با روزنه‌های جانبی ارائه کرد (Sugawara, 1995).
در این مدل داده‌های ورودی شامل داده‌های بارش، رواناب و تبخیر و تعرق روزانه است (Podger, 2004).

تشریح روش‌های بهینه‌سازی

هدف از بهینه‌سازی، یافتن بهترین جواب قابل‌قبول با توجه به محدودیت‌ها و نیازهای مسئله است. برای یک مسئله ممکن است جواب‌های مختلفی موجود باشد که برای مقایسه آن‌ها و جواب بهینه نیازمند تابع هدف هستیم که انتخاب آن به طبیعت مسئله بستگی دارد. در این پژوهش تابع هدف ما نش-ساتکلیف است و هدف از بهینه‌سازی، افزایش مقدار نش-ساتکلیف به بیشترین مقدار خود است (NSE=1). در زیر توضیح مختصری از بهینه-سازهای استفاده‌شده در مدل‌های موجود در نرم‌افزار RRL ارائه شده است.

بهینه‌ساز جستجوی تصادفی یکنواخت (Uniform random search)

این روش از بهینه‌سازی، روشی بسیار ساده است که در آن بهینه‌سازی با انتخاب تصادفی از داده-ها برای هر پارامتر شروع و سپس اجرای مدل و ارزیابی تابع هدف ادامه می‌یابد. این تکرار به دفعات صورت می‌گیرد تا بهترین مقدار تابع هدف به‌عنوان راه‌حل بهینه در نظر گرفته شود. (Podger, 2004).

بهینه‌ساز جستجوی الگو (Pattern search)

جستجوی الگو از ساده‌ترین روش‌های جستجو است و بسیار سریع به جواب بهینه می‌رسد که می‌توان از مزیت‌های این روش دانست؛ اما بجای بهینه جهانی از بهینه‌های محلی استفاده می‌کند؛ که این موضوع سبب می‌شود در مدل در موارد غیرخطی به مشکل برخورد کند (Podger, 2004).

بهینه‌ساز جستجوی الگوی چند شروعی (Multi start pattern search)

در این روش داده‌های اولیه بدون در نظر گرفتن نقاط شروع از پیش تعیین‌شده انتخاب می‌شوند. برای هر یک از این نقاط شروع، یک جستجوی الگو انجام می‌شود و درنهایت بهترین بهینه از جستجوی الگوها به‌عنوان بهینه جهانی در نظر گرفته می‌شود.

بهینه‌ساز Rosenbrock

این روش یک روش جستجوی محلی است که شباهت‌هایی با روش جستجوی الگو دارد. این روش به‌عنوان یک آزمون عملکرد بهینه‌سازی الگوریتم‌ها معرفی شده است(Rosenbrock, 1960)، هدف آن پیدا کردن حداقل و بهینه کردن تابع سهمی‌وار تعریف شده است. این تابع را می‌توان با تطبیق سیستم مختصات بدون هرگونه اطلاعات گرادیان بهینه‌سازی کرد (Podger, 2004).

بهینه‌ساز Multi start Rosenbrock search

تفکر اصلی در این الگوریتم به این صورت است که بعد از مقداری جستجو، جستجو را رها کرده و به نقطه‌ی دیگری از فضای حالت برود و جستجو را از آن نقطه شروع شود و باعث می‌گردد که از یک بهینه‌ی محلی خارج شده و راه‌حل‌های دیگر مسئله نیز کشف شوند. در این روش داده‌های اولیه بدون در نظر گرفتن نقاط شروع از پیش تعیین‌شده انتخاب می‌شوند. درنهایت بهترین بهینه از جستجوی Rosenbrock به‌عنوان بهینه کلی در نظر گرفته می‌شود (Podger, 2004).

بهینه‌ساز الگوریتم ژنتیک (Genetic algorithm)

یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی است. این الگوریتم از

عملگرهایی برای تکامل جمعیت اولیه استفاده می‌کند رشته‌های تصادفی، طراحی مسئله یا به‌عبارت‌دیگر، متغیرهای تصمیم مرتبط با یک مسئله را نمایش می‌دهند. سپس، جمعیت اولیه تحت تأثیر سه دسته عملگر اصلی در الگوریتم ژنتیک قرار می‌گیرند تا جمعیت جدیدی از نقاط در فضای جواب مسئله تولید شود؛ جمعیت جدید، متشکل از موجودیت‌ها یا جواب‌های جدید خواهد بود.

کارایی مدل‌ها

داده‌های مورداستفاده در این مطالعه بر اساس سعی و خطا و همچنین مرور منابع به دو بخش واسنجی (۷۰ درصد) که در این مطالعه برابر سال‌های ۱۹۸۸ تا ۲۰۰۸ و بخش صحت‌سنجی (۳۰ درصد) از سال ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۸ تقسیم شدند. تابع هدف مورداستفاده در تحقیق حاضر نمایه نش ساتکلیف است. انتخاب این نمایه بر اساس نتایج حاصل و پیشنهادهای سایر پژوهشگران در موقعیت‌های مختلف انجام شده است (De Gooijer & Hyndman, 2006; Nash & Sutcliffe, 1970) تابع هدف مذکور به‌عنوان عامل تعیین‌کننده سطح خطا در گام‌های واسنجی و اعتبارسنجی اعمال و بهینه‌سازی را تا رسیدن به آستانه مطلوب مدیریت می‌کنند. بر این اساس فرمول تابع هدف موردبررسی به‌صورت رابطه (۳) ارائه می‌گردد.

$$NSE = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{mean})^2}\right] \quad (۳)$$

که S_i دبی شبیه‌سازی شده، O_i دبی مشاهداتی و O_{mean} میانگین دبی مشاهداتی است. لازم به ذکر است که به دلیل ناپایداری نتایج شبیه‌سازی نرم‌افزار مورداستفاده در شرایط یکسان پارامتری و داده‌ای، در این تحقیق پس از تنظیم هر حالت، پنج تکرار در اجرای مدل صورت گرفت و میانگینی از نتایج برای آن حالت تنظیم‌شده استخراج گردید که درمجموع بیش از ۴۰۰۰ اجرا در بسته نرم‌افزاری صورت گرفت. با این کار ناپایداری نتایج شبیه‌سازی در نرم‌افزار که در روش‌های مانند هوش مصنوعی نیز وجود دارد برطرف گردید و همگرایی نتایج قابل‌پذیرش شد.

نتایج و بحث

در این مطالعه از مدل‌های موجود در نرم‌افزار RRL برای شبیه‌سازی رواناب در حوزه آبخیز کشکان با طول آماری ۲۹ سال (۱۹۸۸-۲۰۱۸) استفاده شد. ۷۰ درصد داده‌ها به‌عنوان دوره واسنجی (۲۰ سال از سال ۱۹۸۸ تا ۲۰۰۸) و ۳۰ درصد به‌عنوان دوره صحت‌سنجی (۹ سال از سال ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۸) انتخاب شد. ازآنجایی‌که در این بسته نرم‌افزاری برای دوره واسنجی و صحت‌سنجی بازه‌ای از داده‌ها جهت گرم کردن مدل انتخاب می‌شوند، در این تحقیق سعی در بررسی بازه‌های مختلف دوره گرم کردن شد. این بازه‌ها در چهار حالت (پیشنهادی خود نرم‌افزار، ۵، ۷ و ۱۰ درصد بازه ابتدایی) از دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌ها با بهینه‌سازهای موجود در نرم‌افزار بررسی شدند که نتایج آن به تفکیک مدل‌ها و بهینه‌سازها در جدول (۱) و شکل (۲) آورده شده است.

جدول ۲- نتایج مقادیر NSE در Warm-Up های مختلف در مدل‌ها با بهینه‌سازهای بسته نرم‌افزار RRL

Table 2- The results of NSE values in different Warm-Ups in models with RRL software package optimizers

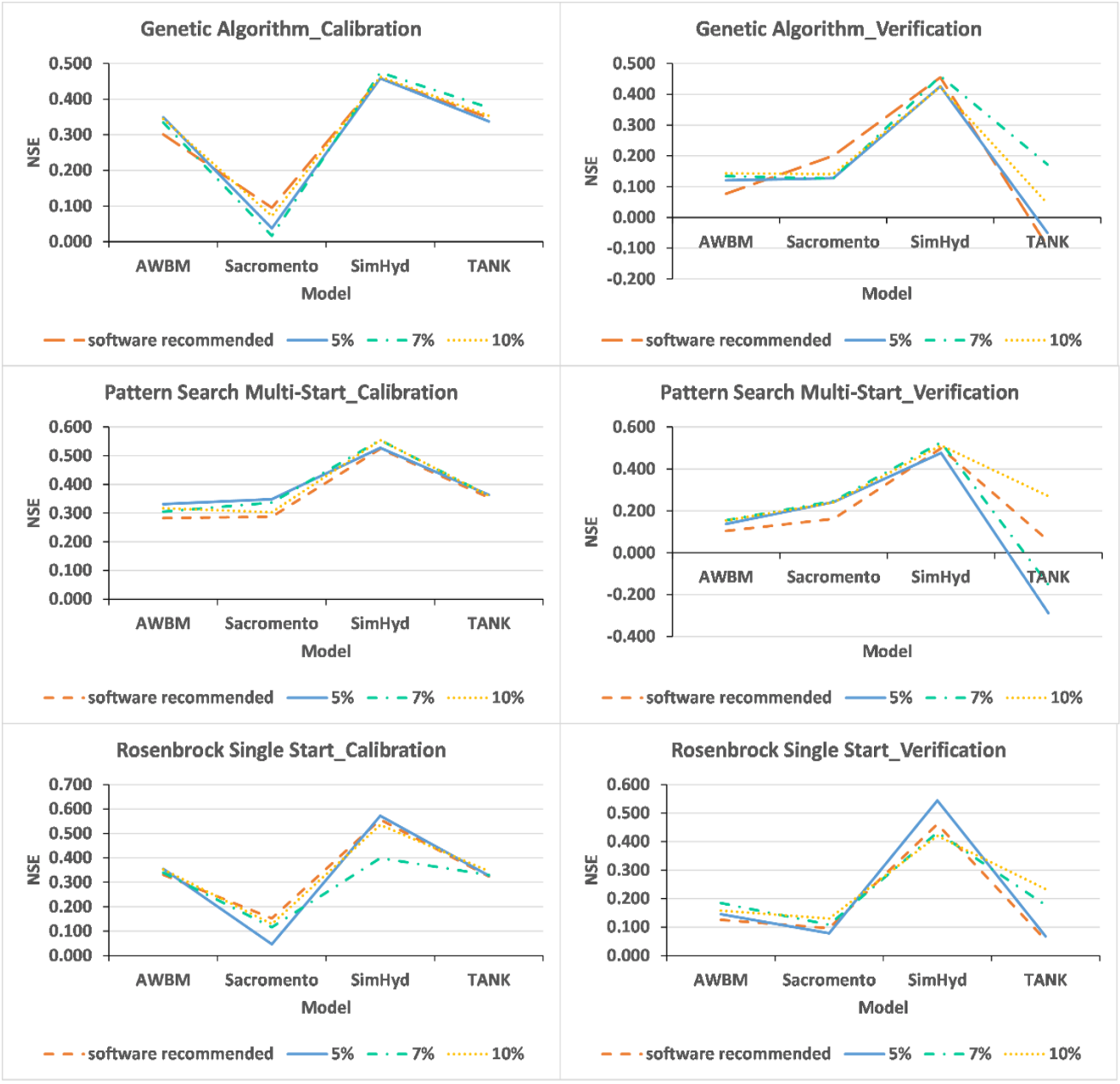
Genetic Algorithm								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	*1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.144	0.134	0.121	0.077	0.345	0.335	0.349	0.301	**AWBM**
0.141	0.126	0.128	0.201	0.072	0.017	0.038	0.095	**Sacromento**
0.424	0.460	0.426	0.455	0.463	0.475	0.459	0.458	**SimHyd**
0.045	0.172	-0.050	-0.093	0.353	0.376	0.338	0.348	**TANK**
Pattern Search Multi-Start								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.154	0.154	0.137	0.105	0.317	0.305	0.332	0.283	**AWBM**
0.240	0.246	0.242	0.162	0.303	0.337	0.348	0.287	**Sacromento**
0.512	0.526	0.476	0.499	0.554	0.555	0.527	0.524	**SimHyd**
0.270	-0.153	-0.288	0.058	0.360	0.360	0.364	0.354	**TANK**
Uniform Random Sampling								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
-0.036	0.069	-0.040	0.042	0.036	-0.045	-0.081	0.024	**AWBM**
-1.264	-0.519	-0.965	-0.905	-2.263	-0.798	-1.489	-1.314	**Sacromento**
-4.102	-1.814	-2.337	-1.087	-4.273	-2.052	-2.637	-1.540	**SimHyd**
-0.480	-0.087	-0.126	-0.391	-0.376	-0.039	-0.086	-0.381	**TANK**

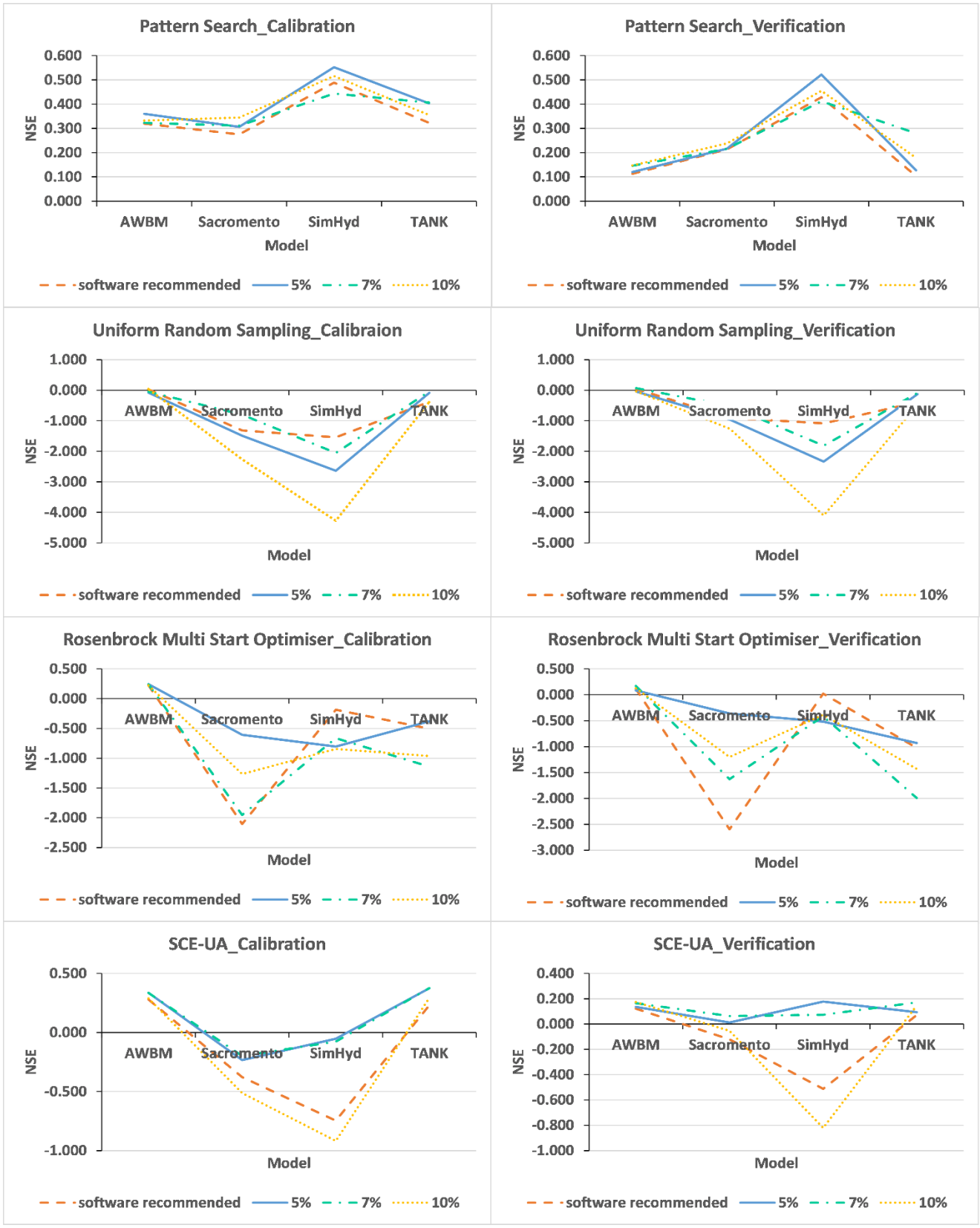
*مقدار پیشنهادی نرم‌افزار RRL برای این حوضه مقدار ۱/۲ درصد ابتدای دوره (چهار ماه و هفت روز) در هر دو دوره واسنجی و صحت سنجی است.

ادامه جدول (۲): نتایج مقادیر NSE در Warm-Upهای مختلف در مدل‌ها با بهینه‌سازهای بسته نرم‌افزار RRL

Rosenbrock Multi Start Optimiser								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.127	0.171	0.083	0.112	0.220	0.238	0.243	0.223	**AWBM**
-1.199	-1.629	-0.360	-2.595	-1.268	-1.955	-0.607	-2.105	**Sacromento**
-0.384	-0.416	-0.518	0.022	-0.845	-0.665	-0.805	-0.188	**SimHyd**
-1.429	-1.990	-0.932	-1.025	-0.963	-1.141	-0.381	-0.504	**TANK**

Rosenbrock Single Start								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.158	0.184	0.145	0.125	0.352	0.339	0.355	0.331	**AWBM**
0.130	0.108	0.078	0.096	0.129	0.116	0.046	0.152	**Sacromento**
0.420	0.432	0.544	0.461	0.535	0.399	0.572	0.557	**SimHyd**
0.233	0.177	0.068	0.054	0.345	0.330	0.327	0.324	**TANK**
SCE-UA								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.174	0.164	0.136	0.122	0.289	0.335	0.336	0.279	**AWBM**
-0.053	0.064	0.013	-0.121	-0.513	-0.199	-0.234	-0.378	**Sacromento**
-0.821	0.073	0.178	-0.512	-0.918	-0.077	-0.053	-0.747	**SimHyd**
0.146	0.171	0.093	0.071	0.292	0.376	0.374	0.230	**TANK**
Pattern Search								
Verification-صحت‌سنجی				Calibration-اعتبارسنجی				
10%	7%	5%	1.2%	10%	7%	5%	1.2%	**Warm-Up-گرم کردن Model- مدل**
0.147	0.146	0.121	0.113	0.332	0.323	0.360	0.320	**AWBM**
0.238	0.216	0.216	0.213	0.345	0.311	0.306	0.275	**Sacromento**
0.455	0.412	0.522	0.428	0.516	0.444	0.552	0.489	**SimHyd**
0.179	0.280	0.127	0.104	0.355	0.406	0.403	0.323	**TANK**


Genetic Algorithm_Calibration
NSE
0.500
0.400
0.300
0.200
0.100
0.000
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%
Genetic Algorithm_Verification
NSE
0.500
0.400
0.300
0.200
0.100
0.000
-0.100
-0.200
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%
Pattern Search Multi-Start_Calibration
NSE
0.600
0.500
0.400
0.300
0.200
0.100
0.000
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%
Pattern Search Multi-Start_Verification
NSE
0.600
0.400
0.200
0.000
-0.200
-0.400
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%
Rosenbrock Single Start_Calibration
NSE
0.700
0.600
0.500
0.400
0.300
0.200
0.100
0.000
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%
Rosenbrock Single Start_Verification
NSE
0.600
0.500
0.400
0.300
0.200
0.100
0.000
AWBM
Sacromento
SimHyd
TANK
Model
software recommended
5%
7%
10%



شکل ۲- نمودار مقادیر NSE بر اساس Warm-up، مدل و بهینه‌ساز

Figure 2-Graph of NSE values based on Warm-up, model and optimizer

نتایج مدل‌های مختلف

با توجه به جدول (۲) و شکل (۲) نتایج به‌د ست‌آمده به‌صورت زیر تحلیل شد.

مدل AWBM

در این مدل مقادیر نش ساتلکیف بر اساس تغییر درصد گرم کردن در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی بررسی شد و نتایج نشان داد، افزایش درصد گرم کردن دوره‌ها و استفاده از بهینه‌سازهای Genetic Algorithm، Pattern Search Multi-Start، Rosenbrock Single Start، SCE-UA و Pattern Search سبب بهبود مقادیر نش ساتکلیف و درنتیجه کارایی بهتر مدل در شبیه‌سازی رواناب نسبت به مقدار پیشنهادی نرم‌افزار شد؛ اما در بهینه‌ساز Rosenbrock Multi Start Optimiser بیشترین بهبود کارایی مدل در دوره واسنجی با در نظر گرفتن ۵ درصد داده‌ها به‌عنوان بخش گرم کردن قابل‌مشاهده است؛ اما این میزان در دوره صحت‌سنجی کاملاً برعکس شد. علت این امر تطبیق بیش‌ازحد مدل با داده‌های مشاهده‌ای است. همچنین بهینه‌ساز Uniform Random Sampling نسبت به دیگر بهینه سازها رفتار متفاوتی با افزایش درصد گرم کردن مدل در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی داشت به‌طوری‌که در دوره واسنجی در درصدهای ۵ و ۷ در صد از گرم کردن مدل نسبت به میزان پیشنهادی نرم‌افزار میزان عملکرد مدل کاهش یافت؛ اما در سطح ۱۰ درصد نسبت به مقدار گرم کردن پیشنهادی سبب بهبود کارایی مدل شد. این رفتار در دوره صحت‌سنجی بدین گونه تغییر کرد که در سطح ۵ و ۱۰ درصد میزان کارایی مدل نسبت به سطح پیشنهادی کاهش و در ۷ درصد از دوره گرم کردن افزایش یا فت. درنهایت با توجه جدول (۲) بهترین کارایی مدل در سطح ۵ درصد از آماده‌سازی مدل در دوره واسنجی و در سطح ۷ درصد دوره صحت‌سنجی حاصل شد.

مدل Sacramento

بررسی درصدهای مختلف از گرم کردن در دوره‌های وا سنجی و صحت سنجی، همچنین ا ستفاده از هفت روش بهینه‌سازی در این مدل نشان داد، افزایش درصد گرم کردن مدل در روش‌های بهینه‌سازی Pattern Search Multi-Start، Rosenbrock Multi Start Optimiser و Pattern Search موجب بهبود کارایی مدل در هر دو دوره شد؛ اما این میزان افزایش در Genetic Algorithm تأثیری بر بهبود مدل نداشت. این رفتار همچنین در دوره واسنجی روش Rosenbrock Single Start نیز مشاهده شد، بهبود عملکرد مدل این روش در دوره صحت سنجی مربوط به گرم کردن‌های ۷ و ۱۰ درصد بود. دوره صحت‌سنجی روش SCE-UA با در صد گرم کردن ۵، ۷ و ۱۰ درصد نسبت به مقدار پیشنهادی نرم‌افزار باعث بهبود کارایی مدل شد. دوره واسنجی در این روش تا ۷ درصد دوره گرم کردن سبب افزایش عملکرد مدل گردید. روش Uniform Random Sampling در سطح ۷ در صد از گرم کردن دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی سبب افزایش مقدار نش ساتکلیف می شود. به‌طورکلی سطح ۷ در صد از دوره آماده سازی مدل در دوره صحت سنجی به میزان ۴۳ درصد نسبت به سایر سطح‌های گرم کردن سبب کارایی بهتر مدل است.

مدل SimHyd

در این مدل استفاده از درصدهای متفاوت از گرم کردن در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی نسبت به مدل‌های دیگر رفتاری متفاوت داشت. به‌طوری‌که در بهینه‌ساز های Uniform Random Sampling و Rosenbrock Multi Start Optimiser افزایش در صد گرم کردن سبب کاهش کارایی مدل می‌گردد؛ و تنها در دوره واسنجی بهینه سازهای Genetic Algorithm و Pattern Search Multi-Start افزایش میزان گرم کردن باعث بهبود مقدار نش ساتکلیف شده‌اند. در

دوره صحت‌سنجی روش Genetic Algorithm در سطح ۷ درصد و روش Pattern Search Multi-Start در سطح‌های ۷ و ۱۰ درصد سبب عملکرد بهتر مدل شد. روش Rosenbrock Single Start در سطح ۵ درصد، روش SCE-UA در سطح ۵ و ۷ درصد و روش Pattern Search در سطح ۵ و ۱۰ درصد سبب افزایش کارایی مدل نسبت به میزان پیشنهادی نرم‌افزار در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی شدند. در این مدل میزان تأثیرگذاری گرم کردن ۵ درصد ابتدای بازه آماری نسبت به سایر سطح‌ها در واسنجی و صحت‌سنجی بیشتر بود و باعث ایجاد روند مثبت در مقدار NSE گردید.

مدل TANK

در این مدل، افزایش گرم کردن مدل تا ۱۰ درصد در روش‌های بهینه‌سازی Rosenbrock Single Start، SCE-UA و Pattern Search سبب بهبود عملکرد مدل در شبیه‌سازی رواناب در هر دو دوره شد. همچنین روش Uniform Random Sampling و Pattern Search Multi-Start در دوره واسنجی نیز شاهد این بهبود بود؛ اما Uniform Random Sampling در دوره صحت‌سنجی کارایی مدل تا سطح ۷ در صد بهبود یافت و Pattern Search Multi-Start فقط در سطح ۱۰ درصد سبب بهبود کارایی مدل می‌گردد. در روش بهینه‌ساز Genetic Algorithm افزایش کارایی مدل در دوره واسنجی در سطح‌های ۷ و ۱۰ درصد دیده شد و در دوره صحت‌سنجی افزایش میزان درصد گرم کردن نسبت به میزان پیشنهادی نرم‌افزار موجب کارایی بهتر مدل می‌شود. بهینه‌ساز Rosenbrock Multi Start Optimiser در سطح ۵ در صد سبب بهبود نتایج در هر دو دوره شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از این مدل می‌توان دریافت بیشترین میزان اثرگذاری گرم کردن در سطح ۷ درصد دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی است.

با توجه به جدول (۲) و شکل (۲) می‌توان دریافت که از بین مدل‌های مذکور مدل SimHyd بهترین عملکرد را در مقایسه با سایر مدل‌های نرم‌افزار RRL دارد. این نتایج با نتایج Daechini و همکاران (۲۰۲۲) مبنی بر ارزیابی کارایی مدل‌های هیدرولوژیک بر رودخانه گرگانرود و همچنین با نتایج Yonesi و همکاران (۲۰۲۰) و Sheikh Godarzi و همکاران (۲۰۱۸) مطابقت داشت. همچنین نتایج نشان داد بیشترین مقدار نش ساتکلیف در دوره واسنجی و صحت‌سنجی در سطح ۵ درصد از روش بهینه‌سازی Rosenbrock Single Start رخ داده است که با مطالعه Sharifi و همکاران (۲۰۲۳) در حوزه کوزه تپراقی اردبیل تطابق داشت؛ اما مدل Sacramento ضعیف‌ترین کارایی را در مقایسه با سایر مدل‌ها داشت و در سطح ۵ درصد از روش بهینه‌سازی Rosenbrock Single Start کمترین مقدار نش ساتکلیف را در واسنجی و صحت‌سنجی نشان داد.

نتایج بهینه‌سازی‌های مختلف

با توجه به بررسی مقادیر آماده‌سازی در مدل‌ها و بهینه‌سازهای مختلف نتایج نشان داد که در بهینه‌ساز الگوریتم ژنتیک در مدل‌ها و سطح‌های مختلف از دوره گرم کردن، در ۵۷ در صد از موارد، زمانی که ۷ در صد از کل داده‌ها به‌عنوان بازه گرم کردن مدل در واسنجی و صحت سنجی انتخاب شود، کارایی و عملکرد مدل بهبود می‌یابد. تأثیر این بازه از گرم کردن در بهینه‌ساز Pattern Search Multi-Start و SCE-UA نتایج مشابه را در پی داشت.

۷۱ درصد از موارد نشان داد بهینه‌ساز Uniform Random Sampling در سطح انتخاب ۷ درصد از طول بازه آماری برای گرم کردن بهترین عملکرد مدل را در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی ایجاد می‌کند. بهینه‌ساز Rosenbrock Multi Start Optimiser بهترین کارایی خود را در مواقعی که ۵ در صد از طول داده به گرم کردن مدل اختصاص داده شود نشان داد. در این حالت در ۷۱ درصد موارد در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی ارتقاء عملکرد مدل‌ها را شاهد هستیم.

میزان بهبود کارایی در بهینه‌سازهای Rosenbrock Single Start و Pattern Search در سطح‌های ۵ و ۱۰ درصد از آماده‌سازی مدل نیز باعث شد که در ۴۳ درصد حالت‌ها عملکرد بهبود یابد.

به‌طورکلی نتایج نشان داد که در مدل‌های مختلف بارش و رواناب موجود در نرم‌افزار کتابخانه بارش و رواناب، انتخاب بازه های آماری مختلف برای گرم کردن مدل با همدیگر متفاوت است. همچنین با انتخاب دوره های مختلف گرم کردن می‌توان اثرات گذرای ناشی از تغییرات ناگهانی در شرایط اولیه داده‌ها را در نظر گرفت و به مدل اجازه داده می‌شود تا در یک رفتار بلندمدت نماینده کل داده‌ها باشد.

همچنین علت برتری مدل SimHyd نسبت به سایر مدل‌های موجود در بسته نرم‌افزاری با توجه به شرایط حوضه موردمطالعه، استفاده از پارامترهای کمتر نسبت به مدل‌های پیچیده موجود در RRL است چراکه یک اصل در مدل‌های هیدرولوژی اصل پارسیمونی (خلاصه‌سازی) است که این مدل نسبت به سایر مدل‌ها از این اصل بیشتر تبعیت کرده است. در واقع هر پارامتر مربوط به هر مدل در یک بازه قرار می‌گیرد که انتخاب بازه مناسب مربوط به هر پارامتر یکی از منشأهای تولید عدم قطعیت در خروجی مدل‌ها است؛ بنابراین نمی‌توان انتظار داشت که هر چه مدل پیچیده‌تر شود نتایج آن بهتر گردد.

نتیجه‌گیری

مدل‌های هیدرولوژیک رفتار چرخه آب را با نمایش فرآیندهای مختلف مانند بارش، تبخیر، نفوذ، رواناب و جریان آب زیرزمینی شبیه‌سازی می‌کنند. برای به دست آوردن نتایج دقیق، بسیار مهم است که پارامترهای مدل را با شرایط اولیه مناسب که منعکس‌کننده شرایط دنیای واقعی سیستم است، مقداردهی اولیه کنیم. این شرایط اولیه شامل متغیرهایی مانند رطوبت خاک، سطح آب زیرزمینی، برف و ذخیره مخزن است. در این مطالعه به بررسی بازه‌های مختلف دوره گرم کردن مدل در واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌های بسته نرم‌افزاری RRL با استفاده از هفت روش بهینه‌سازی و معیار نش_ساتکلیف پرداخته شد. به سبب ماهیت بهینه‌سازها که در بخش مواد و روش به آن اشاره شد، در هر مدل به تفکیک بهینه‌سازها تا پنج تکرار اجرا صورت گرفت و در نتیجه میانگین مقدار NSE به‌دست‌آمده مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. از نتایج حاصله می‌توان چنین استنباط کرد که به‌طور متوسط میزان آماده‌سازی در مدل‌ها و بهینه‌سازهای مختلف در سطح‌های ۵ و ۷ در صد از کل داده‌ها در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی موجب بهبود کارایی مدل نسبت به میزان پیشنهادی نرم‌افزار می‌شود. طول دوره گرم کردن به پیچیدگی سیستم هیدرولوژیک در حال مدل‌سازی و مقیاس‌های زمانی موردعلاقه بستگی دارد. این مقدار توسط عواملی مانند ظرفیت ذخیره‌سازی خاک، زمان پاسخ فرآیند های هیدرولوژیک مختلف و در دسترس بودن داده های تاریخی برای مقداردهی اولیه تعیین می‌شود. معمولاً برای حوزه‌های رودخانه‌ای بزرگ یا هنگام شبیه سازی الگوهای هیدرولوژیک بلندمدت، دوره‌های گرم شدن طولانی‌تر مورد نیاز است؛ بنابراین نمی‌توان در یک بازه آماری کوتاه درصد دوره گرم کردن را بیشتر کرد. به‌طورکلی، دوره گرم شدن در مدل‌های هیدرولوژیک یک مرحله ضروری برای اطمینان از دقیق بودن مدل در نشان دادن شرایط اولیه و رسیدن پیش‌بینی‌ها به حالت تعادل و همگرایی نتایج است. این حالت به بهبود قابلیت اطمینان و دقت خروجی‌های مدل برای برنامه‌های بعدی کمک بسیاری می‌کند.

جهت بررسی‌های بیش‌تر تأثیر دوره گرم کردن مدل، توصیه می‌شود پارامترهای مدل‌ها، شرایط آب و هوایی و خصوصیات فیزیکی حوضه و همچنین تغییر بازه دوره گرم کردن به بخش دیگر طول داده آماری مورد

ارزیابی قرار گیرند. همچنین، بررسی تأثیر حوضه‌ها با طول دوره آماری مختلف نیز می‌تواند گام مهمی باشد، زیرا کوتاه بودن طول بازه آماری در حوزه‌های آبخیز کشورهای توسعه‌نیافته یا درحال‌توسعه یک چالش مهم برای هیدرولوژیست‌ها است. لازم به یادآوری است مهم‌ترین محدودیت در اجرای این مدل‌ها تهیه بانک داده صحیح از بارندگی، تبخیر و دبی است. هرکدام از این سه ورودی دارای عدم قطعیت‌هایی هستند که نتایج مدل‌ها را دستخوش تغییر می‌کنند؛ بنابراین توصیه می‌شود بررسی‌های اولیه مانند آزمون همگنی و داده‌های پرت با حساسیت و دقت بیشتر انجام گردد.

همچنین از دیگر مواردی که به‌عنوان محدودیت در این مدل‌ها می‌توان به آن اشاره کرد وجود ایستگاه‌هایی خارج از حوضه، وسعت زیاد حوضه موردمطالعه و همچنین تنوع بارش و رژیم بارندگی با توجه به وسعت حوضه است که سبب کاهش کیفیت شبیه‌سازی در این مدل‌ها می‌گردد.

References

Akkouche-Tabi, A., Benmamar, S. & Bouanani, A. (2018). The impact of warm-up time on the performance of a hydrological model: A case study of a Mediterranean catchment. *Journal of Water and Land Development*, 38(1), 15-21. doi.org/10.2478/jwld-2018-0002

Alizadeh, A. (2014). *Principles of Applied Hydrology*. 36th Edition, Imam Reza Publication, Mashhad.

Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C. & Valéry, A. (2009). HESS Opinions: Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(10), 1757-1764.

Aubert, D., Loumagne, C. & Oudin, L. (2003). Sequential assimilation of soil moisture and streamflow data in a conceptual rainfall–runoff model. *Journal of Hydrology*, 280(1-4), 145-161.

Brassel, K. E. & Reif, D. (1979). A procedure to generate Thiessen polygons. *Geographical analysis*, 11(3), 289-303.

Carlos Mendoza, J. A., Chavez Alcazar, T. A. & Zuñiga Medina, S. A. (2021). Calibration and uncertainty analysis for modelling runoff in the Tambo River Basin, Peru, using Sequential Uncertainty Fitting Ver-2 (SUFI-2) algorithm. Air, Soil and *Water Research*, 14(1-13), 1178622120988707 .

Cosgrove, B. A., Lohmann, D., Mitchell, K. E., Houser, P. R., Wood, E. F., Schaake, J. C., Robock, A., Sheffield, J., Duan, Q. & Luo, L. (2003). Land surface model spin-up behavior in the North American Land Data Assimilation System (NLDAS). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(D22), GCP6(1-19).

Daechini, F., Vafakhah, M., Moosavi, V. & Zabihi Silabi, M. (2022). Performance Assessment of Five Water Balance Models for Runoff Simulation in the Gorganrood Watershed. *JWSS-Isfahan University of Technology*, 26(2), 263-281.(In Persian) Paper

De Gooijer, J. G. & Hyndman, R. J. (2006). 25 years of time series forecasting. *International journal of forecasting*, 22(3), 443-473 .

Duan, Z., Sun, Y. & Liang, X. (2018). Optimizing the Use of Warm-Up Periods in Hydrological Modeling. *Water Resources Management*, 32(6), 1979–1992. doi.org/10.1007/s11269-018-1952-2.

García-Sanabria, M. A., Pulido-Velázquez, M. & Giraldez, J. V. (2016). The effect of warm-up time on *the calibration of hydrological models. Hydrological Processes*, 30(6), 913-924.

Hassangavyar, M. B., Damaneh, H. E., Pham, Q. B., Linh, N. T. T., Tiefenbacher, J. & Bach, Q.-V. (2022). Evaluation of re-sampling methods on performance of machine learning models to predict

studies. *Hydrological Sciences Journal*, 63(9), 1292-1312.

Sharifi, Z., Mostafazadeh, R., Esmali Ouri, A., Hazbavi, Z. & Golshan, M. (2023). Comparing optimization methods of SIMHYD model parameters to simulate daily flow discharge in the Kouzetopraghi Watershed, *Ardabil. Hydrogeomorphology*, 10(34), 51-33. (In Persian)

Sheikh godarzi, M., Jabbarian Amiri, B. & Azarnivand, H. (2018). A comparison of conceptual models for simulating river hydrology. *Journal of Natural Environment*, 71(4), 509-521. Doi:10.22059/jne.2018.227408.1339(In Persian)

Shrestha, R. & Houser, P. (2010). A heterogeneous land surface model initialization study. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115(D19), 111-121.

Sleziak, P., Szolgay, J., Hlavčová, K., Danko, M. & Parajka, J. (2020). The effect of the snow weighting on the temporal stability of hydrologic model efficiency and parameters. *Journal of hydrology*, 583, 124639, (1-14).

Sugawara, M. (1995). Tank model. *Computer models of watershed hydrology* .

Trivedi, A., Galkate, R. V., Gautam, V. K. & Pyasi, S. K. (2021). Development of RRL AWBM model and investigation of its performance, efficiency and suitability in Shipra River Basin. *Journal of Soil and Water Conservation*, 20(2), 160-167.

Vidyarthi, V. K. & Jain, A. (2023). Development of simple semi-distributed approaches for modelling complex rainfall–runoff process. *Hydrological Sciences Journal*, 68(7), 998-1015

Xue, X., Zhang, K., Hong, Y., Gourley, J. J., Kellogg, W., McPherson, R. A. & Austin, B. N. (2016). New multisite cascading calibration approach for hydrological models: Case study in the red river basin using the VIC model. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(2), 05015019, (1-9).

landslide susceptibility. *Geocarto International*, 37(10), 2772-2794.(In Persian)

Heo, J. & Kim, C. (2018). The effect of warm-up period on hydrologic model calibration. *Water*, 10(6), 771. doi: 10.3390/w10060771.

Kim, K. B., Kwon, H. H. & Han, D. (2018). Exploration of warm-up period in conceptual hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 556, 194-210.

Kim, S., Vertessy, R., Perraud, J. & Sung, Y. (2005). Integration and application of the rainfall runoff library. *Water science and technology*, 52(9), 275-282 .

Li, C. Z., Wang, H., Liu, J., Yan, D. H., Yu, F. L. & Zhang, L. (2010). Effect of calibration data series length on performance and optimal parameters of hydrological model. *Water Science and Engineering*, 3(4), 378-393.

Mein, R. G., Capon, S. J. & Powell, B. (2013). The importance of appropriate warm-up periods in hydrologic modelling: Lessons from a case study of a wetland catchment in Australia. *Environmental Modelling & Software*, 47, 131-141. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.05.016 .

Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2009). Scale effects in conceptual hydrological modeling. *Water resources research*, 45(9), W09405(1-15).

Nash, J. E & ,.Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.

Podger, G. (2004). Rainfall Runoff Library User Manual (Version 1.0.5 Non-beta release). CRC for Catchment Hydrology. https://www.toolkit.net.au/rrl

Rosenbrock, H. (1960). An automatic method for finding the greatest or least value of a function. *The computer journal*, 3(3), 175-18.

Shahrban, M., Walker, J. P., Wang, Q. J. & Robertson, D. E. (2018). On the importance of soil moisture in calibration of rainfall–runoff models: Two case

Yang, Z. L., Dickinson, R., Henderson-Sellers, A. & Pitman, A. (1995). Preliminary study of spin-up processes in land surface models with the first stage data of Project for Intercomparison of Land Surface Parameterization Schemes Phase 1 (a). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 100(D8), 16553-16578 .

Yonesi, H. A., Yousefi, H., Arshia, A. & Yarahmadi, Y. (2020). Runoff rainfall simulation using RRL toolkit (Case study: Rahim Abad Station - Silakhor Plain). *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 14(4), 1348-1361. magiran.com/p2196838 (In Persian).