

بهبود عملکرد مدل هیدرولوژیکی Hymod با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

افسانه فرپور*^۱ و حسین خزیمه‌نژاد^۲

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی کشاورزی منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند و ^۲ دانشیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۲۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۲۲

چکیده

امروزه استفاده از مدل‌های هیدرولوژی، عمدتاً برای شبیه‌سازی تغییرات منبع آب و سیلان (رواناب و تبخیر) ضروری به نظر می‌رسد. مدل‌سازی مناسب فرایندهای هیدرولوژیکی نیازمند تعیین پارامترهای مدل است. در فرایندهای واسنجی مقادیر پارامترهای مدل طوری برآورد می‌شوند که مدل به‌خوبی بتواند سامانه طبیعی را شبیه‌سازی کند. تخمین پارامترهای این گونه مدل‌ها عموماً به‌صورت مستقیم به‌دلیل تعداد بالای پارامترها غیرممکن است و لازم است، به کمک ابزارهای بهینه‌سازی (واسنجی مدل) آن‌ها را برآورد کرد. در پژوهش حاضر، واسنجی پارامترهای مدل بارش-رواناب روزانه Hymod (یک مدل ساده مفهومی بارش-رواناب) با استفاده از الگوریتم نهنگ (WOA) که از نحوه جستجوی غذای نهنگ سرچشمه گرفته است، انجام شد. ارزیابی روش واسنجی مذکور با استفاده از داده‌های روزانه بارش و تبخیر و تعرق برای پنج سال و صحت‌سنجی آن نیز در پنج سال، در حوضه رودخانه لیف آمریکا انجام شد. مقادیر دبی شبیه‌سازی شده و مشاهده شده با کمک شاخص‌های ضریب همبستگی (R^2)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و ضریب ناش-ساتکلیف (NS) مقایسه شدند. مقادیر معیارهای سنجش خطا به ترتیب ۰/۹۱، ۱/۲ و ۰/۸ برای دوره واسنجی و ۰/۹۱، ۲/۵ و ۰/۸۳ برای دوره صحت‌سنجی به‌دست آمد. همچنین، پارامترهای محاسبه شده به کمک الگوریتم نهنگ، میزان بیشترین ذخیره رطوبتی در حوضه ۲۱۶/۹۵ میلی‌متر، تغییرات مکانی ذخیره رطوبت خاک ۰/۳۸، عامل توزیع بین دو مخزن رطوبتی ۰/۹۸، زمان ماندگاری در مخزن جریان آرام ۰/۰۸ روز و زمان ماندگاری در مخزن جریان سریع ۰/۴۷ روز است. بررسی مقادیر خطا نشان داد، الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ کارایی بالایی در زمینه واسنجی مدل‌های بارش-رواناب دارد.

واژه‌های کلیدی: حوزه آبخیز رودخانه لیف، مدل بارش-رواناب، مدیریت آبخیز، واسنجی، WOA

مقدمه

مدل‌ها همواره دارای پارامترهایی هستند که می‌بایست با توجه به داده‌های مشاهداتی مورد تخمین قرار گیرند. تخمین دقیق این پارامترها، از اهمیت بسزایی برخوردار است و مطالعات و پژوهش‌های بعد بستگی به چگونگی تخمین پارامترهای مذکور دارد. یکی از روش‌های واسنجی مدل‌ها، استفاده از روش‌های

در دهه‌های اخیر به علت اهمیت برنامه‌های مدیریت حوزه‌های آبخیز، احتیاج فراوانی به اطلاعات کافی و تخمین صحیح بارش و رواناب در حوزه‌های آبخیز وجود داشته است. با توجه به اهمیت این مساله، مدل‌های تفهیمی مختلفی ارائه شده است که این

واسنجی خودکار (الگوریتم‌های بهینه‌سازی) است که نسبت به روش‌های سعی و خطا، سریع‌تر و دقیق‌تر است. بهینه‌سازی یکی از روش‌ها و ابزارهای اساسی اقتصاد و مدیریت، در حال حاضر است، چرا که از یک سو منابع و امکانات موجود ثابت بوده و حتی در مواردی رو به کاهش می‌باشد و از سوی دیگر، نیازها و درخواست‌ها رو به افزایش است. بسیاری از این روش‌ها الهام گرفته از طبیعت بوده و بر اساس یکی از شیوه‌های گوناگون جستجوی تصادفی عمل می‌کنند و به الگوریتم‌های فراکاوشی معروف هستند. اگرچه این الگوریتم‌ها دستیابی به بهینه مطلق را تضمین نمی‌کنند، اما می‌توان با اطمینان بالایی به کسب جواب نزدیک به بهینه امیدوار بود. در الگوریتم‌های فراکاوشی، تابع هدف دارای روند آگاهانه است و فضای تصمیم به صورت هوشمندانه بررسی می‌شود. در این الگوریتم‌ها تابع هدف برای مجموعه‌ای (ترکیبی) از متغیرهای تصمیم محاسبه می‌شود و از مقادیر تابع هدف به ازای ترکیب‌های مختلف، برای رسیدن به بهترین حالت استفاده می‌شود.

یکی از بزرگ‌ترین پستانداران دنیا وال^۱ یا نهنگ است. از بین هفت نهنگ دنیا معروف‌ترین آن‌ها، نهنگ گوژپشت یا نهنگ کوهان‌دار است. یک وال گوژپشت بالغ، تقریباً به اندازه یک اتوبوس است. شکار مورد علاقه وال‌ها، کریل و گروه‌های ماهی کوچک است. جالب‌ترین نکته در مورد وال‌های گوژپشت روش خاص شکار آن‌ها می‌باشد. این رفتار کاوش‌گرانه به نام روش تغذیه حباب تور^۲ شناخته می‌شود. وال‌های گوژپشت ترجیح می‌دهند تا دسته‌ای از کریل‌ها و یا ماهی‌های کوچک را در نزدیک سطح آب شکار کنند. این نکته مشاهده شده است که این کاوش و شکار، با ایجاد حباب‌های شاخصی در امتداد یک دایره یا مسیریابی به انجام می‌رسد. الگوریتم WOA یکی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام گرفته شده از طبیعت و مبتنی بر جمعیت است که در زمینه‌های مختلف می‌توان از آن استفاده کرد. در اوایل دهه ۱۹۶۰ میلادی، مدل‌های هیدرولوژیکی به صورت دستی کالیبره می‌شد، اما به دلیل پیچیدگی و زمان‌بر بودن،

واسنجی دستی در اواخر دهه ۱۹۶۰ و اوایل ۱۹۷۰ جای خود را به واسنجی خودکار که خود نیازمند انتخاب یک تابع هدف مناسب است، داد. در ابتدا، با نتایج چندان موفقیت‌آمیزی همراه نبود (Gupta و همکاران، ۱۹۹۹). نتایج واسنجی متأثر از داده‌های انتخابی، پارامترهای فرضی اولیه، فرایند جستجو و تابع هدف بوده است و عملکرد مدل روی داده‌های گوناگون، تفاوت قابل ملاحظه‌ای داشت (Sorooshian، ۱۹۸۳). Duan و همکاران (۱۹۹۴) با ارزیابی چالش‌های واسنجی در مدل‌های هیدرولوژیکی به ارائه روش‌های بهینه‌سازی استخراج پارامترهای هیدرولوژیکی پرداختند. پژوهشی دیگر به وسیله پژوهشگران در زمینه واسنجی نیز بیانگر یک موضوع واحد بود، هیچ تابع هدف منحصر به فردی هر چند با دقت بالا نمی‌تواند خصوصیات حوضه را مشخص کند و داده‌ها می‌تواند در واسنجی محدودیت‌های متعددی ایجاد کند (Yapo و همکاران، ۱۹۹۶). وجه اشتراک پژوهش‌های Yapo و همکاران (۱۹۹۷) و Madsen (۲۰۰۰) را می‌توان بررسی مدل‌سازی چندهدفه به قصد یکپارچه‌سازی مناسب بین عملکرد تابع هدف در داده‌های گوناگون دانست. در یک فرایند واسنجی، تابع هدف بایستی در مشخصات پیک از جمله دبی، زمان رسیدن به دبی و همچنین، حجم کلی دبی و شکل کلی هیدروگراف با داده‌های مشاهداتی مطابقت داشته باشد. Dastorani و همکاران (۲۰۱۰)، با استفاده از نرم‌افزار HEC-HMS مقدار دبی سد طرق را شبیه‌سازی کرده، پارامترهای مدل را مورد بهینه‌سازی قرار دادند. سپس، بهترین نتیجه را پس از صحت‌سنجی و واسنجی در رابطه با بهینه‌سازی پارامترهای مدل مشاهدات موجود تطابق داده، درستی مدل را به اثبات رساندند. Kishor و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از مدل HEC-HMS به شبیه‌سازی بارش-رواناب پرداخته و پس از واسنجی و بهینه‌سازی مدل، نتایج را برای منطقه مورد مطالعه در هندوستان ارزیابی کرده و نتایج را قابل قبول دانستند. در پژوهشی، پارامترهای مدل تفهیمی بارش-رواناب ناش با استفاده از روش‌های مختلف تخمین زده شده و قابلیت هر کدام از آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است. در انتها با توجه به نتایج به دست آمده، ملاحظه شد؛

وال^۱ یا نهنگ

از بین هفت نهنگ دنیا معروف‌ترین آن‌ها، نهنگ گوژپشت یا نهنگ کوهان‌دار است. یک وال گوژپشت بالغ، تقریباً به اندازه یک اتوبوس است. شکار مورد علاقه وال‌ها، کریل و گروه‌های ماهی کوچک است. جالب‌ترین نکته در مورد وال‌های گوژپشت روش خاص شکار آن‌ها می‌باشد. این رفتار کاوش‌گرانه به نام روش تغذیه حباب تور^۲ شناخته می‌شود. وال‌های گوژپشت ترجیح می‌دهند تا دسته‌ای از کریل‌ها و یا ماهی‌های کوچک را در نزدیک سطح آب شکار کنند. این نکته مشاهده شده است که این کاوش و شکار، با ایجاد حباب‌های شاخصی در امتداد یک دایره یا مسیریابی به انجام می‌رسد. الگوریتم WOA یکی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام گرفته شده از طبیعت و مبتنی بر جمعیت است که در زمینه‌های مختلف می‌توان از آن استفاده کرد. در اوایل دهه ۱۹۶۰ میلادی، مدل‌های هیدرولوژیکی به صورت دستی کالیبره می‌شد، اما به دلیل پیچیدگی و زمان‌بر بودن،

¹ Whale² Bubble-net

مدل‌های ModHydPMA و HBV بهترین عملکرد را در مرحله صحت‌سنجی داشتند. ارزیابی مقایسه‌ای بین مدل‌های AWBM و SimHyd، در دو حوضه فرنو در آمریکا و حوضه رودخانه ریمبند در فرانسه، نشان داد که مدل AWBM نسبت به مدل SimHyd در مناطق حاشیه‌ای حوضه عملکرد بهتری دارد و هیچ‌کدام از مدل‌ها، عملکرد مناسبی در مناطق پاکسازی شده از جنگل نداشتند (Yu و Zhu، ۲۰۱۵). Kamali و همکاران (۲۰۱۳)، طی پژوهشی اذعان داشتند که افزایش تعداد توابع هدف لزوماً منجر به عملکرد بهتر نمی‌شود، زیرا نتایج واسنجی تابع دو هدفه با ترکیب مناسب توابع هدف به همان اندازه رضایت‌بخش است که از واسنجی تابع سه هدفه انجام می‌شود؛ زیرا مدیریت بهینه‌سازی چند هدفه با افزایش تعداد توابع هدف به ویژه از نظر محاسباتی چالش برانگیز است. Duan و همکاران (۱۹۹۳ و ۱۹۹۴) تکامل مختلط را به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی کارآمد برای بهینه‌سازی خودکار معرفی کردند. با این حال، نتیجه بهینه‌سازی خودکار ممکن است، منحصر به فرد نباشد و به داده‌های ورودی، ساختار مدل و نوع تابع هدف بستگی داشته باشد. Arsenault و همکاران (۲۰۱۴)، طی پژوهشی ۱۰ روش بهینه‌سازی تصادفی-شبیه‌سازی تطبیقی (ASA)، استراتژی تکامل ماتریس کوواریانس (CMAES)، جستجوی فاخته (CS)، جستجوی پویا (DDS)، تکامل افتراقی (DE)، الگوریتم ژنتیک (GA)، جستجوی هارمونی (HS)، جستجوی الگو (PS)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و تکامل پیچیده مختلط دانشگاه آریزونا (SCE-UA) برای واسنجی مجموعه پارامترها برای سه مدل هیدرولوژیکی در ۱۰ حوضه مختلف استفاده کردند. روش‌هایی که بدترین عملکرد را ارائه می‌دهند DE، CS، GA، HS و PSO بودند، اگرچه آن‌ها در برخی آزمایش‌ها موفق به یافتن کمینه‌های محلی خوب شدند. با این حال، سایر روش‌های موجود عموماً از این الگوریتم‌ها بهتر عمل کردند. Sartip و همکاران (۲۰۱۶)، طی پژوهشی هدف خود را ارائه یک مدل واسنجی خودکار بر اساس کلنی آنیون برای مدل رطوبت خاک HMS-SMA بیان کردند. در این مدل پیوسته، تعدد پارامترهای مد نظر مدل، علاوه بر ایجاد

روش الگوریتم ژنتیک که یکی از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌باشد، جواب‌های بهتری برای پارامترهای مدل ناش تخمین می‌زند (Noorani و همکاران، ۲۰۰۸). Avenel (۲۰۰۹) ضمن پژوهش خود در حوضه آبخیز فیتزوری استرالیا در بررسی بارش-رواناب منطقه، از مدل AWBM استفاده کرد. در نهایت، به این نتیجه رسید که این مدل به علت سهل‌الوصول بودن پارامترهای ورودی از سایر مدل‌های بارش-رواناب کارآمدتر است. Wang و همکاران (۲۰۰۷)، به مقایسه کارایی مدل‌های AWBM، SAMAR، SARC، TANK، SimHyd و YRWBM در طی یک دوره ۱۰ ساله در رودخانه زرد چین پرداختند. نتایج نشان داد که تمامی مدل‌ها به خوبی دبی ماهانه را شبیه‌سازی می‌کنند، در حالی که عملکرد ضعیفی در شبیه‌سازی دبی روزانه دارند. همچنین، با وجود ساختار ساده‌تر و تعداد پارامتر کمتر دو مدل SimHyd و YRWBM دقت بالاتر، انعطاف بیشتر و کاربرد ساده‌تری دارند، به طوری که مقدار ضریب نش-ساتکلیف در شبیه‌سازی دبی ماهانه دو مدل مذکور، ۰/۷ و خطای نسبی کمتر از پنج درصد به دست آمد. Dawson و Wilby (۱۹۹۸)، به منظور پیش‌بینی دبی جریان در رودخانه مول در انگلستان با استفاده از شبکه عصبی MLP و RBF از بارندگی‌های ۱۵ دقیقه‌ای برای شبیه‌سازی رابطه بارش-رواناب استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل MLP نسبت به مدل RBF بود. Sechi Lorrai (۱۹۹۵)، شبیه‌سازی فرایند بارش-رواناب در حوضه آبخیز آراکسیسی در ساردینیا را با استفاده از شبکه عصبی پروسپترون چند لایه MLP و به‌کارگیری اطلاعات بارندگی و متوسط درجه حرارت انجام دادند. نتایج نشان داد که این مدل دقت قابل قبولی در شبیه‌سازی بارش-رواناب این حوضه دارد. Alamous و همکاران (۲۰۱۷)، برای ارزیابی منابع آب قابل دسترس آینده در شرایط سناریوهای تغییر اقلیمی در حوضه مرو از مدل‌های ModHydPMA، HBV، AWBM و SimHyd استفاده کردند. نتایج نشان داد، هر چهار مدل هیدرولوژیکی به‌کار رفته قابلیت خوبی برای شبیه‌سازی جریان روزانه دارند و مدل AWBM و SimHyd بهترین عملکرد را در مرحله واسنجی و

است. مدل Hymod به‌عنوان مدلی مفهومی و ساده اولین بار به‌وسیله Boyle در سال ۲۰۰۰ ارائه شد. این مدل قادر است، با استفاده از مقادیر بارش و تبخیر-تعرق پتانسیل روزانه، رواناب روزانه را محاسبه کند (Boyle, ۲۰۰۰).

هر چند می‌توان گفت، الگوریتم WOA می‌تواند در بسیاری از مسائل پیچیده غیرخطی (مدل‌های شبیه‌سازی هیدرولوژیکی و یا مسایل توزیع منابع آبی) به‌کار گرفته شود، اما تا کنون گزارشی از کاربرد الگوریتم WOA در مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی ارائه نشده است؛ لذا، این پژوهش قصد دارد تا واسنجی پارامترهای مدل مفهومی بارش-رواناب روزانه Hymod را برای پنج سال داده روزانه بارش و تبخیر-تعرق پتانسیل (۱۹۵۶-۱۹۵۲) در حوضه رودخانه لیف آمریکا و همچنین، صحت‌سنجی پنج سال داده (۱۹۶۱-۱۹۵۷) را با استفاده از الگوریتم مذکور انجام دهد. واسنجی خودکار بر مبنای کمینه‌سازی تابع هدف که فاصله بین مقادیر شبیه‌سازی شده و مقادیر مشاهده‌ای را تعریف می‌کند، با تغییر خودکار پارامترها اجرا شد. ارزیابی مدل نیز با استفاده از شاخص ضریب همبستگی R^2 ، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و ضریب ناش-ساتکلیف (NS) به‌عنوان معیار مقایسه نتایج، صورت گرفت.

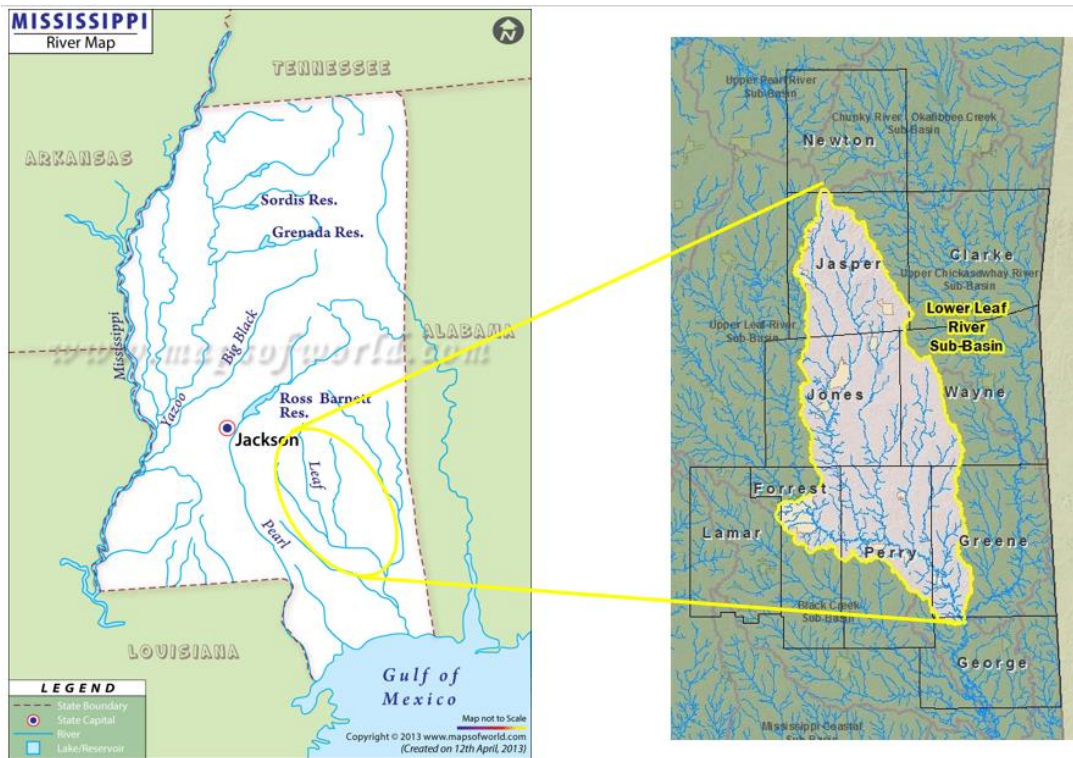
مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه: حوضه رودخانه لیف^۱ با مساحت تقریبی ۱۹۵۰ کیلومتر مربع در ایالت می‌سی‌سی‌پی^۲ کشور آمریکا به‌منظور مطالعه موردی انتخاب شده است. حوضه مذکور دارای آب و هوای مرطوب بوده، داده‌های هواشناسی (بارش و تبخیر-تعرق پتانسیل روزانه) و هیدرومتری (دبی روزانه) در مدل بارش-رواناب مربوط به آن به‌عنوان حوضه معرف دارای داده‌های موثق اخذ شده است. در شکل ۱، موقعیت جغرافیایی این حوضه نشان داده شده است.

مشکل در واسنجی با روش آزمایش و خطا، که باعث می‌شود، واسنجی خودکار بسته نرم‌افزاری نیز دچار مشکل شود. برای این منظور، در این پژوهش، با انتخاب یک مدل مستمر بارندگی-رواناب HMS-SMA، از یک برنامه بهینه‌سازی خارجی (الگوریتم خوشه‌آنیون (ACOR) برای رفع این ایراد استفاده شد. کاربرد IUH کلارک در حوضه عمده ایران در مطالعه‌ای به‌وسیله Ghorbani و همکاران (۲۰۱۹)، بررسی شده است. شش رویداد ثبت شده بارندگی و رواناب انتخاب شدند. نتایج واسنجی تغییرات زیادی در پارامترهای واسنجی شده، درصد خطا در قله‌ها و حجم‌ها (PEP و PEV) و کارایی مدل (EFF) نشان داد؛ در حالی که درصد خطا در زمان رسیدن به اوج (PTEP) همیشه مقادیر پایینی داشت. تجزیه و تحلیل حساسیت یک طرفه نشان داد که ضریب ذخیره از زمان تمرکز حساس‌تر است و PEP، EFF، PETP و PEV بیشترین تا کمترین حساسیت را دارند. می‌توان نتیجه گرفت که برآورد زمان رسیدن به اوج و حجم رواناب عملکرد بالاتری نسبت به شکل هیدروگراف رواناب و دبی پیک داشته است. مدل‌های بارندگی-رواناب با پارامترهای بسیار کمی (زیر پنج) تا مدل‌های بسیار پیچیده و فیزیکی، توزیع شده با ده‌ها یا حتی صدها پارامتر است (Moradkhani و Sorooshian, ۲۰۰۸). برای این‌که مدل تا حد ممکن دقیق عمل کند، این پارامترها باید از طریق فرایند واسنجی تنظیم شوند. این کار، حتی زمانی که پارامترهای کمی درگیر باشد، می‌تواند یک کار دلهره‌آور باشد. واسنجی دستی یک گزینه است، اما یک فرایند بسیار سخت است. هنگامی که از مدل‌های پیچیده استفاده می‌شود، عملاً امکان انجام واسنجی دستی وجود ندارد که بهترین مجموعه پارامترهای ممکن را پیدا کند. به احتمال زیاد، کمینه محلی را باز می‌گرداند، کیفیت آن بستگی به تجربه اپراتور دارد. روش جایگزین استفاده از الگوریتم‌های واسنجی خودکار است (Moradkhani و Sorooshian, ۲۰۰۸؛ Tolson و Shoemaker, ۲۰۰۷). انتخاب مدلی که بتواند در عین سادگی ساختار و با استفاده از کمینه عوامل، رواناب به‌دست‌آمده از بارندگی را به‌طور دقیق پیش‌بینی کند، امری ضروری

¹ Leaf

² Mississippi



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوضه رودخانه لیف در کشور آمریکا

به ذکر است که در صورت وجود راه حل بهتر، X^* در هر تکرار باید به روز شود. بردار A و C به صورت زیر محاسبه می شود.

$$A = 2a.r - a \quad (۳)$$

$$C = 2.r \quad (۴)$$

که در آن ها، a به صورت خطی از مقدار صفر تا دو و در طی تکرارها کاهش می یابد (در هر دو فاز اکتشاف و استخراج) و r بردار تصادفی در فاصله صفر تا یک است.

فاز بهره برداری:

روش حمله به حباب تور: برای مدل سازی ریاضی رفتار حباب تور وال ها، دو روش طراحی شده است.

۱- **فرایند محاصره انقباضی:** این رفتار از طریق افزایش مقدار a در رابطه (۳) حاصل می شود.

$$X(t+1) = D \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (۵)$$

۲- **مکان در حال بروزرسانی ماریپیچی:** این روش، در ابتدا فاصله بین وال قرار گرفته در مختصات X^* و Y طعمه موجود در X^* و Y^* را محاسبه می کند. معادله ای ماریپیچی بین موقعیت نهنگ و طعمه ایجاد می شود تا حرکت حلزونی شکل نهنگ گوزپشت را تقلید کند.

الگوریتم بهینه سازی وال ها یا نهنگ ها، مراحل

الگوریتم: الگوریتم وال WOA در سه مرحله یا سه فاز انجام می شود که به صورت زیر است.

- ۱- شکار محاصره ای
- ۲- فاز بهره برداری: روش حمله به حباب تور
- ۳- مرحله اکتشاف: جستجوی شکار

شکار محاصره ای: وال ها می توانند مکان شکار را شناسایی کرده و آن ها را محاصره کنند. از آنجایی که مکان طراحی بهینه در فضای جستجو از راه مقایسه شناخته نمی شود، الگوریتم فرض می کند که بهترین راه حل کاندید حال حاضر، شکار هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از این که بهترین عامل جستجو شناسایی شد، عوامل دیگر جستجو سعی می کنند تا مکان خود را نسبت به بهترین عامل جستجو، بروزرسانی کنند. این رفتار از طریق روابط (۱) و (۲) بیان شده است.

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (۱)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (۲)$$

که در آن، t تکرار جاری را نشان می دهد، A و C بردارهای ضرائب، X^* بردار مکان بهترین راه حل به دست آمده در حال حاضر و X بردار مکان است. لازم

که در آن‌ها، X_{rand} بردار موقعیت تصادفی انتخاب شده (نهنگ تصادفی) از جمعیت جاری است. الگوریتم WOA با مجموعه‌ای از راه‌حل‌های تصادفی شروع به کار می‌کند. در هر تکرار، عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به عامل جستجویی که تصادفی انتخاب شده و با بهترین راه‌حل به دست آمده جاری، بروزرسانی می‌کنند. پارامتر a برای فراهم آوردن اکتشاف و استخراج، به ترتیب از مقدار صفر تا دو کاهش می‌یابد. یک عامل جستجوی تصادفی در حالت $|A| > 1$ انتخاب می‌شود، این در حالی است که بهترین راه حل زمانی انتخاب می‌شود که برای بروزرسانی موقعیت عوامل جستجو، $|A| < 1$ باشد. بسته به مقدار p ، الگوریتم WOA این قابلیت را دارد تا بین حرکت دایروی و یا مارپیچی یکی را انتخاب کند. در نهایت، الگوریتم WOA با ارضای شرایط خاتمه، پایان می‌پذیرد (Lewis و Mirjalili، ۲۰۱۶).

مدل بارش-رواناب: برای شبیه‌سازی فرایند بارش-رواناب مدل‌های زیادی وجود دارد که همه آن‌ها برای واسنجی نیاز به داده‌های مشاهداتی بارش و رواناب متناظر دارد. به منظور واسنجی مدل Hymod به کمک الگوریتم WOA، پارامترهای مدل به عنوان متغیرهای تصمیم در نظر گرفته می‌شوند. حدود تغییرات متغیرهای تصمیم، مانند جدول ۱ تعریف می‌شود.

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & \text{if } p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

که در آن، D' به فاصله یکمین نهنگ تا طعمه اشاره دارد و P عددی تصادفی بین صفر تا یک است.

مرحله اکتشاف:

جستجوی شکار: روشی مشابه بر مبنای واریاسیون بردار A را می‌توان برای جستجوی شکار (اکتشاف) به کار گرفت. در حقیقت، نهنگ‌های گوژپشت، بر طبق مکان یکدیگر، به صورت تصادفی به جستجو می‌پردازند. بنابراین، بردار A را با مقادیر تصادفی بزرگ‌تر از یک و یا کمتر از -1 به کار گرفته شده تا عامل جستجو را مجبور به دور شدن از نهنگ مرجع کند. بر خلاف فاز استخراج، برای بروزرسانی موقعیت عامل جستجو در فاز اکتشاف به جای استفاده از داده‌های بهترین عامل جستجو، از انتخاب تصادفی عامل بهره برده شده است. این فرایند به همراه $1 < A$ بر اکتشاف تاکید دارند و به الگوریتم WOA اجازه می‌دهند تا جستجویی سراسری را به انجام رساند. مدل ریاضی به صورت زیر است.

$$D = |C \cdot X_{rand} - X| \quad (7)$$

$$X(t+1) = X_{rand} - A \cdot D \quad (8)$$

جدول ۱- حدود تغییرات پارامترهای مدل بارش-رواناب Hymod

معرفی پارامتر (واحد)	نام اختصاری	کمینه	بیشینه
میزان بیشترین ذخیره رطوبتی در حوضه (میلی‌متر)	C_{max}	۱	۵۰۰
تغییرات مکانی ذخیره رطوبت خاک	b_{exp}	۰/۱	۲
عامل توزیع بین دو مخزن رطوبتی	Alpha	۰/۱	۰/۹۹
زمان ماندگاری در مخزن جریان آرام (روز)	R_s	۰/۰۰۱	۰/۱
زمان ماندگاری در مخزن جریان سریع (روز)	R_q	۰/۱	۰/۹۹

معیار ارزیابی و سنجش مدل: برای ارزیابی و سنجش مدل از معیار ضریب همبستگی^۱ (R^2)، خطای جذر میانگین مربعات^۲ (RMSE) و ضریب ناش-ساتکلیف^۳ (NS) استفاده شد که رابطه آن‌ها در زیر آمده است.

همچنین، در شکل ۲ ارتباط بین پارامترهای مدل (پنج پارامتر جدول ۱) به همراه ورودی‌های مدل (بارش و تبخیر و تعرق) نشان داده شده است. شرح کامل مدل Hymod در پژوهش‌های Boyle (۲۰۰۰)، Wagener و همکاران (۲۰۰۱) و Vrugt و همکاران (۲۰۰۳) به تفصیل بیان شده است.

¹ Correlation Coefficient

² Root mean square error

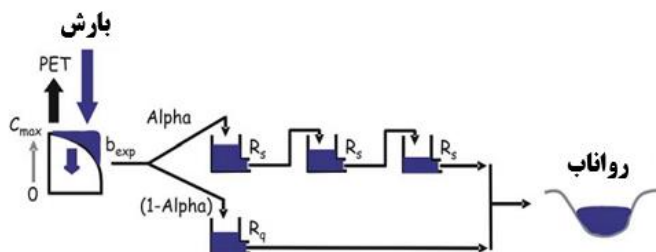
³ Nash Sutcliffe Efficiency

که در آن‌ها، Q_{oi} دبی مشاهده‌ای، Q_{si} دبی شبیه‌سازی شده، \bar{Q}_o میانگین دبی مشاهداتی و \bar{Q}_s میانگین دبی شبیه‌سازی می‌باشد.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{si} - Q_{oi})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{oi} - \bar{Q}_o)^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{si} - Q_{oi})^2}{n}} \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{oi} - \bar{Q}_o) - (Q_{si} - \bar{Q}_s)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{oi} - \bar{Q}_o)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{si} - \bar{Q}_s)^2}} \quad (11)$$



شکل ۲- نمایش مدل مفهومی Hymod (Vrugt و همکاران، ۲۰۰۹)

نتایج و بحث

بدین ترتیب که، ابتدا متغیرهای تصمیم (پارامترهای مدل) در محدوده مشخص شده به صورت تصادفی تولید شده و سپس، الگوریتم نهنگ اجرا شده و پارامترهای بهینه محاسبه شدند (جدول ۲).

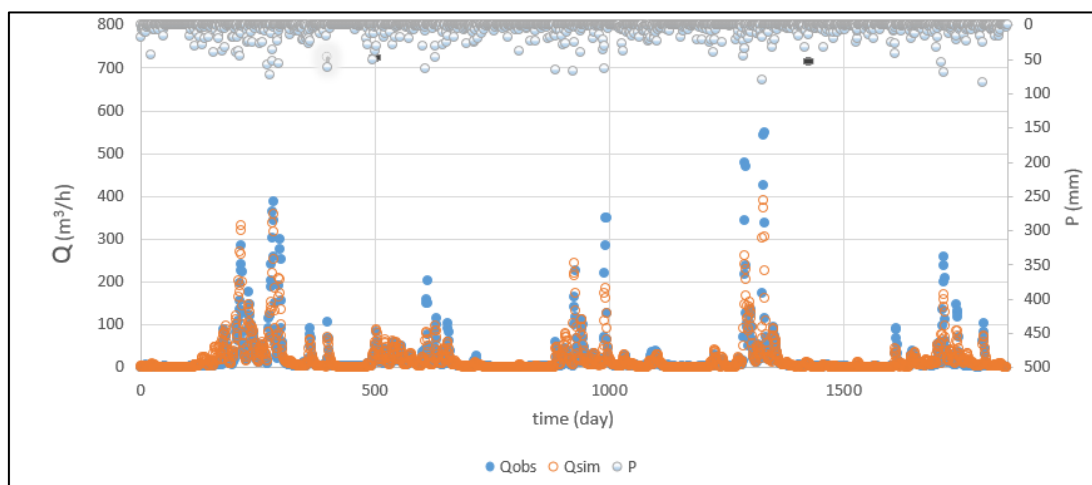
مدل Hymod به وسیله الگوریتم WOA (هر دو برنامه Hymod و WOA کدنویسی شده در زبان برنامه‌نویسی Matlab به تعداد یک هزار بار اجرا شد.

جدول ۲- پارامترهای محاسبه شده به کمک الگوریتم نهنگ

C_{max}	b_{exp}	Alpha	R_s	R_b
۲۱۶/۹۵	۰/۳۸	۰/۹۸	۰/۰۸	۰/۴۷

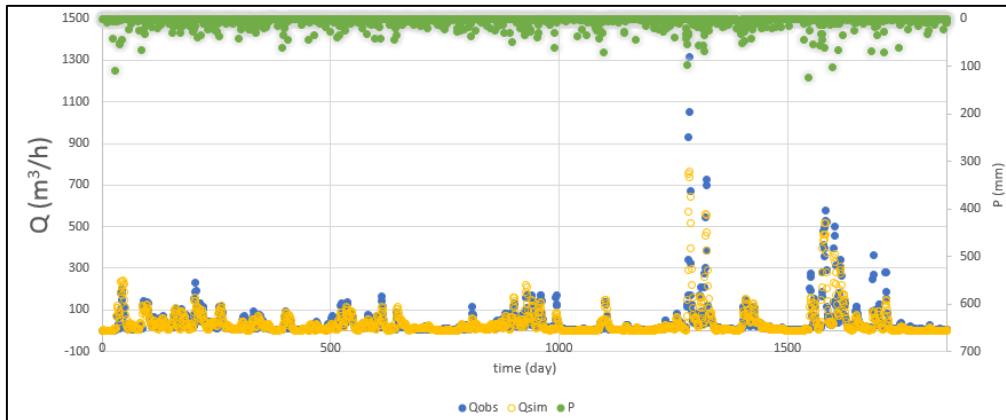
هیدروگراف مشاهداتی برای یک دوره پنج ساله (۱۹۵۶-۱۹۵۲) در برابر مقادیر بارش روزانه در شکل ۳ نشان داده شده است.

با توجه به مقادیر به دست آمده در جدول مذکور شبیه‌سازی مقادیر دبی روزانه با استفاده از مدل Hymod انجام شد و هیدروگراف حاصل در مقابل



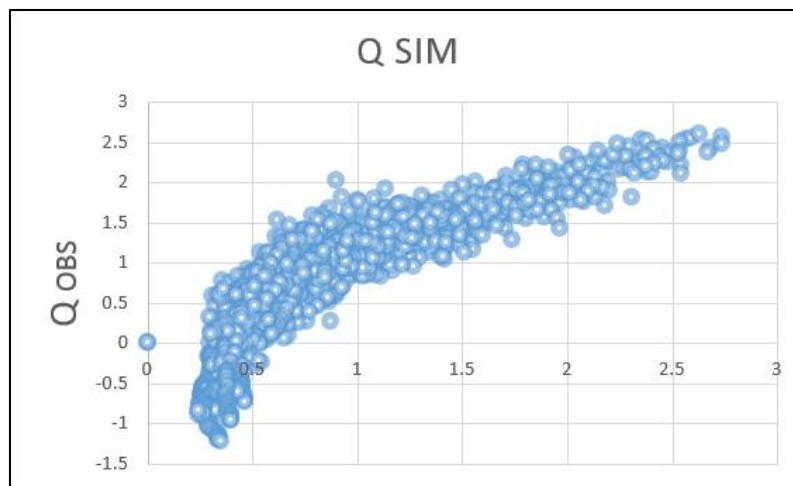
شکل ۳- دبی روزانه مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مدل Hymod در دوره واسنجی

همچنین، به منظور مقایسه مقادیر چشمی هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در دوره صحت‌سنجی نیز در دوره پنج ساله (۱۹۶۱-۱۹۵۷)، شکل ۴، در ادامه نشان داده شده است.

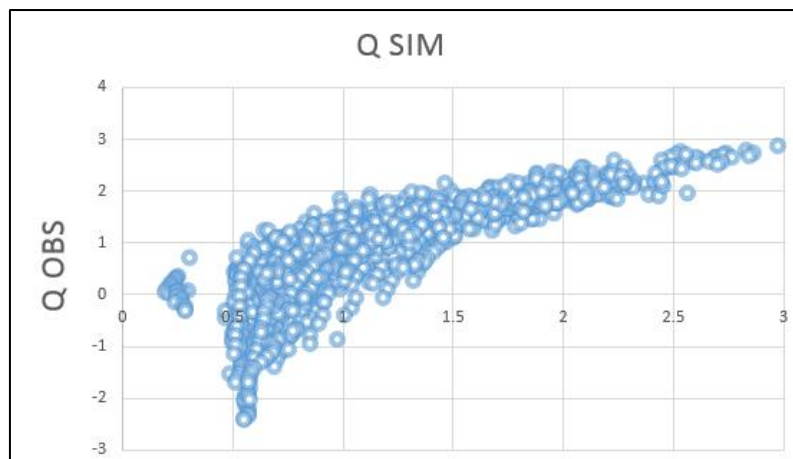


شکل ۴- دبی روزانه مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده مدل Hymod در دوره صحت‌سنجی

همچنین، نمودار خط ۴۵ درجه در مقیاس لگاریتمی در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند. این نمودارها تطابق دو پارامتر دبی مشاهده‌ای و محاسباتی را به‌طور قابل قبول بیان می‌کنند.



شکل ۵- نمودار خط ۴۵ درجه در مقیاس لگاریتمی در داده‌های دوره واسنجی



شکل ۶- نمودار خط ۴۵ درجه در مقیاس لگاریتمی در داده‌های دوره صحت‌سنجی

۰/۹۱ و نیز خطای جذر میانگین مربعات ۱/۲ و ۲/۵ (به ترتیب برای دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی) نشان‌دهنده شبیه‌سازی مناسب و قابل قبول برای دو دوره مذکور می‌باشد. لازم به ذکر است، نتایج شبیه‌سازی-بهینه‌سازی در محاسبه مقادیر دبی‌های اوج ضعف دارد و همان‌طور که در شکل‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شود، در هر دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی دبی‌های اوج به‌خوبی محاسبه نشده است و تخمین کمتر هستند.

همان‌طور که در شکل‌های ۳ و ۴ ملاحظه می‌شود، مقادیر رواناب مشاهداتی به‌خوبی شبیه‌سازی شده و تطابق بالای دو هیدروگراف مشاهداتی و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. تفاوت مقادیر دبی شبیه‌سازی شده و مشاهده شده به کمک آماره ضریب ناش-ساتکلیف (NS)، ضریب همبستگی (R^2) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) در دوره واسنجی (۱۹۵۶-۱۹۵۲) حدود ۱۸۶۸ روز و صحت‌سنجی (۱۹۶۱-۱۹۵۷) انجام گرفت. نتایج ضرایب ناش-ساتکلیف ۰/۸ و ۰/۸۳، ضریب همبستگی برای ۰/۹۱ و

جدول ۳- مقایسه مقادیر دبی شبیه‌سازی شده و مشاهده‌شده با کمک ضریب ناش-ساتکلیف (NS)، شاخص ضریب همبستگی (R^2) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)

RMSE	R^2	NS	
۱/۲	۰/۹۱	۰/۸	واسنجی
۲/۵	۰/۹۱	۰/۸۳	صحت‌سنجی

حاصل شده است. نتایج نسبتاً موفقیت‌آمیز است و اعداد مثبت بیانگر پایین‌تر بودن پیش‌بینی مدل از مقدار واقعی رواناب است. در عددهای بزرگ‌تر مانند سال آخر مشهود است و دلیل تخمین کمتر دبی‌های اوج در شکل‌های ۳ و ۴ را روشن‌تر می‌کند.

جدول ۴، مقادیر درصد خطای نسبی رواناب محاسباتی و مشاهداتی در دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، درصد خطای نسبی از اختلاف رواناب مشاهده‌شده و محاسبه‌شده بر رواناب مشاهده‌شده

جدول ۴- میزان بارش میانگین سالانه، رواناب مشاهده‌شده؛ رواناب محاسبه‌شده و خطای نسبی

سال	بارندگی (میلی‌متر)	رواناب مشاهداتی (میلی‌متر)	رواناب محاسباتی (میلی‌متر)	درصد خطای نسبی
۱۹۵۲	۲/۴۴	۰/۸	۰/۵	۰/۱۸
۱۹۵۳	۴/۳۷	۱/۰۲	۰/۹	۰/۱۴
۱۹۵۴	۲/۶۸	۰/۹	۰/۷	۰/۱۲
۱۹۵۵	۳/۱۷	۱/۷	۱/۳	۰/۹۴
۱۹۵۶	۳/۰۹	۱/۶	۱/۲	۰/۵۸
۱۹۵۷	۵/۰۱	۱/۱۴	۱/۰۴	۰/۲۳
۱۹۵۸	۳/۹۷	۱/۳	۱	۰/۵۳
۱۹۵۹	۳/۵۹	۱	۰/۸	۰/۲
۱۹۶۰	۳/۵	۱/۰۹	۱/۰۲	۰/۱۵
۱۹۶۱	۵/۶	۲/۸	۲/۵	۱/۹۱

که WOA می‌تواند در مسایل پیچیده و غیرخطی^۱ مختلف مرتبط با علوم آب (بهینه‌سازی منابع آب و واسنجی پارامترهای شبیه‌سازی‌های هیدرولوژیکی)

با توجه به معیارهای خطا محاسبه شده در این پژوهش، کارایی بالای روش بهینه‌یابی مورد بحث در این مقاله نشان داده شد و لذا، می‌توان نتیجه گرفت

¹ Non linear

استفاده شود، اما در دبی‌های اوج، امکان خطا افزایش پیدا می‌کند.

نتیجه‌گیری

واسنجی مدل بارش-رواناب با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی WOA (کدنویسی شده در زبان برنامه‌نویسی MATLAB) و با تکرار ۱۰۰۰ مرتبه اجرا شد. بدین‌صورت که، ابتدا مقادیر بارش، رواناب و تبخیر و تعرق به‌صورت روزانه وارد مدل شد. ۱۰ سال داده به‌صورت دو دسته پنج ساله به‌منظور واسنجی و صحت‌سنجی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده از دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی نشان‌دهنده توانایی مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز در تخمین پارامتر رواناب حوضه است. به‌منظور تخمین خطا، سه آماره ضریب ناش-ساتکلیف (NS)، ضریب همبستگی (R^2) و

خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) به‌کار گرفته شد. نتایج ضرایب ناش-ساتکلیف ۰/۸ و ۰/۸۳، ضریب همبستگی برای ۰/۹۱ و ۰/۹۱ و نیز خطای جذر میانگین مربعات ۱/۲ و ۲/۵ (به‌ترتیب برای دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی) نشان‌دهنده شبیه‌سازی مناسب و قابل‌قبول برای دو دوره مذکور است. ضمناً بررسی مقادیر رواناب پس از بهینه‌سازی نشان داد در محاسبه مقادیر دبی‌های اوج ضعف دارد. در هر دو دوره واسنجی و صحت‌سنجی دبی‌های اوج دچار خطای تخمین کمتر هستند. با استفاده از خطای نسبی می‌توان تا حدودی این ایراد را برطرف کرد. بنابراین، مدیریت هر چه بهتر حوزه‌های آبخیز با کمک خروجی این‌گونه مدل‌های شبیه‌ساز-بهینه‌ساز، با صرفه‌جویی در زمان و هزینه تهیه داده‌های مورد نیاز، قابل‌حصول است.

منابع مورد استفاده

1. Alamous, E.A., E. Obada and A. Afouda. 2017. Assessment of future water resources availability under climate change scenarios in the Mékrou Basin, Benin. *Hydrology*, 4(51): 1-21.
2. Arsenault, R., A. Poulin, P. Cote and F. Brissette. 2014. Comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7): 1374-1384.
3. Avenel, J. 2009. Gladstone. LNG facility, Development-Surface Water EIS. Final Report, URS Australia Pty LTD, 84 pages.
4. Boyle, D.P. 2000. Multicriteria calibration of hydrologic models. PhD Thesis, University of Arizona, Tucson, 134 pages.
5. Dastorani, M.T., A. Talebi. A.M. Heidari and S. Poormohammadi. 2010. Investigation of the effects of climate change on the temperature of the Torogh Dam in Mashhad. Fifth National Conference on Watershed Management and Soil and Water Resources Management, Kerman (in Persian).
6. Dawson, C.W. and R. Wilby. 1998. An artificial neural network approach for rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology Science*, 43: 47-66.
7. Duan, Q., S. Sorooshian and V.K. Gupta. 1993. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76(3): 501-521.
8. Duan, Q., S. Sorooshian and V.K. Gupta. 1994. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*, 158: 265-284.
9. Ghorbani, Kh., M. Salarijazi, M. Abdolhoseini, S. Eslamian and I. Ahmadianfar. 2019. Evaluation of Clark IUH in rainfall-runoff modelling, case study: Amameh Basin. *Journal of Hydrology Science and Technology*, 9(2): 137-153.
10. Gupta, H.V., S. Sorooshian and P.O. Yapo. 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models, comparison with multi-level expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(2): 135-153.
11. Kamali, B., J. Mousavi and K.C. Abbaspour. 2013. Automatic calibration of HEC-HMS using single-objective and multi-objective PSO algorithms. *Hydrological Processes*, 27: 4028-4042.
12. Kishor, Ch., P. Balram and Ch. Jagadish. 2014. Simulation of rainfall-runoff process using HEC-HMS model for Balijore Nala Watershed, Odisha, India. *International Journal of Geometrics and Geosciences*, 5(2): 235-265.
13. Lorrai, M. and G.M. Sechi. 1995. Neural net for modeling rainfall-runoff transformation. *Water Resources Management*, 9(4): 299-313.
14. Madsen, H. 2000. Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. *Journal of Hydrology*, 235: 276-288.

15. Mirjalili, S. and A. Lewis. 2016. The Whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95: 51-67.
16. Noorani, V., S. Khajeh Mohammadilar and H. Del Afrooz. 2008. Optimization of rainfall-runoff model of Imameh reagent basin using genetic algorithm. *Third Water Resources Management Conference, Tabriz (in Persian)*.
17. Sartip, F., F. Radmanesh, H. Zarei and M. Salarijszi. 2016. Automatic calibration of the continuous HMS-SMA rainfall-runoff, model using the Metaheuristic Algorithm, case study: Kasilian Basin. *Irrigation Sciences and Engineering*, 41(3): 15-28.
18. Sorooshian, S. 1983. Evaluation of maximum likelihood parameter estimation techniques for conceptual rainfall-runoff models' influence of calibration data variability and length on model credibility. *Water Resource Research*, 19(1): 251-259.
19. Tolson, B.A. and C.A. Shoemaker. 2007. Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. *Water Resources Research*, 43(1): W01413.
20. Vrugt, J., C. Ter Braak, H. Gupta and B. Robinson. 2009. Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(7): 1011-1026.
21. Vrugt, J.A., H.V. Gupta, W. Bouten and S.A. Sorooshian. 2003. Shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resources Research*, 39(8): 1201-1216.
22. Wagener, T., D.P. Boyle, M.J. Lees, H.S. Wheater, H.V. Gupta and S. Sorooshian. 2001. Framework for development and application of hydrologic models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(1): 13-26.
23. Wang, G., J. He and R. Zhang. 2007. Comparison of hydrological models in the middle reaches of the Yellow River. *International Association of Hydrological Sciences*, 311: 158-163.
24. Yapo, P., H.V. Gupta and S. Sorooshian. 1996. Automatic Calibration of conceptual rainfall-runoff models, sensitivity to calibration data. *Journal of Hydrology*, 181: 23-48.
25. Yapo, P., H.V. Gupta and S. Sorooshian. 1997. Multi-objective global optimization or hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 204: 83-97.
26. Yu, B. and Z.A. Zhu. 2015. Comparative assessment of AWBM and SimHyd for forested watersheds. *Hydrological Sciences Journal*, 60(7-8): 1200-1212.