

## مقایسه روش‌های بهینه‌سازی فراکاوشی در تحلیل عدم قطعیت پارامترهای مدل مفهومی بارش - رواناب

❖ صادق صادقی طبس؛ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند  
❖ محسن پوررضا بیلندی\*؛ استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

### چکیده

مدل‌های بارش - رواناب برای محاسبه رواناب حاصل از بارش در یک حوضه آبریز به کار می‌روند. کاربرد موفقیت‌آمیز مدل‌های پیش‌بینی بارش - رواناب به نحوه واسنجی پارامترهای آن‌ها بستگی دارد. با وجود عمومیت این مدل‌ها، در صورتی که نتوان مقدار بهینه برای پارامترهای آن‌ها را با استفاده از واسنجی مدل به دست آورد، کاربرد آن مدل‌ها بسیار مشکل خواهد بود. تخمین مقادیر بهینه برای پارامترهای مدل بارش - رواناب دارای عدم قطعیت است. در تحقیق حاضر تحلیل عدم قطعیت پارامترهای یک مدل بارش - رواناب با استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی ارزیابی و مقایسه شد. نتایج به دست آمده برای محدوده اطمینان دبی شبیه‌سازی شده یک مدل مفهومی بارش - رواناب به کاررفته در حوضه معرف رودخانه لیف آمریکا با استفاده از چهار الگوریتم فراکاوشی - ۱. الگوریتم بهینه‌سازی مجموعه ذرات (PSO)، ۲. الگوریتم تکامل تصادفی جوامع (SCE)، ۳. ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی مجموعه ذرات و ژنتیک (Hybrid-GA&PSO)، ۴. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه (SFLA) - با یکدیگر مقایسه شد. نتایج نشان داد الگوریتم‌های PSO و SCE کارایی بهتری در تحلیل عدم قطعیت برآورد پارامترهای مدل بارش - رواناب نسبت به دو الگوریتم دیگر داشتند.

واژگان کلیدی: بهینه‌سازی فراکاوشی، رودخانه لیف، عدم قطعیت، مدل بارش - رواناب.

## مقدمه

در دهه‌های اخیر، به علت اهمیت برنامه‌های مدیریت حوضه‌های آبریز، احتیاج فراوانی به اطلاعات کافی و تخمین صحیح بارش و رواناب در حوضه‌های آبریز وجود داشته است. با توجه به اهمیت این مسئله، مدل‌های مفهومی گوناگونی ارائه شده است. این مدل‌ها همواره دارای پارامترهایی هستند که باید با توجه به داده‌های مشاهداتی، بهینه (واسنجی) شوند. یکی از روش‌های واسنجی مدل‌ها استفاده از روش‌های بهینه‌یابی خودکار است؛ این روش نسبت به روش‌های سعی و خطا سریع‌تر و دقیق‌تر است.

بسیاری از روش‌های بهینه‌سازی از طبیعت الهام گرفته‌اند. این روش‌ها بر اساس یکی از شیوه‌های گوناگون جست‌وجوی تصادفی عمل می‌کنند و به الگوریتم‌های فراکاوشی<sup>۱</sup> معروف‌اند. اگرچه این الگوریتم‌ها دست‌یابی به بهینه مطلق را تضمین نمی‌کنند، می‌توان با اطمینان زیادی به کسب جواب نزدیک به بهینه امیدوار بود [۷].

الگوریتم‌های بهینه‌سازی مجموعه ذرات<sup>۲</sup> (*PSO*)، تکامل تصادفی جوامع<sup>۳</sup> (*SCE*)، ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی مجموعه ذرات و ژنتیک<sup>۴</sup> (*H-GA&PSO*)، و جهش ترکیبی قورباغه<sup>۵</sup> (*SFLA*) از روش‌های بهینه‌سازی‌اند. از این روش‌ها تا کنون در بسیاری از تحقیقات استفاده شده است. در تحقیقی برای نخستین بار روش سیمپلکس<sup>۶</sup> *NM* با *GA* و

*PSO* به ترتیب ترکیب شد [۱۵]. در تحقیقی دیگر از ترکیب *GA* و *PSO* برای استفاده در تابع چندنمایی استفاده شد [۱۹]. در تحقیق مذکور، الگوریتم ژنتیک شناور استفاده شد و در آن مکانیزم جهش با *PSO* تعیین شد [۱۳]. سپس، سیاست نخبه‌گرا به منظور بالابردن روند تکامل به کار گرفته شد. از الگوریتم *SFLA* برای نخستین بار در مسائل بهینه‌سازی منابع آب استفاده شد؛ در حقیقت، از این روش، به منزله روشی برای تعیین قطر بهینه لوله‌ها، در طراحی و توسعه شبکه توزیع آب شهری استفاده شد [۱۳]. پس از آن بود که مدل رایانه‌ای *SFLANET* بر اساس این الگوریتم ارائه شد. در این مدل از ابزار شبیه‌سازی *EPANET* به صورت ترکیب با مدل بهینه‌سازی الگوریتم *SFLA* استفاده شده است. نتایج به دست آمده با نتایج روش‌های مختلف (بهینه‌سازی خطی، الگوریتم ژنتیک، و غیره) مقایسه شد و مشخص شد که سرعت هم‌گرایی و عملکرد این الگوریتم، نسبت به سایر روش‌ها، بهتر است. با توسعه این الگوریتم، از آن برای حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی استفاده شد. واسنجی مدل آب‌های زیرزمینی و طراحی شبکه توزیع آب نخستین کاربردهای جدی این الگوریتم است؛ نتایج آن نیز نشان داد که الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه دارای سرعت هم‌گرایی بهتر و راه حل مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم ژنتیک است [۱۴]. در ایران نیز الگوریتم‌های مذکور در واسنجی مدل‌ها کاربرد دارد؛ از جمله آن‌ها واسنجی خودکار مدل بارش-رواناب *NAM* است که با استفاده از الگوریتم *SCE* واسنجی شد [۲۵]. نتایج کاربرد و

1. Evolutionary Optimization Methods
2. Particle Swarm Optimization
3. Shuffled Complex Evolution
4. Hybrid Genetic Algorithm and PSO
5. Shuffled Frog Leaping Algorithm
6. Nelder-Mead

موجود، عدم قطعیت پارامترها سبب می‌شود که شبیه‌سازی برای دوره خارج از دوره واسنجی کمتر اطمینان‌پذیر باشد [۱۷]. بررسی و کمی‌کردن عدم قطعیت پارامترهای مدل‌های بارش - رواناب عمدتاً در دو دهه اخیر مطرح شده است. عدم قطعیت یکی از مدل‌های توزیعی - فیزیکی بارش - رواناب با استفاده از روش‌های روزنبلت و شبیه‌سازی مونت کارلو بررسی شد و آثار تغییر کاربری اراضی ارزیابی شد [۴]. سپس، محققان دیگری روش تخمین عدم قطعیت تشابهات عمومی (*GLUE*) را پیشنهاد کردند که در آن روش شبیه‌سازی مونت کارلو و تئوری بیز تلفیق شده بود. کاربرد روش *GLUE* در واسنجی مدل *TOPMODEL* نیز ارزیابی شد [۲، ۱۶]. روش تلفیقی مونت کارلو و زنجیره مارکوف (*MCMC*) نیز به عنوان روشی جدید در موضوع تحلیل عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی به کار گرفته شد که در آن، برخلاف روش *GLUE*، که فرض بر تبعیت پارامترهای مدل از توزیع احتمالاتی یکنواخت بود، از توزیع احتمالاتی واقعی پارامترها استفاده شد [۸]. این روش متکی بر روش متروپلیس-هستینگ است [۱، ۱۲]. بحث درباره انتخاب معیار نیکویی برازش مناسب در روش *GLUE* و ارائه نتایج آن در واسنجی مدل *TOPMODEL* ارزیابی نیز در تحقیقی ارزشمند ارائه شد [۳]. در ایران نیز تنی چند از محققان صنعت آب به بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیک مفهومی مبتنی بر مادکلارک با استفاده از روش *GLUE* پرداختند و نتیجه گرفتند که به دلیل عدم قطعیت زیاد ناشی از ساختار مدل و داده‌های

مقایسه پنج الگوریتم بهینه‌سازی *PSO*، *GA*، *SCE*، *DE*<sup>۱</sup> و *AIS*<sup>۲</sup> در واسنجی یک مدل هیدرولوژیکی نشان داد که در بیش از ۲۰۰۰ بار اجرا، مدل الگوریتم *GA* پاسخ بهتری داده است. اما هنگامی که تعداد اجرای مدل کمتر از ۲۰۰۰ بار بود، الگوریتم *PSO* نتایج بهتری ارائه داد. در نتیجه، با توجه به مقایسه طول زمان محاسبات، الگوریتم *PSO* به دیگر روش‌ها ترجیح داده شد [۳۵]. در تحقیقی پارامترهای یک مدل بارش - رواناب به کمک الگوریتم‌های فراکاوشی جفت‌گیری زنبور عسل و *GA* واسنجی شد و نتایج حاصل از دو روش بهینه‌سازی با یکدیگر مقایسه شد [۷].

بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل‌های بارش - رواناب امروزه یکی از چالش‌های مهم هیدرولوژی در سطح مجامع بین‌المللی به‌شمار می‌رود. به‌رغم کاربری آسان اکثر مدل‌های مفهومی بارش - رواناب، به علت تعداد نسبتاً زیاد پارامترها و فقدان درک فیزیکی از آن‌ها، این مدل‌ها در مرحله واسنجی پارامترها با مشکل مواجه‌اند. برخی از این پارامترها نیز دارای پشتوانه فیزیکی حوضه‌اند، ولی برای کل سطح حوضه قابل اندازه‌گیری نیستند. این محدودیت سبب شده است که در واسنجی حوضه، اغلب، یافتن یک سری منحصر به فرد پارامتر بهینه ناممکن شود؛ بدین معنی که ممکن است سری‌های مختلف پارامترها نتایج یکسانی در روند واسنجی داشته باشند و معیار مناسبی برای انتخاب سری بهینه با توجه به اطلاعات موجود نباشند. حتی در صورت واسنجی موفقیت‌آمیز مدل در یک دوره آماری با اطلاعات

1. Differential Evaluation
2. Artificial Immune Systems

مرطوب است و داده‌های هواشناسی (بارش و تبخیر و تعرق پتانسیل روزانه) و هیدرومتری (دبی روزانه) در مدل بارش- رواناب مربوط به آن از طریق مکاتبه با دکتر روت<sup>۱</sup>، استاد دانشگاه کالیفرنیا آمریکا به عنوان حوضه معرف دارای داده‌های موثق اخذ شده است. ذکر این نکته لازم است که از داده‌های حوضه مذکور تا کنون در تحقیقات بسیاری استفاده شده است [۶، ۲۴، ۲۹، ۳۴].

### الگوریتم‌های بهینه‌سازی

عمده عدم قطعیت‌های شبیه‌سازی مدل‌ها ناشی از ساختار مدل و تعریف نادرست پارامترهاست. بنابراین، برای پیش‌بینی صحیح دبی خروجی، عدم قطعیت پارامترها و بالطبع عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها باید مد نظر قرار گیرد. یکی از انواع روش‌های بررسی و تحلیل عدم قطعیت استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (روش‌های بهینه‌سازی فراکوشی در این تحقیق) است؛ بدین ترتیب که با در نظر گرفتن شبیه‌سازی‌هایی که دارای شرط لازم باشند (مثلاً بالاتر بودن از حد آستانه معیار ناش-ساتکلیف و کمتر بودن از حد آستانه میانگین مجذور مربعات خطا) می‌توان پارامترهای متناظر آن‌ها را پارامترهای مناسب<sup>۳</sup> در نظر گرفت، سپس، بازه‌های اطمینان پارامترها و خروجی‌های پیش‌بینی شده را به دست آورد. بنابراین، در این روش‌ها، هدف محاسبه سری پارامترهای مختلفی است که برازش خوبی بین رواناب محاسبه‌ای و مشاهده‌ای ایجاد می‌کنند.

ورودی نمی‌توان سهم آن را نادیده گرفت. همچنین، حساسیت هر یک از پارامترها به تابع احتمال وابستگی نیز بررسی شد و پارامترهای حساس و محدوده مناسب تغییرات پارامترها نیز شناسایی شد [۱۸].

تا کنون از الگوریتم فراکوشی *SCE* تغییر یافته با نام *Parasol* فقط در تحلیل عدم قطعیت پارامترهای موجود در مدل‌های هیدرولوژیکی استفاده شده است [۲۷]، ولی از مقایسه سایر روش‌های بهینه‌سازی فراکوشی در تحلیل عدم قطعیت پارامترهای موجود در مدل‌های هیدرولوژیکی گزارشی ارائه نشده است و تحقیقات مرتبط فقط به مقایسه روش‌های بهینه‌سازی پرداخته‌اند. همچنین، کاربرد الگوریتم‌های *SFLA* و *H-GA&PSO* در تعیین سری پارامتر بهینه مدل‌های هیدرولوژیکی نیز در تحقیقی ارزیابی نشده است. بنابراین، در این تحقیق، علاوه بر نوآوری استفاده از دو تکنیک جدید مذکور در بالا، کارایی چهار الگوریتم فراکوشی *SCE*، *PSO*، *H-GA&PSO* و *SFLA* در تحلیل عدم قطعیت سری پارامتر بهینه مدل بارش- رواناب نیز ارزیابی و مقایسه شد.

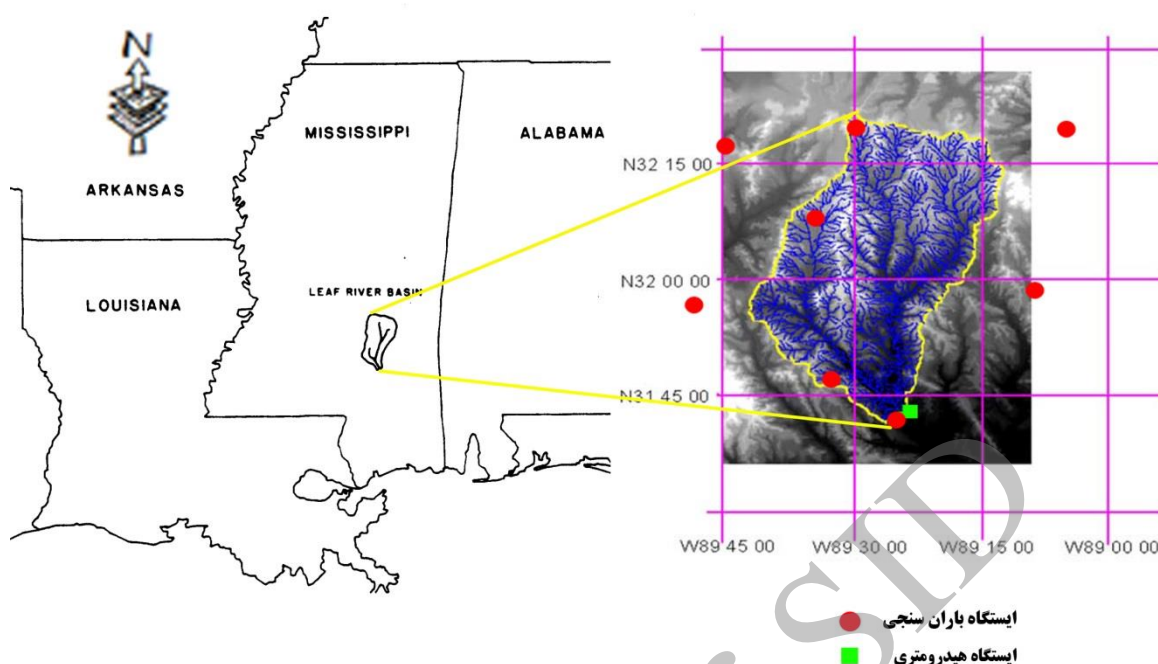
### روش شناسی تحقیق

#### موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

حوضه رودخانه لیف با مساحت تقریبی ۱۹۵۰ کیلومتر مربع در شمال شهر کالینز<sup>۱</sup> در ایالت می‌سی‌سی‌پی کشور آمریکا به منظور مطالعه موردی انتخاب شد. حوضه مذکور دارای آب و هوای

2. Vrugt  
3. behavioral parameters

1. Collins



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی حوضه رودخانه لیف در کشور آمریکا

به کاربردن روش استفاده از الگوریتم‌های فراکوشی، به منظور واسنجی مدل، شبیه‌سازی مناسبی در محدوده وسیع مقادیر پارامترها حتی برای پارامترهای حساس ارائه می‌دهد. همچنین، این روش ابزار مناسبی برای تعیین محدوده پیش‌بینی‌ها با در نظر داشتن عدم قطعیت پارامترها به‌شمار می‌رود، زیرا وابستگی‌های داخلی بین پارامترها به صورت ضمنی در محاسبات مد نظر قرار می‌گیرد و سری پارامتر به جای تک‌تک آن‌ها تغییر می‌کند. در زیر، هر یک از چهار الگوریتم فراکوشی به‌کاررفته در این تحقیق به اختصار معرفی می‌شود:

### الگوریتم بهینه‌سازی مجموعه ذرات (PSO)

الگوریتم PSO نخستین بار در سال ۱۹۹۵ ارائه شد [۲۰]. این الگوریتم شبیه‌سازی یک رفتار دسته‌جمعی است که ایده اصلی آن از نحوه حرکت منظم و

روش‌شناسی کلی در همه این روش‌ها بدین ترتیب است: نخست برای هر پارامتر محدوده نسبتاً وسیع مقادیر ممکن تعیین می‌شود. سپس، تعداد متناهی سری پارامترها توسط الگوریتم‌های فراکوشی تولید می‌شود و برای هر سری پارامتر مدل بارش - رواناب اجرا می‌شود. کارایی هر سری پارامتر با معیارهای مختلفی مانند ضریب همبستگی، ضریب ناش-ساتکلیف، و آماره ریشه میانگین مربعات خطا ارزیابی می‌شود. با کاهش محدوده پارامترها، پس از اجرای الگوریتم‌های فراکوشی (بهینه‌سازی)، محدوده تغییرات پسین (محدوده اطمینان ۹۵ درصد) برای سری پارامترهای بهینه حاصل می‌شود. معیار انتخابی برای کارایی مدل می‌تواند در تعیین محدوده بهینه پارامترها نقش مهمی داشته باشد. بنابراین، تابع هدفی که برای این منظور تعریف می‌شود کاملاً وابسته به اهداف شبیه‌سازی است و، در حالت کلی، با

سرعت قابل قبول متغیرها با توجه به رابطه تجربی نصف تفاضل حداکثر و حداقل محاسبه می‌شود. سپس، سرعت اولیه متغیرها با داشتن حداکثر سرعت مجاز به طور تصادفی تولید می‌شود. پس از مرحله اولیه، مکان و سرعت محاسبه و موقعیت جدید تعیین می‌شود. در محاسبات فوق، برای هر تکرار از الگوریتم با استفاده از مقادیر به دست آمده برای متغیرهای تصمیم مسئله، محاسبات مدل شبیه‌سازی صورت می‌گیرد و با تعیین مقادیر بهینه آن‌ها با توجه به مقدار تابع هدف به دست آمده مقادیر جدید متغیرها به دست آورده می‌شود. این روند تا رسیدن به یک تعداد تکرار حداکثر یا یکسان شدن جواب بهینه عمومی در چندین تکرار متوالی ادامه می‌یابد.

### الگوریتم تکامل تصادفی جوامع (SCE)

تکامل تصادفی جوامع یا SCE یک روش بهینه‌سازی سراسری فراذهنی است که ایده اولیه آن در واسنجی یک مدل هیدرولوژیکی یکپارچه ارائه شد [۱۰] و به سرعت به یکی از روش‌های معمول مورد استفاده در مهندسی منابع آب تبدیل شد. بر اساس الگوریتم مذکور، یک نمونه برداری تصادفی از نقاط برداشت و به یک رشته از جوامع تقسیم می‌شود. هر یک از جوامع می‌تواند به تنهایی با استفاده از تکنیک‌های تکامل رقابتی بر اساس روش سیمپلکس گرادیان نزولی به سمت نقطه بهینه سراسری حرکت کند. در پایان هر مرحله، کل مجموعه نقاط بر هم زده می‌شوند و اطلاعات آن‌ها به اشتراک گذاشته می‌شوند و جوامع جدید تشکیل می‌شوند. تکمیل تکامل رقابتی و برهم زدن، این اطمینان را به دست می‌دهد که اطلاعات مجزای به دست آمده توسط هر جامعه با کل

همه‌ها دست‌پرنده‌ها و ماهیان نشئت گرفته است. در الگوریتم PSO، مانند سایر تکنیک‌های محاسباتی تکاملی، از یک جمعیت، که شامل راه‌حل‌های بالقوه مسئله تحت بررسی است، برای اکتشاف در فضای جست‌وجو استفاده می‌شود. در این روش هر ذره دارای یک بردار سرعت است که مسئول تغییر دادن موقعیت آن ذره به منظور اکتشاف در بین جواب‌های موجود است.

اگر فضای جست‌وجو یک فضای D بعدی باشد، ذره i از جمعیت با بردار D بعدی  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$  سرعت (تغییر مکان) این ذره با بردار D بعدی  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$  بهترین مکان دیده شده تا به حال توسط ذره i به صورت  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$  و بهترین ذره در کل جمعیت با اندیس g نشان داده می‌شود. جمعیت ذرات مطابق با دو جمله معادله ۱ و ۲ به حرکت واداشته می‌شوند:

$$V_{id}^{n+1} = \omega v_{id}^n + c_1 r_1^n (p_{id}^n - x_{id}^n) + c_2 r_2^n (p_{pg}^n - x_{id}^n) \quad (1)$$

$$x_{id}^{n+1} = x_{id}^n + v_{id}^{n+1} \quad (2)$$

که در این روابط  $i=1,2,\dots,N$ ،  $d=1,2,\dots,D$  و  $n$  برابر با اندازه جمعیت،  $n$  شماره تکرار،  $\omega$  وزن اینرسی،  $c_1, c_2$  دو ثابت مثبت، به نام‌های ضرایب شناخت و اجتماعی،  $x$  فاکتور انقباض (می‌توان مانند  $\omega$  برای محدود کردن سرعت به کار رود)، و  $r_1, r_2$  اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک است.

نخست با داشتن محدوده متغیرها (حداقل و حداکثر) به طور تصادفی جمعیت اولیه و حداکثر

توسعه سراسری با استفاده از تکنیک تکامل رقابتی؛ (ج) در پایان هر مرحله کل مجموعه‌های به‌دست‌آمده برهم‌زده می‌شوند و با هم ترکیب می‌شوند.

در *SCE* آموزش به صورت گروهی است یا به صورت زیرگروه‌ها انجام می‌شود. هر یک از اعضای گروه پاسخی برای مسئله است. در *SCE* همه اعضای گروه به پیروی و حرکت در جهت و موقعیت رهبر گروه تمایل دارند؛ این در حالی است که خود رهبر گروه نیز دارای موقعیت ثابتی نیست و در هر تکرار به موقعیت نقطه بهینه نزدیک‌تر می‌شود. جزئیات الگوریتم در مراجع متعددی ارائه شده است [۱۰، ۱۱، ۱۲].

### ترکیب الگوریتم *GA* و *PSO*

روش‌های فراابتکاری مثل *GA* و *PSO*، که تکنیک‌های محاسباتی گرفته‌شده از فرایندهای زندگی زیستی در طبیعت‌اند، توانایی‌های بسیاری برای به‌دست‌آوردن محدوده فضای بهینه دارند که به طور خاص می‌توان به هم‌گرایی سریع *PSO* اشاره کرد. همچنین، می‌توان از مزیت جست‌وجوی سراسری در *GA* و قابلیت جست‌وجوی موضعی در *PSO* برای بالابردن دقت حل مسئله استفاده کرد. بنابراین، یک الگوریتم مبتنی بر ترکیب *GA* و *PSO* به نام *H-GA&PSO* ارائه می‌شود. به علت توانایی در جست‌وجو، ترکیب *GA* و *PSO* جای کار بسیاری برای محققان دارد. جزئیات فرایند الگوریتم به صورت زیر است:

(۱) جمعیت اولیه به صورت تصادفی تولید می‌شود؛

(۲) مقدار برازندگی برای هر ذره محاسبه می‌شود؛

جوامع به اشتراک گذاشته شود. این عمل باعث می‌شود که جست‌وجویی دقیق و مقاوم در فضای امکان‌پذیر انجام گیرد. بنابراین، می‌توان گفت روش *SCE* بر اساس ترکیب چهار مفهوم موفق ترکیبات تصادفی، رویکردهای قطعی دسته‌بندی، تکامل نظام‌گرای نقاط پخش‌شده در فضای جوامع، و تکامل رقابتی به‌وجود آمده است.

کاربرد روش قطعیت امکان استفاده مناسب از اطلاعات سطوح پاسخ برای هدایت جست‌وجو را در الگوریتم فوق فراهم می‌کند. عناصر تصادفی انعطاف‌پذیری الگوریتم را افزایش می‌دهند. انتخاب تصادفی تعداد زیاد نقاط انتخاب‌شده باعث کامل‌تر شدن جوامع از لحاظ دارا بودن تعداد، موقعیت، اندازه، خصوصیات، و نواحی مورد علاقه می‌شود. دسته‌بندی جوامع باعث جهت‌گیری مناسب‌تر جست‌وجو به سمت نواحی‌ای است که توسط خصوصیات جوامع قبلی مشخص شده‌اند. کاربرد روش تکامل رقابتی نظام‌گرا برای اطمینان از پایداری نسبی جست‌وجو و هدایت آن در جهت ساختار تابع هدف است. ترکیب مفاهیم فوق روش *SCE* را به روشی کارا، مؤثر، مقاوم، و انعطاف‌پذیر تبدیل کرده است.

روش *SCE* یک روش تکامل‌گراست که از دو بخش کلی تشکیل شده است: ۱. *SCE*؛ ۲. *CCE*<sup>۱</sup>. یک توصیف کلی از الگوریتم روش فوق به شرح زیر ارائه می‌شود:

(الف) برداشت مجموعه تصادفی از نقاط و تقسیم‌بندی آن‌ها به تعدادی جامعه؛

(ب) تکامل جداگانه هر یک از جوامع در جهت

#### 1. Competitive Complex Evolution

روش مفروض هر قورباغه بیانگر جوابی از مسئله است. در روش مفروض جمعیت اولیه را به چند گروه مجزا تقسیم می‌کنند؛ تعداد قورباغه‌های موجود در همه گروه‌ها با هم برابر است. بر اساس این تقسیم‌بندی، دو نوع تکنیک جست‌وجو در این الگوریتم وجود دارد: تکنیک اول تکنیک جست‌وجوی محلی است و بر اساس آن قورباغه‌ها در هر گروه با تبادل اطلاعات موقعیت خود را نسبت به غذا (بهترین جواب) بهبود می‌بخشند؛ تکنیک دوم مربوط به تبادل اطلاعات بین گروه‌هاست که، بر اساس آن، بعد از هر جست‌وجوی محلی در گروه‌ها اطلاعات به‌دست‌آمده بین گروه‌ها با هم مقایسه می‌شود.

در روش فوق مراحل زیر طی می‌شود:

۱. تولید جمعیت اولیه به صورت تصادفی: جمعیت اولیه متشکل از  $P$  قورباغه، که در آن  $P$  راه حل است، در اینجا به صورت معادله ۳ بیان می‌شود:

$$\text{Population} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_P \end{bmatrix}_{(P) \times (r \times N)} \quad (3)$$

پس از ارزیابی جمعیت اولیه بر اساس تابع هدف، باید رتبه‌بندی جمعیت از بهترین به بدترین جواب مشخص شود.

۲. تقسیم قورباغه‌ها به  $m$  گروه: هر گروه شامل

$$n \text{ قورباغه } P = m \times n \text{ است به طوری که:}$$

تقسیم قورباغه‌ها در گروه‌ها بدین صورت است که اولین قورباغه از جمعیت مرتب‌شده به اولین گروه می‌رود، دومین قورباغه از جمعیت مرتب‌شده به دومین گروه می‌رود، و  $m$  امین قورباغه از جمعیت

(۳) ذره با برازندگی بهتر ثبت می‌شود؛

(۴) بهترین موقعیت جاری و بهترین موقعیت

سراسری به هنگام می‌شود؛

(۵) تعیین می‌شود که آیا بهترین موقعیت موضعی

و سراسری تغییر می‌کند یا خیر؟ اگر تغییر کرد، به مرحله هفت می‌رود و در غیر این صورت ادامه می‌یابد؛

(۶) از آنجا که بهترین موقعیت موضعی و

سراسری تغییر نمی‌کند، لازم است بر مشکل همگراشدن مسئله در مینیمم محلی غلبه شود. در این مرحله از مکانیزم جهش الگوریتم ژنتیک برای آشفته‌کردن ذرات استفاده می‌شود؛

(۷) همه ذرات به هنگام می‌گردند؛

(۸) مقدار برازندگی برای هر ذره محاسبه می‌شود؛

(۹) اگر تعداد معین شده نسل‌ها برقرار شده است،

توقف می‌کند؛ در غیر این صورت به مرحله ۳ بازمی‌گردد.

### الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه (SFLA)

هدف اصلی از بیان الگوریتم فوق بیان مفهومی است که بتوان از آن در حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی بدون استفاده از روابط ریاضی استفاده کرد. درباره SFLA می‌توان گفت که الگوریتم فوق ترکیبی از دو الگوریتم ژنتیک بر مبنای  $MA^1$  و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) است. در واقع، می‌توان گفت که SFLA از ترکیب مزیت‌های دو الگوریتم MA و PSO به‌وجود می‌آید.

این الگوریتم از زندگی گروهی قورباغه‌ها زمانی که به دنبال غذا می‌گردند الهام گرفته شده است. در



صورتی که جواب بهبود پیدا نکند، روابط (رابطه ۴) تکرار می‌شود، با این تفاوت که در حالت جدید به جای  $X_b$  در روابط فوق  $X_g$  قرار می‌گیرد. اگر با اعمال تغییر فوق باز هم در جواب بهبودی حاصل نشود، یک جواب به صورت تصادفی تولید و جایگزین  $X_w$  می‌شود.

به دلیل اینکه همه درایه‌های بردار  $X$  اعداد صحیح‌اند، پس از هر بار اعمال روابط (رابطه ۴) باید جواب به دست آمده گرد شود.

۴. مرحله ۳ برای تعداد مشخص تکرار ادامه می‌یابد.

۵. در این مرحله، پس از بهبود موقعیت قورباغه‌ها، جمعیت جدید از بهترین جواب تا بدترین جواب مرتب می‌شود.

۶. در صورتی که شرایط توقف الگوریتم حاصل شود، الگوریتم متوقف می‌شود؛ در غیر این صورت با بازگشت به مرحله ۲، سایر مراحل تکرار می‌شود.

### مدل بارش - رواناب

برای شبیه‌سازی فرایند بارش - رواناب مدل‌های زیادی وجود دارد که همه آن‌ها برای واسنجی نیاز به حداقل داده‌های مشاهداتی بارش و رواناب متناظر دارند. در این تحقیق از مدل مفهومی *Hymod* استفاده شد، که برای شبیه‌سازی دبی خروجی در مقیاس زمانی روزانه به کار می‌رود. به منظور واسنجی این مدل به کمک الگوریتم‌های فراکوشی، پارامترهای مدل متغیرهای تصمیم در نظر گرفته می‌شوند. حدود تغییرات متغیرهای تصمیم مطابق جدول ۱ تعریف می‌شود:

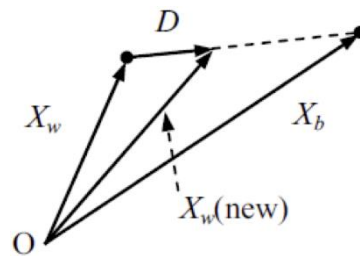
مرتب‌شده به  $m$  امین گروه می‌رود. برای  $m+1$  امین قورباغه از جمعیت مرتب‌شده دوباره به اولین گروه می‌رود و به همین شکل ادامه می‌یابد تا اینکه در هر یک از  $m$  گروه  $n$  قورباغه قرار گیرد.

۳. در این مرحله جست‌وجوی محلی صورت می‌گیرد؛ بدین شکل که در هر گروه قورباغه‌هایی با بدترین و بهترین جواب مشخص می‌شود و به ترتیب با  $X_b, X_w$  نشان داده می‌شود. همچنین، قورباغه‌ای که در کل جمعیت دارای بهترین جواب باشد مشخص می‌شود و با  $X_g$  نشان داده می‌شود. سپس، در هر گروه موقعیت بدترین قورباغه  $X_w$  به صورت رابطه ۴ اصلاح می‌شود (شکل ۲).

$$D_i = rand \times (X_b - X_w)$$

$$X_{w(new)} = X_{w(old)} + D_i \quad (4)$$

$$-D_{max} \leq D_i \leq D_{max}$$



شکل ۲. نمایش جهش بدترین قورباغه به سمت بهترین قورباغه (روابط ۴)

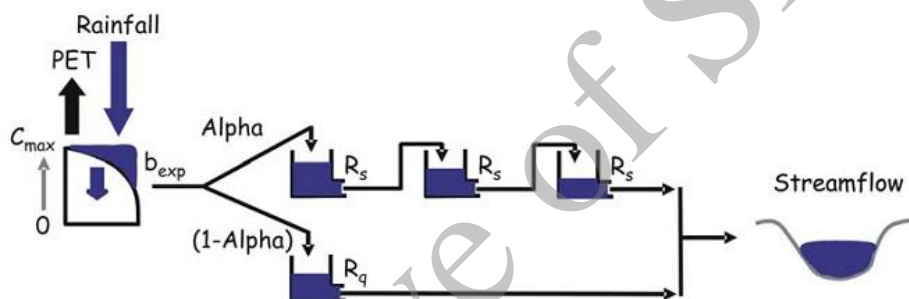
در روابط فوق (رابطه ۴)،  $rand$  یک عدد تصادفی بین صفر و یک است و  $D_{max}$  هم بیانگر بیشترین جابه‌جایی که قورباغه می‌تواند انجام دهد. پس از اعمال تغییرات فوق، در صورتی که قورباغه در موقعیت جدید  $X_{w(new)}$  دارای پاسخ (تابع هدف) بهتری نسبت به موقعیت قبلی  $X_{w(old)}$  باشد، موقعیت قبلی قورباغه با موقعیت جدید جایگزین می‌شود و در

جدول ۱. حدود تغییرات پارامترهای مدل بارش-رواناب Hymod

بیشینه	کمینه	نام اختصاری	معرفی پارامتر- واحد
۵۰۰	۱	Cmax	میزان بیشترین ذخیره رطوبتی در حوضه (میلی متر)
۲	۰/۱	Bexp	تغییرات مکانی ذخیره رطوبت خاک
۰/۹۹	۰/۱	Alpha	فاکتور توزیع بین دو مخزن رطوبتی
۰/۱	۰/۰۰۱	Rs	زمان ماندگاری در مخزن جریان آرام (روز)
۰/۹۹	۰/۱	Rq	زمان ماندگاری در مخزن جریان سریع (روز)

بار محاسباتی کم آن در مطالعات متعددی به کار گرفته شده است [۵، ۳۰، ۳۱]. بنابراین، در اینجا از ذکر جزئیات بیشتر در این مورد صرف نظر می شود.

همچنین، شکل ۳ ارتباط بین پارامترهای مدل (پنج پارامتر جدول ۱) به همراه ورودی های مدل (بارش و تبخیر و تعرق) را نشان می دهد. مدل Hymod نیز به دلیل دقت نسبتاً زیاد، سادگی، و نیز



شکل ۳. نمایش مدل مفهومی Hymod برگرفته از [28]

معیارهای مورد استفاده در این مدل برای بررسی عدم قطعیت فاکتور p (درصد قرارگیری داده های اندازه گیری شده در محدوده اطمینان ۹۵ درصد) و فاکتور d (ضخامت بانده ۹۵ درصد اطمینان تقسیم بر انحراف از معیار داده های اندازه گیری شده) است. در نتیجه، هرچه p فاکتور به صد در صد و d فاکتور به یک نزدیک تر باشد، نشان دهنده شبیه سازی مناسب تر است.

### نتایج

مدل Hymod توسط الگوریتم های فراکوشی مذکور (کلیه برنامه ها در زبان برنامه نویسی MATLAB

### معیارهای ارزیابی و سنجش مدل و ارزیابی

#### عدم قطعیت

برای ارزیابی و سنجش مدل از معیار ناش-ساتکلیف استفاده شد که معادله آن (معادله ۵) در زیر آمده است:

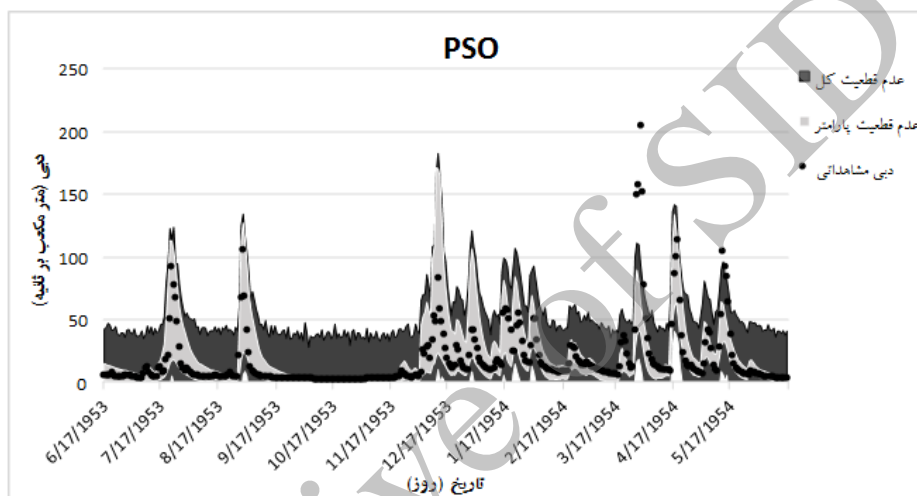
(۵)

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

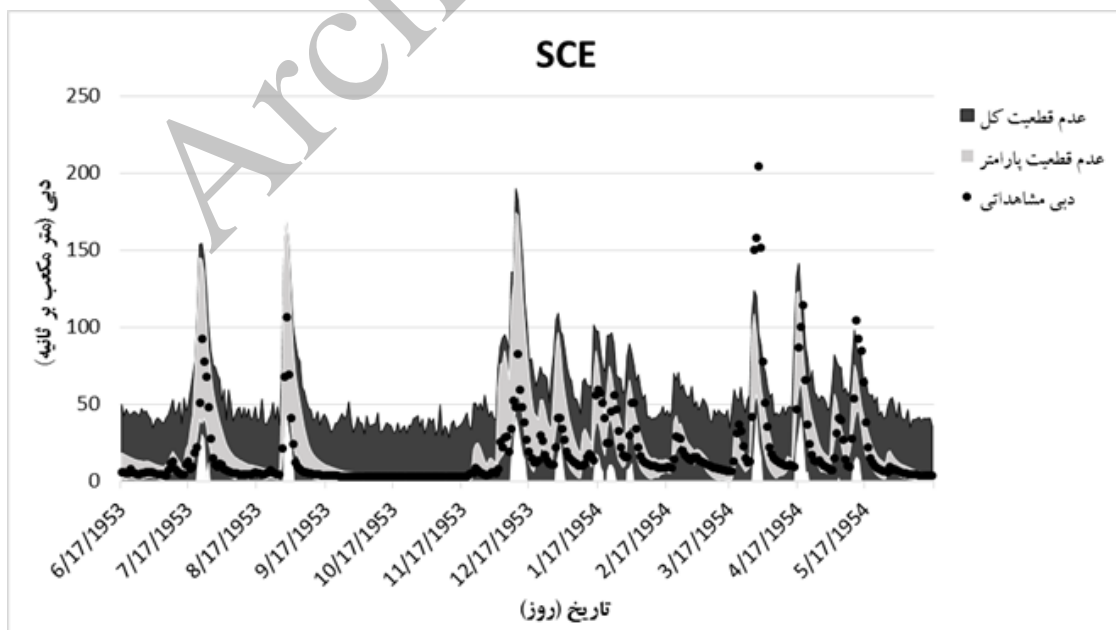
که در رابطه فوق  $Q_o$  دبی مشاهده ای،  $Q_s$  دبی شبیه سازی شده، و  $\bar{Q}_o$  میانگین دبی مشاهداتی است.

روزانه با مدل *Hymod* برای یک دوره پنج‌ساله (۱۹۵۲ - ۱۹۵۶) در مرحله واسنجی شبیه‌سازی شد. شکل‌های ۴ تا ۷ نتایج شبیه‌سازی دبی‌ها در بازه یک‌ساله از کل دوره واسنجی به همراه بازه اطمینان ۹۵ درصد برای هر یک از الگوریتم‌های مذکور را نشان می‌دهد. ذکر این نکته لازم است که عدم قطعیت کل در این شکل‌ها بر اساس بازه ۹۵ درصد اطمینان پارامتر محاسبه شده است [۲۸].

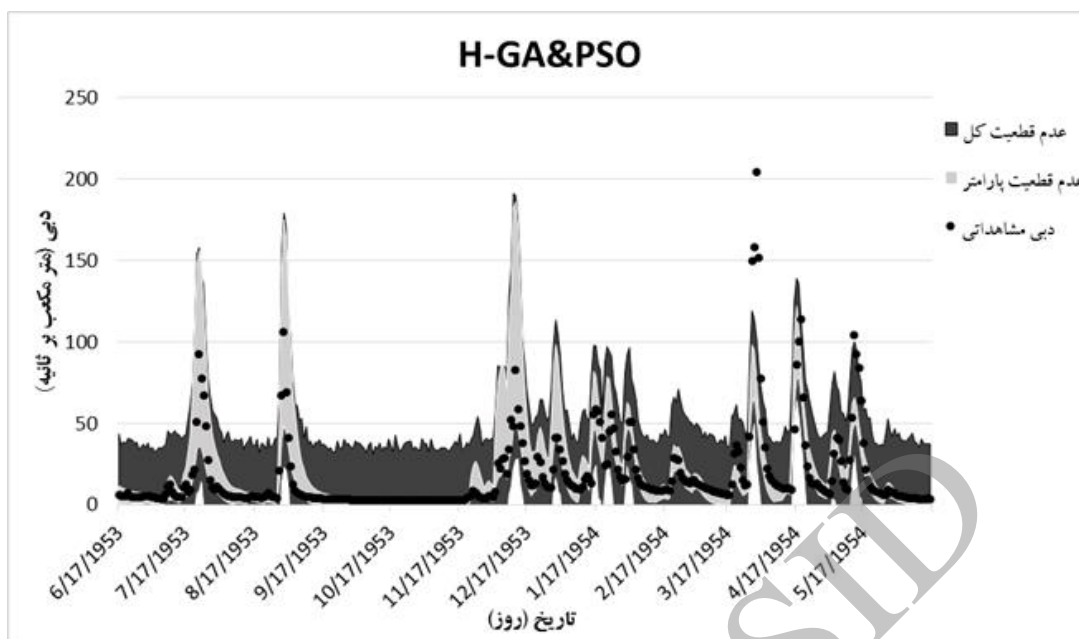
کدنویسی شده) سیصد بار اجرا شد؛ بدین ترتیب که نخست متغیرهای تصمیم (پارامترهای مدل) در محدوده مشخص شده به صورت تصادفی تولید شد. سپس، الگوریتم‌های فراکوشی اجرا شد، و سری پارامترهایی که ضریب ناش - ساتکلیف بالاتر از ۰٫۶۵ داشتند به عنوان سری پارامتر مناسب انتخاب شدند. سپس، برای سری پارامترهای مناسب محاسبه شده توسط هر یک از الگوریتم‌های فراکوشی مقادیر دبی



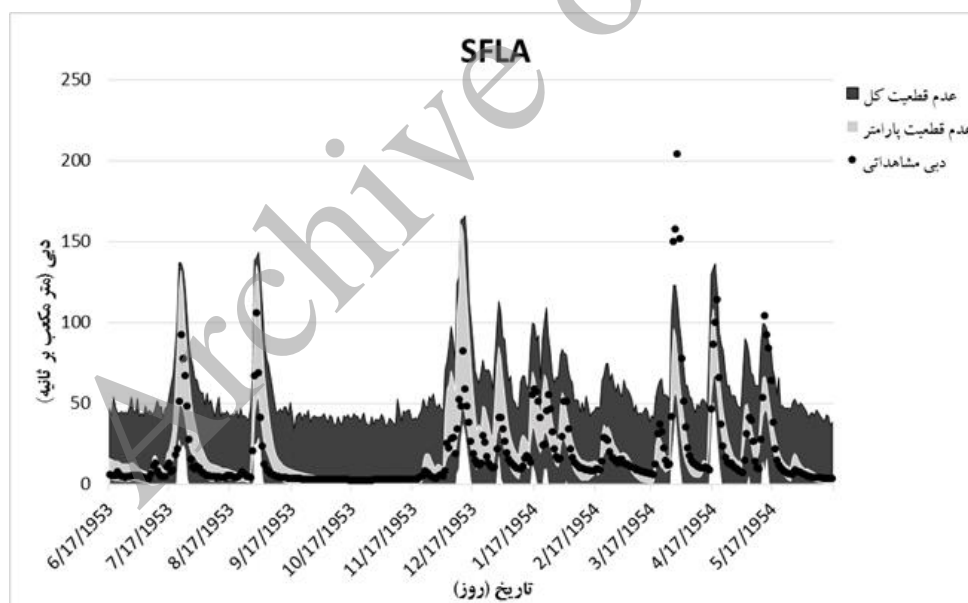
شکل ۴. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم PSO در بازه‌ای از دوره واسنجی



شکل ۵. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم SCE در بازه‌ای از دوره واسنجی



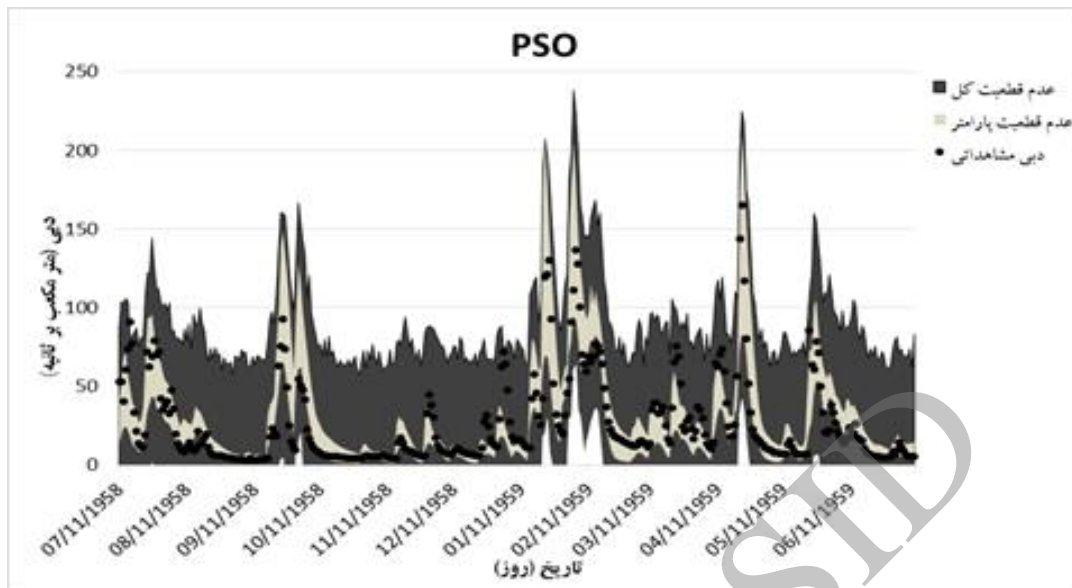
شکل ۶. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم H-GA&PSO در بازه‌ای از دوره واسنجی



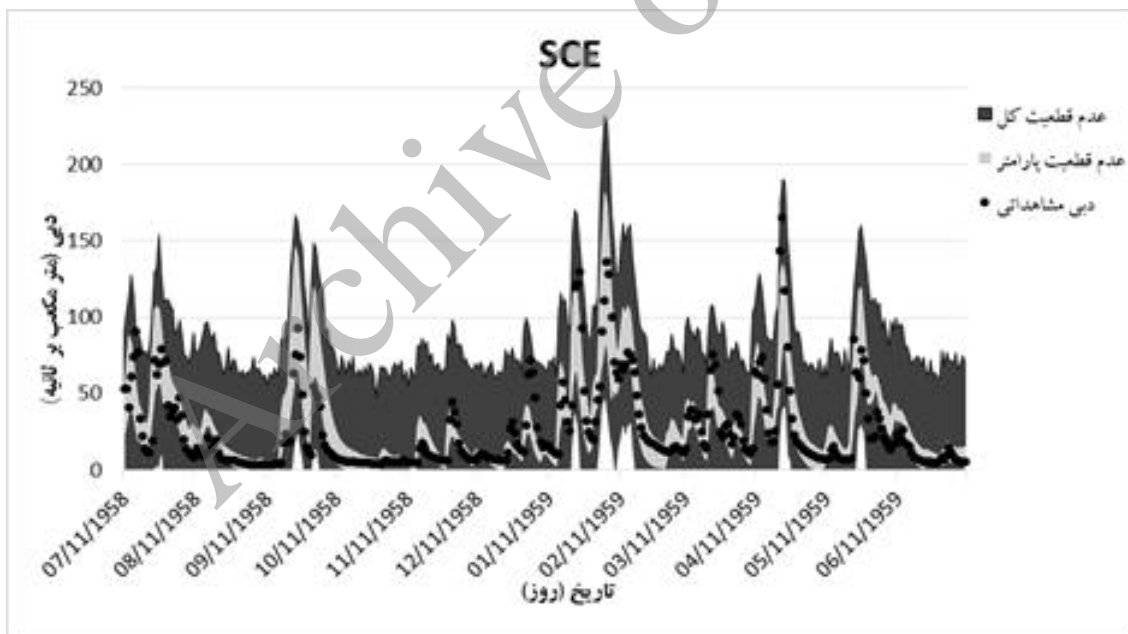
شکل ۷. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم SFLA در بازه‌ای از دوره واسنجی

بازه یکساله (۱۹۵۸/۰۷/۱۱ - ۱۹۵۹/۰۷/۱۱) دوره صحت‌سنجی به همراه بازه اطمینان ۹۵ درصد را برای هر یک از الگوریتم‌های مذکور نشان می‌دهد.

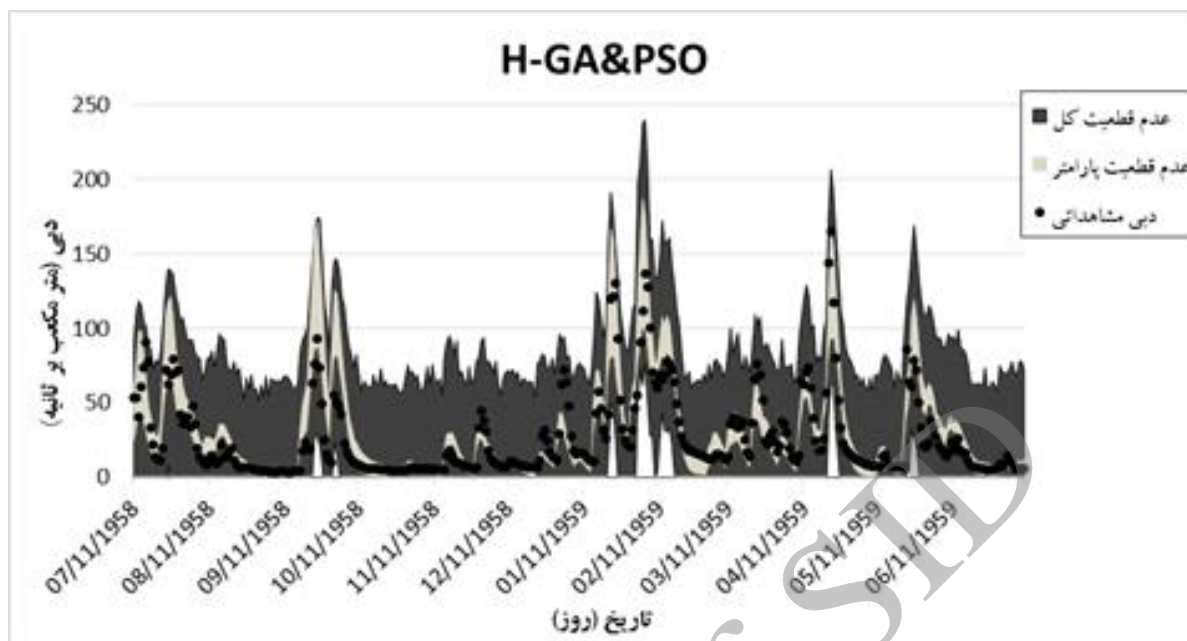
دوره صحت‌سنجی مدل نیز به مدت پنج سال (۱۹۵۷ - ۱۹۶۱) و با توجه به سری پارامترهای مناسب به‌دست‌آمده از مرحله واسنجی شبیه‌سازی شد. شکل‌های ۸ تا ۱۱ نتایج شبیه‌سازی دبی‌ها در



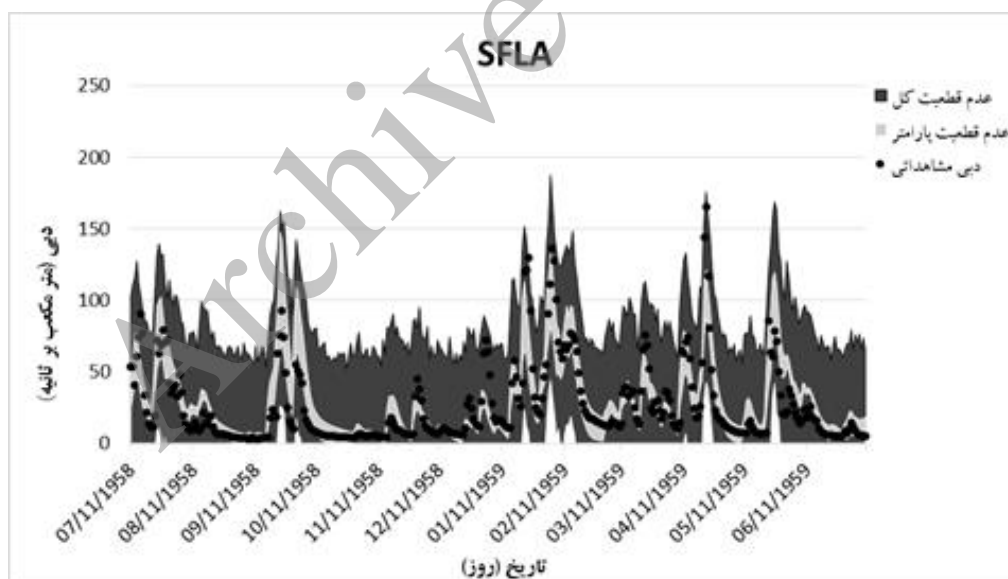
شکل ۸. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم PSO در بازه‌ای از دوره صحت‌سنجی



شکل ۹. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم SCE در بازه‌ای از دوره صحت‌سنجی



شکل ۱۰. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم H-GA&PSO در بازه‌ای از دوره صحت‌سنجی



شکل ۱۱. نمایش تخمین عدم قطعیت کل، عدم قطعیت پارامتر، و دبی مشاهداتی توسط الگوریتم SFLA در بازه‌ای از دوره صحت‌سنجی

جدول ۲. مقادیر معیارهای ارزیابی دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی مربوط به عدم قطعیت کل و پارامتر در روش‌های به‌کاررفته

عدم قطعیت پارامتر		عدم قطعیت کل		روش	مرحله
فاکتور d	فاکتور p	فاکتور d	فاکتور p		
۰,۴۵	۰,۶۷۳	۱,۷۴	۰,۹۷۷	PSO	واسنجی
۰,۴۲	۰,۶۱۴	۱,۷۳	۰,۹۶۹	SCE	
۰,۳۳	۰,۵۴۰	۱,۶۴	۰,۹۶۸	Hybrid-PSO&GA	
۰,۳۲	۰,۵۲۰	۱,۸۴	۰,۹۷۲	SFLA	
۰,۴۱	۰,۶۷۳	۱,۸	۰,۹۷۴	PSO	صحت‌سنجی
۰,۳۴	۰,۵۹۳	۱,۷۲	۰,۹۷۶	SCE	
۰,۲۹	۰,۵۴۵	۱,۷	۰,۹۷۰	Hybrid-PSO&GA	
۰,۲۹	۰,۵۳۶	۱,۶۳	۰,۹۷۵	SFLA	

این دو الگوریتم به دلیل دو فرایند - ۱. جست‌وجوی مستقیم، ۲. جست‌وجوی تصادفی - به طور هم‌زمان در فضای پارامتری، دارای برتری‌هایی به نسبت بقیه بودند و این ویژگی‌ها دلایلی برای بهتر بودن نتایجشان است [۳۵].

سرعت رسیدن به هم‌گرایی (پاسخ بهینه) الگوریتم‌های مورد بحث در این مطالعه تقریباً با هم برابر است و تفاوت زیادی با یکدیگر ندارند. دلیل اصلی آن تعداد کم پارامترهاست (طبق تحقیق [۲۶])، زیرا، بر اساس یافته‌های تحقیق مذکور، سرعت رسیدن به هم‌گرایی SCE در مدل‌هایی با تعداد پارامتر زیاد (بیشتر از پنج پارامتر) کمتر از سایر روش‌های بهینه‌سازی فراکاوشی است، ولی در مدلی همچون Hymod با پنج پارامتر همه الگوریتم‌ها در زمانی تقریباً برابر به هم‌گرایی می‌رسند. در این تحقیق الگوریتم H-GA&PSO به طور نسبی سریع‌تر از بقیه به هم‌گرایی رسید؛ دلیل آن نیز استفاده از ویژگی‌ها و توانایی‌های هم‌زمان دو روش GA و PSO است (طبق تحقیق [۱۹]).

جدول ۲ مقادیر معیارهای ارزیابی (فاکتور p و فاکتور d) برای نتایج به‌دست‌آمده از عدم قطعیت توسط هر یک از الگوریتم‌های فراکاوشی را در هر دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

جدول فوق نشان می‌دهد که الگوریتم‌های PSO و SCE دارای فاکتور p بالاتری (مربوط به عدم قطعیت پارامتر) نسبت به الگوریتم‌های H-GA&PSO و SFLA در هر دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی‌اند؛ در حالی که بر اساس فاکتور d در هر چهار روش، اعداد نزدیک به هم دارند. بنابراین، از این حیث نسبت به همدیگر برتری ندارند. همچنین، مقادیر فاکتورهای مذکور در ستون عدم قطعیت کل نیز در چهار الگوریتم و برای هر دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی شبیه به هم است. نتایج نشان از کارایی نسبی بیشتر دو روش اول در تعیین سری پارامتر بهینه در مدل بارش - رواناب روزانه Hymod داشت. تقریباً در بیشتر مطالعات مرتبط (کاربرد الگوریتم PSO و SCE در واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی) چنین نتیجه‌ای گرفته شده است [۹، ۲۳، ۳۳، ۳۵، ۳۶]. عموماً



مدل‌های شبیه‌سازی با تعداد پارامترهای متفاوت نیاز است. با بررسی نتایج و جداول معیارهای ارزیابی به طور کلی می‌توان دو روش *SCE* و *PSO* را تا حدودی مناسب‌تر از دو روش دیگر ارزیابی کرد. خاصیت بهینه‌یابی مستقیم هم‌زمان با انتخاب تصادفی مقادیر پارامترها از فضای ممکن این دو روش را تا حدودی کارتر از بقیه کرده است. نتیجه حاضر از این حیث دارای اهمیت است که توانایی‌های بالای الگوریتم *SCE* را، که به طور اختصاصی نخستین بار نیز برای واسنجی یک مدل هیدرولوژیکی توسعه یافته بود، ثابت می‌کند. همچنین، از حیث مقایسه، با نتایج مطالعه‌ای [۲۶]، که تحقیق خود را درباره مقایسه چند روش انجام دادند، هماهنگ است و طبق گفته این محققان [۲۶]، در مدل‌های شبیه‌سازی با تعداد کم پارامتر *SCE* روشی مناسب است. الگوریتم *H-GA&PSO* به طور نسبی سریع‌تر از بقیه به هم‌گرایی رسید؛ دلیل آن کاربرد ویژگی‌ها و توانایی‌های هم‌زمان دو روش *GA* و *PSO* است. در نهایت و با فرض یکسانی نتایج همه الگوریتم‌ها، لزوم استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه، که بتواند معیارها و توابع مختلف هدف با اهداف متضاد (مانند *p-factor* و *d-factor*) را برآورده سازد پیشنهاد می‌شود.

در نهایت، با توجه به نتایج تقریباً یکسان همه الگوریتم‌ها، لزوم استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه، که بتواند معیارها و توابع مختلف هدف با اهداف متضاد (مانند *p-factor* و *d-factor*) را برآورده سازد، بیش از پیش نمایان می‌شود [۲۲].

### بحث و نتیجه‌گیری

با توجه به اینکه مشکل اصلی در استفاده از مدل‌های حوضه آبریز تعداد نسبتاً زیاد پارامترها، فقدان درک فیزیکی از آن‌ها، و در واقع واسنجی این پارامترهاست، در این مطالعه از چهار الگوریتم بهینه‌سازی *PSO*، *SCE*، *H-GA&PSO* و *SFLA* در تحلیل عدم قطعیت در برآورد سری پارامتر بهینه مدل بارش-رواناب *Hymod* در حوضه رودخانه لیف در آمریکا در دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی استفاده شد. مرحله واسنجی این مدل به ازای پنج سال داده‌های دبی روزانه انجام گرفت و پس از مرحله واسنجی با استفاده از مشاهدات مستقل و به‌کارگرفتن سری پارامترهای مناسب بازگردانده از دوره واسنجی صحت مدل تأیید شد.

هرچند با مقایسه چند روش عدم قطعیت (الگوریتم‌های بهینه‌سازی) مورد استفاده در این تحقیق نمی‌توان به طور قطع درباره برتری روشی خاص اظهار نظر کرد، برای این منظور به بررسی‌های مکملی در شرایط آب و هوایی مختلف و برای



## References

- [1] Bates, B.C. and Campbell, E.P. (2001). A Marcov Chain Monte Carlo Scheme for Parameter Estimation and Inference in Conceptual Rainfall-Runoff Modeling, *Water Resource Research*, 37(4).
- [2] Beven, K.J. and Binley, A. (1993). The Future of Distributed Models: Model Calibration and Uncertainty Prediction, *Hydrological Process*, 6(3), 279-298.
- [3] Beven, K.J. and Freer, J. (2001). Equifinality, Data Assimilation and Uncertainty Estimation in Mechanistic Modeling of Complex Environmental Systems Using the GLUE Methodology, *Journal of Hydrology*, 249, 11-29.
- [4] Binley, A.M., Beven, K.J., Calver, A., and Watts, L.G. (1991). Changing Responses in Hydrology: Assessing the Uncertainty in Physically Based Model Predictions, *Water Resources Research*, 27(6), 1253-1261.
- [5] Boyle, D.P. (2000). Multicriteria calibration of hydrologic models. Ph.D. Dissertation, Department of Hydrology and Water Resources, University of Arizona, Tucson.
- [6] Boyle, D.P., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (2000). Toward improved calibration of hydrological models: Combining the strengths of manual and automatic methods, *Water Resource Research*, 36, 3663-3674.
- [7] Borhani Darian, A.R. and Farahmandfar, Z. (2011). Calibration of Rainfall-runoff models using MBO algorithm, *The Iranian Society of Irrigation and Water Engineering*, 1(4), 60-71.
- [8] Campbell, E.P., Cox, D.R. and Bates, B.C. (1999). A Bayesian approach to parameter estimation and pooling in nonlinear flood event models, *Water Resource Research*, 35(1).
- [9] Chang, J.X., Bai, T., Huang, Q. and Yang, D.W. (2013). Optimization of Water Resources Utilization by PSO-GA, *Water Resources Management*, 1-16.
- [10] Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V.K. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models, *Water Resource Research*, 28(4), 1015-1031.
- [11] Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V.K. (1993). Shuffled Complex Evolution approach for effective and efficient global optimization, *Journal of Optimization Theory and Application*, 76(3), 501-521.
- [12] Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V.K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibration watershed models, *Journal of Hydrology*, 185, 265-284.
- [13] Eusuff, M. and Lansey, K. (2003). Optimization of Water Distribution Network Design Using the Shuffled Frog Leaping Algorithm, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 129(3), 210-225.
- [14] Eusuff, M., Lansey, K. and Pasha, F. (2006). Shuffled frog-leaping algorithm: a memetic meta-heuristic for discrete optimization, *Engineering Optimization*, 38(2), 129-154.
- [15] Fan, S.K.S., Liang, Y.C. and Zahara, E. (2006). A genetic algorithm and a particle swarm optimizer Hybridized with Nelder-Mead simplex search, *Computer and Industrial, Engineering*, 50, 401-425.
- [16] Freer, J., Beven, K.J. and Ambrose, B. (1996). Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach, *Water Resource Research*, 32, 2161-2173.
- [17] Heidari, A., Saghafian, B. and Maknoon, R. (2005). Flood hydrograph simulation considering input uncertainty of rainfall-runoff models, *Journal of Esteghlal*, 23(2), 93-111.

- [18] Heidari, A., Saghafian, B. and Maknoon, R. (2006). Assessment of flood forecasting lead time based on generalized likelihood uncertainty estimation, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 20(5), 363-380.
- [19] Kao, Y.T. and Zahara, E. (2007). A hybrid genetic algorithm and a particle swarm optimization for multimodal functions, *Applied Soft Computing*, 8(2), 849-857.
- [20] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization, *Proc. Of the International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, IEEE, Piscataway, pp. 1942-1948.
- [21] Kuczara, G. and Parent, E. (1998). Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: The Metropolis algorithm, *Journal of Hydrology*, 211, 69-85.
- [22] Madsen, H., Wilson, G. and Ammentorp, H.C. (2002). Comparison of different automated strategies for calibration of rainfall-runoff models, *Journal of Hydrology*, 261, 48-59.
- [23] Matott, L.S., Tolson, B.A. and Asadzadeh, M. (2012). A benchmarking framework for simulation-based optimization of environmental models, *Environmental Modelling and Software*, 35, 19-30.
- [24] Misirli, F. (2003). Improving efficiency and effectiveness of Bayesian recursive parameter estimation for hydrologic models, Ph.D. dissertation, Dep. Of Hydrology, And Water Research, Univ. of Ariz., Tucson.
- [25] Qaderi, K., Mohammad Vali Samani, J., Eslami, H.R. and Saghafian, B. (2006). Automatic calibration of a rainfall-runoff model using SCE optimization method, *Iran Water Resources Research*, 2(2), 39-52.
- [26] Shawn, M., Beth, H., Camden, R., Christine, B. and Shirmin, A. (2013). Telescoping strategies for improved parameter estimation of environmental simulation models, *Computers and Geosciences*, 60, 156-167.
- [27] Van Griensven, A. and Meixner, T. (2007). A global and efficient multi-objective auto-calibration and uncertainty estimation method for water quality catchment models, *Journal of Hydroinformatics*, 9(4), 277-291.
- [28] Vrugt, J., Ter Braak, C., Gupta, H. and Robinson, B. (2009). Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling, *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 1-3.
- [29] Vrugt, J.A., Bouten, W., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (2002). Toward improved identifiability of hydrologic model parameters: The information content of experimental data, *Water Resource Research*, 38(12), 1312.
- [30] Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W. and Sorooshian, S. (2003). A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters, *Water Resource Research*, 39(8), 1201.
- [31] Wang, F. and Qiu, Y. (2005). A modified particle swarm optimizer with roulette selection operator, *Proc, Nat, Lang, Process, Knowl, Eng*, 765-768.
- [32] Wagener, T., Boyle, D.P., Lees, M.J., Wheater, H.S., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (2001). A framework for development and application of hydrologic models, *Hydrology Earth System Science*, 5(1), 13-26.
- [33] Wu, Y., Liu, S., Li, Z., Dahal, D., Young, C.J., Schmidt, G.L. and Oeding, J. (2013). Development of a generic auto-calibration package for regional ecological modeling and application in the Central Plains of the United States, *Ecological Informatics*.
- [34] Yapo, P.O., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (1998). Multi-objective global optimization for hydrologic models, *Journal of Hydrology*, 204, 83-97.
- [35] Zhang, X., Srinivasan, R., Zhao, K. and Van Liew, M. (2009). Evaluation of global optimization

algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model, *Hydrological Process*, 23(3), 430-441.

- [36] Zhang, X., Srinivasan, R., Arnold, J., Izaurralde, R.C. and Bosch, D. (2011). Simultaneous calibration of surface flow and baseflow simulations: a revisit of the SWAT model calibration framework, *Hydrological Processes*, 25(14), 2313-2320.

Archive of SID