



دانشگاه گواران و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و هفتم، شماره پنجم، ۱۳۹۹

۲۵-۴۵

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2020.17856.3344

مقاله کامل علمی - پژوهشی

## بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی SWAT با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی تطبیقی متروپولیس (DREAM-ZS)

\*امیرحسین آقاخانی افشار<sup>۱</sup>، یوسف حسن‌زاده<sup>۲</sup> و علی فرخی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانش‌آموخته دکتری تخصصی عمران، گرایش سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز،

<sup>۲</sup>گروه مهندسی آب، قطب علمی هیدروانفورماتیک، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز،

<sup>۳</sup>دستیار پژوهشی، گروه مهندسی عمران، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۱/۱۳؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۰۵

### چکیده

**سابقه و هدف:** کمی‌سازی عدم قطعیت‌های پارامترهای مدل‌های هیدرولوژیکی نقش اساسی در مدیریت منابع آب ایفا می‌کند و امری چالش‌برانگیز است که به علت تعداد زیاد پارامترها و نبود درک فیزیکی مناسبی از آن‌ها، این مدل‌ها در مرحله واسنجی با مشکل مواجه می‌شوند. با توجه به اهمیت منابع آبی در کشور و ضرورت بررسی عدم قطعیت به منظور دستیابی به نتایج قابل اعتماد، هدف از این پژوهش، بررسی، شناسایی و کمی‌سازی عدم قطعیت پارامترها ابزار ارزیابی خاک و آب (SWAT) و عملکرد آن‌ها جهت پیش‌بینی رواناب حوضه آبخیز رودخانه کشف رود به عنوان یک حوضه بزرگ مقیاس نیمه‌خشک در شمال شرق ایران با استفاده از یک روش شبیه‌سازی مبتنی بر زنجیره مونت کارلو زنجیر مارکوف بنام الگوریتم تکامل تفاضلی تطبیقی متروپولیس (DREAM-ZS) می‌باشد.

**مواد و روش‌ها:** جهت ارزیابی عدم قطعیت از میان ۲۹ پارامتر موجود تنها ۲۰ پارامتر بر مبنای روش تحلیل حساسیت منطقه‌ای (RSA) به عنوان پارامترهای حساس انتخاب و بررسی شدند. به منظور بهینه‌سازی مدل و کمی‌سازی عدم قطعیت پارامترها، از سناریوهای S1 (سناریوی اول) و S2 (سناریوی دوم) که متعلق به الگوریتم DREAM-ZS می‌باشند، استفاده گردید. در بررسی انجام شده محدوده‌های پارامترهای پیشین در سناریوی S1 به کمک واسنجی نهایی محدوده پارامترها در نرم‌افزار SWAT-CUP و الگوریتم SUFI-2 تعیین گردید و محدوده‌های پیشین در سناریوی S2 با استفاده از یک رویکرد ترکیبی بین محدوده‌های پارامترهای پیشین در برنامه SWAT-CUP و محدوده‌های پسین در سناریوی S1 تعیین گردید. در این پژوهش، تابع درست‌نمایی حداقل مربعات استاندارد (SLS)، جهت واسنجی مدل هیدرولوژیکی SWAT مورد استفاده قرار گرفت. هم‌چنین، جهت بررسی عملکرد عدم قطعیت مدل در دو سناریوی اشاره شده از معیارهای ارزیابی شامل فاکتور P، فاکتور d، ناش-ساتکلیف (NS)، شاخص عدم قطعیت کل (TUI) و دامنه انحراف میانگین (ADA) استفاده گردید.

\* مسئول مکاتبه: a.s.a.a.6269@gmail.com

یافته‌ها: نتایج معیارهای ارزیابی  $P$ ،  $d$ ،  $NS$ ،  $TUI$  و  $ADA$  نشان داد که سناریوی  $S2$  نسبت به سناریوی  $S1$  در کاهش عدم قطعیت‌های پیش‌بینی از عملکرد بهتری برخوردار است. براساس سناریوی  $S1$ ، ضریب  $NS$  از  $0/054$  تا  $0/072$  حاصل گردید، درحالی‌که در سناریوی  $S2$  مقدار این ضریب از  $0/63$  تا  $0/78$  به دست آمده است. شاخص  $TUI$  برای عدم قطعیت کل محدوده  $0/2$  تا  $0/6$  و  $0/22$  تا  $0/66$  به ترتیب برای سناریوهای  $S1$  و  $S2$  حاصل گردید. در ادامه نتایج شبیه‌سازی‌های  $S1$  و  $S2$  نشان داد که برای عدم قطعیت پارامترها ضریب ارزیابی  $TUI$  در محدوده‌های  $0/63$  تا  $0/94$  برای سناریوی  $S1$  و از  $0/74$  تا  $1/22$  برای سناریوی  $S2$  می‌باشد. در نهایت شاخص  $ADA$  نیز برای عدم قطعیت کل برابر  $0/098$  و  $0/445$  به ترتیب برای سناریوهای  $S1$  و  $S2$  حاصل گردید، درحالی‌که با توجه به شبیه‌سازی‌های  $S1$  و  $S2$ ، شاخص  $ADA$  برای عدم قطعیت پارامترها به ترتیب برابر  $0/098$  و  $0/451$  برای سناریوهای  $S1$  و  $S2$  به دست آمد.

**نتیجه‌گیری:** الگوریتم DREAM-ZS راندمان واسنجی مدل را بهبود بخشید و منجر به ارائه مقادیر واقعی‌تری از پارامترهای شبیه‌سازی رواناب توسط مدل SWAT در حوضه رودخانه کشف رود می‌گردد.

**واژه‌های کلیدی:** الگوریتم DREAM-ZS، تجزیه و تحلیل عدم قطعیت، واسنجی چند ایستگاه، SWAT

#### مقدمه

اغلب رودخانه‌هایی که در حوضه‌های آبخیز بزرگ مقیاس کوهستانی واقع شده‌اند، به عنوان منابع مهمی از آب قابل دسترس قلمداد می‌شوند که به طور قابل توجهی بر رژیم‌های هیدرولوژیکی در مناطق پائین دست تأثیر می‌گذارند. از طرف دیگر، مدیریت یکپارچه حوضه رودخانه‌هایی با مقیاس بزرگ نیاز به یک مدل‌سازی هیدرولوژیکی جامع دارد. به همین منظور تعداد قابل توجهی از مدل‌های توزیعی و یکپارچه جهت تحلیل و مدیریت حوضه‌های آبخیز توسعه پیدا کرده‌اند که از بین این مدل‌ها، ابزار ارزیابی آب و خاک ( $SWAT^1$ ) به عنوان یک مدل نیمه‌توزیعی به طور متداول جهت ارزیابی فرآیندهای هیدرولوژیکی در حوضه‌های آبخیز بزرگ مقیاس مورد استفاده قرار می‌گیرد (۱، ۲، ۳، ۴ و ۱۰). مدل SWAT براساس مشخصات فیزیکی حوضه‌های آبخیز پایه‌ریزی شده

است و مقادیر صحیح پارامترها را نمی‌تواند به طور مستقیم برآورد نماید. بنابراین، قابل کاربرد بودن مدل متکی بر مقادیر پارامترهایی است که باید از طریق یک رویکرد مدل‌سازی معکوس و به کمک فرآیند واسنجی برآورد شوند (۷، ۸، ۱۱، ۱۲، ۱۳ و ۲۱). جهت فرموله کردن مسائل مدل‌سازی معکوس برای تحلیل عدم قطعیت در مدل‌های مختلف حوضه‌های آبخیز، چارچوب‌های بیزی غیرصریح<sup>۲</sup> و صریح<sup>۳</sup> توسعه یافته‌اند. رویکردهای بیزی صریح از مفروضات آماری مناسب استفاده می‌کنند و توابع درست‌نمایی قابل اعتمادی را به منظور تخمین تابع چگالی احتمالی پسین<sup>۴</sup> پارامترهای مدل و همچنین عدم قطعیت پیش‌بینی کل به کار می‌برند (۲۱ و ۲۳). الگوریتم‌های مونت کارلوی زنجیره مارکوف ( $MCMC^5$ ) نمونه‌هایی

- 2- Informal
- 3- Formal
- 4- Probability Density Function
- 5- Markov Chain Monte Carlo

- 1- Soil and Water Assessment Tool

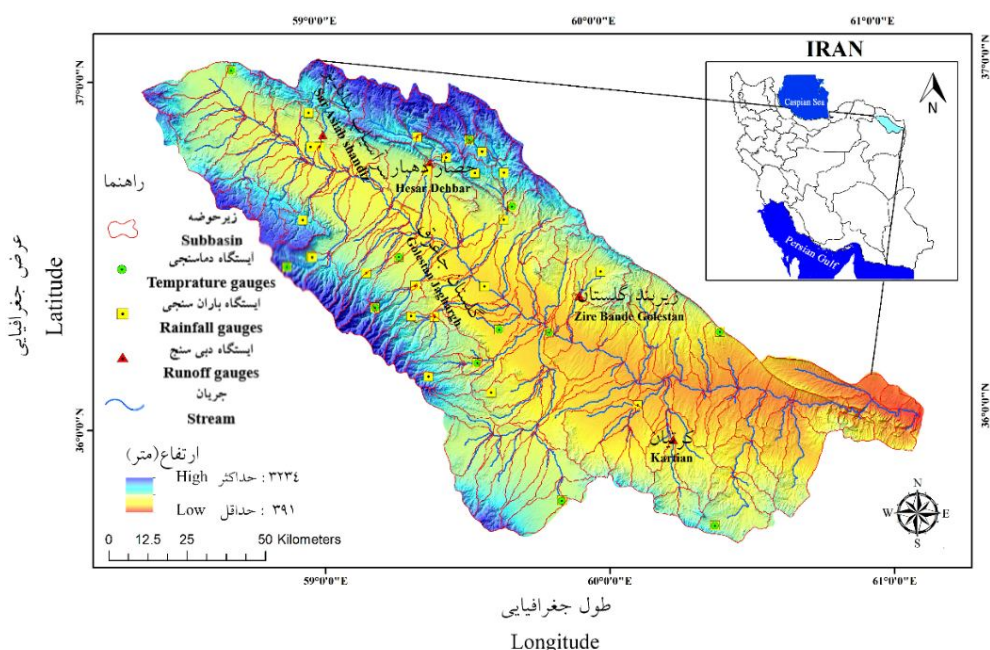
## مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و مجموعه داده‌ها: منطقه مورد مطالعه حوضه آبخیز رودخانه کشف رود با وسعت ۱۶۸۷۰ کیلومتر مربع بزرگ‌ترین حوضه استان خراسان رضوی است. حوضه مطالعاتی تقریباً بین عرض جغرافیایی  $35^{\circ} 35'$  تا  $37^{\circ} 07'$  شمالی و طول جغرافیایی  $58^{\circ} 15'$  تا  $61^{\circ} 13'$  شرقی واقع شده است. طول، ارتفاع و شیب متوسط حوضه به ترتیب ۲۸۵ کیلومتر، ۱۸۴۶ متر و  $7/4\%$  است. در این مطالعه، مدل رقومی-ارتفاعی (DEM<sup>۳</sup>) از مرکز نقشه‌برداری ملی ایران تهیه شده است. همچنین، نقشه کاربری اراضی و نقشه خاک به ترتیب از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای سنجنش از راه دور هند (IRS<sup>۴</sup>) و اداره منابع طبیعی و آبخیزداری تهیه گردید. داده‌های اقلیمی روزانه، از ۳۴ ایستگاه باران‌سنجی و ۱۲ ایستگاه دماسنجی موجود در حوضه می‌باشند، که از سازمان هواشناسی ایران در بازه ۱۹۹۲ تا ۲۰۱۱ فراهم شده است. ایستگاه‌های سنجنش رواناب شامل ۵ ایستگاه سرآسیاب شانديز، زیر بند گلستان، گلستان جاغرق، حصار دهبار و کرتیان است که اطلاعات داده‌های ماهانه آن‌ها از شرکت مدیریت منابع آب تهیه شده است. موقعیت جغرافیایی منطقه مطالعاتی، ایستگاه‌های هواشناسی و اندازه‌گیری رواناب در شکل ۱ ارائه شده است.

از رویکردهای بیزی صریح می‌باشند که یکی از راه‌های بررسی عدم قطعیت در مدل‌های هیدرولوژیکی می‌باشند (۹ و ۲۰) و از رایج‌ترین آن‌ها الگوریتم تکامل تفاضلی تطبیقی متروپولیس (DREAM-ZS)<sup>۱</sup> است که منشأ اصلی آن الگوریتم DREAM می‌باشد (۲۴). این الگوریتم اخیراً به منظور واسنجی و تحلیل عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی به کاررفته است (۷ و ۱۳). به منظور تولید نقاط منتخب برای زنجیره‌های انفرادی، الگوریتم DREAM-ZS از نمونه‌برداری‌هایی که از وضعیت‌های گذشته صورت پذیرفته است، استفاده می‌کند. این الگوریتم دارای چندین مزیت است. اولاً، تنها سه زنجیر موازی جهت نمونه‌برداری پسین مورد نیاز است که بنابراین زمان برای تولید این پارامترها کاهش می‌یابد. دوماً، نسبت به الگوریتم DREAM به توابع ارزیابی کم‌تری برای همگرایی به محدوده توزیع مناسب نیاز دارد. سوماً، از یک جستجوگر بهنگام‌کننده<sup>۲</sup>، که جهش‌هایی را از طریق بهنگام‌سازی در جهت موازی تولید می‌کند و سبب افزایش تنوع در نقاط منتخب می‌گردد، بهره می‌برد. بنابراین در این پژوهش از این الگوریتم برای واسنجی و تحلیل عدم قطعیت و برآورد پارامترهای مدل استفاده می‌گردد. هدف این پژوهش مقایسه قابلیت‌های دو سناریوی الگوریتم DREAM-ZS در تحلیل عدم قطعیت ایستگاه‌های چندگانه رواناب در مدل هیدرولوژیکی SWAT به‌طور هم‌زمان و با استفاده از شاخص‌های ارزیابی جدید در حوضه آبخیز کشف رود به‌عنوان یک حوضه آبخیز کوهستانی است که در کارهای تحقیقاتی قبلی گزارش نشده است (۱۳، ۲۱ و ۲۲).

3- Digital Elevation Model  
4- Indian Remote Sensing

1- Differential Evolution Adaptive Metropolis  
2- Snooker Updater



شکل ۱- نقشه موقعیت منطقه مطالعاتی.

Figure 1. Location map of the study area.

رویکرد بیزی صریح (DREAM-ZS): الگوریتم DREAM-ZS به منظور برآورد تابع چگالی احتمال (PDF) پسین پارامترها توسعه یافته است. در این الگوریتم حرف Z معرف نمونه برداری از حالت گذشته و حرف S نشانگر یکپارچه‌ای از بروزرسان جستجوگر می‌باشد (۱۲). جهت بررسی همگرایی زنجیره جهت تولید توزیع پسین پارامترها، از آماره R که توسط گل‌من و رابین<sup>۴</sup> پیشنهاد شده است و به معیار گل‌من-رابین معروف است، استفاده می‌گردد (۶):

$$R = \sqrt{\frac{g-1}{g} \frac{q+1}{q} \frac{B}{q.g.W}} \quad (1)$$

که در آن، g، q، w و B/g به ترتیب طول، تعداد زنجیره‌های مارکف، میانگین واریانس و واریانس بین زنجیره‌های متوالی می‌باشند. توزیع پسین پارامترها

مدل ارزیابی آب و خاک (SWAT): مدل SWAT یک مدل مفهومی نیمه توزیعی برای حوضه‌های آبخیز در مقیاس بزرگ است که زیرحوضه‌ها را به واحدهای واکنش هیدرولوژیک (HRU<sup>۱</sup>) تقسیم بندی می‌کند و در هر یک از آنها ویژگی‌های خاک، توپوگرافی، پوشش و کاربری اراضی تغییرات چشمگیری نداشته و تقریباً ثابت می‌باشند (۳). در این مدل فرآیندهای بیلان آب با مؤلفه‌های ذوب شدن برف، نفوذ، تبخیر، جذب گیاه، جریان جانبی، جریان آب زیرزمینی و نیز روندیابی کانال نشان داده می‌شود (۱۶). در این پژوهش، رواناب سطحی از روش اصلاح شده شماره منحنی سرویس حفاظت خاک (SCS-CN<sup>۲</sup>)، تبخیر و تعرق بالقوه (PET) از روش هارگریوز و جهت روندیابی جریان از روش ماسکینگ‌گام به دست آمده‌اند (۲۲).

3- Probability Density Function  
4- Gelman and Rubin

1- Hydrologic Response Unit  
2- Soil Conservation Service Curve Number

$$p(\theta|Y) = \frac{P(\theta) \times P(Y|\theta)}{P(Y)} \propto p(\theta) \times L(\theta|Y) \quad (4)$$

که در آن،  $P(\theta)$  توزیع پیشین<sup>۳</sup>،  $L(\theta|Y) \equiv P(Y|\theta)$  معرف تابع درست‌نمایی  $\theta$  بوده که مقدار آن نشان‌دهنده میزان نزدیکی خروجی مدل و مقادیر واقعی می‌باشد،  $P(Y)$  فاکتور همسان‌سازی بوده و بیانگر چگونگی توزیع داده‌های مشاهداتی است که مستقل از پارامترها بوده و در برآورد درست توزیع پسین به صورت ضرب تناسب به کار می‌رود، در برخی موارد فاکتور همسان‌سازی را می‌توان نادیده گرفت که در این صورت  $P(\theta|Y)$  متناسب با حاصل ضرب  $P(\theta)$  در  $L(\theta|Y)$  است. در یک مدل هیدرولوژیکی، پارامترها، عدم قطعیت‌ها و تحلیل‌های آماری باید با یک تابع درست‌نمایی مناسب محاسبه گردند. بنابراین، الگوریتم DREAM-ZS با روش استاندارد حداقل مربعات (SLS<sup>۴</sup>) به‌عنوان یک روش تابع درست‌نمایی با فرضیاتی مانند مستقل و هم واریانس بودن خطاهای باقیمانده و داشتن توزیع نرمال در آن‌ها با میانگین صفر ترکیب شده است (۵ و ۱۹):

$$L(\theta_i|Y) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[\frac{e(\theta)_i}{\sigma}\right]^2\right\} \quad (5)$$

برای به کمیت درآوردن اثر عدم قطعیت پارامترهای مدل در عدم قطعیت پیش‌بینی، میزان عدم قطعیت پیش‌بینی را به صورت بازه‌های اطمینان ۹۵ درصد بیان می‌کنند. به طوری که پیش‌بینی‌های مدل که براساس خروجی متناظر با pdf پسین پارامترها است محاسبه شده (به‌ازای اجرای مدل توسط هرکدام از نمونه‌هایی که در ساخت توزیع پسین پارامترها به‌کاررفته) و سپس بازه اطمینان ۹۵ درصد پیش‌بینی مدل با محاسبه چندک‌های ۲/۵ درصد پائینی و ۹۷/۵

زمانی حاصل می‌گردد که مقادیر این معیار کوچک‌تر یا مساوی ۱/۲ باشد (۲۴). پس از همگرایی، پارامترهای متناظر با ۲۰٪ انتهای زنجیره جهت ارزیابی عدم قطعیت و تخمین مقادیر آماری توزیع پسین<sup>۱</sup> پارامترها استخراج می‌گردند (۶ و ۱۲).  
عدم قطعیت پارامترها و عدم قطعیت کل: مؤلفه رواناب که توسط مدل SWAT شبیه‌سازی می‌شود را می‌توان به شکل زیر نمایش داد:

$$Y = f(\theta, \varphi, \bar{X}) \quad (2)$$

که در آن،  $Y$  برداری از خروجی‌های مدل و یا پیش‌بینی‌ها ( $N \times 1$ )،  $\theta$  برداری از مجموعه پارامترهای مجهول مدل با بعد  $d$ ،  $\varphi$  نشان‌دهنده شرایط اولیه و  $\bar{X}$  ماتریسی از داده‌های ورودی مشاهداتی است. مجموعه پارامترها ( $\theta$ ) از طریق به حداقل رساندن خطاهای باقیمانده  $e(\theta)$  که شامل تفاوت بین پیش‌بینی مدل ( $Y$ ) و خروجی داده‌های مشاهداتی ( $\hat{Y}$ ) است، واسنجی و محدوده بهینه‌شده‌ای از آن‌ها تعیین می‌گردد. خطاهای باقیمانده به‌عنوان یک مدل آماری می‌تواند در گام زمانی  $t$  به شکل رابطه زیر تعریف گردند:

$$e(\theta) = \hat{Y}_t - Y \quad (3)$$

فرض می‌شود که خطاهای باقیمانده در مدل هیدرولوژیکی مستقل در نظر گرفته می‌شوند و دارای توزیعی با میانگین صفر و واریانس ثابت ( $N(0, \sigma^2)$ ) می‌باشند (۲۱). پارامترهای مجهول مدل مانند متغیرهای تصادفی، تابع چگالی پسین (pdf) و  $p(\theta|Y)$  (رابطه بین مدل و داده‌ها) تحت قانون بیز<sup>۲</sup> به شکل زیر توصیف شده است (۵):

3- Prior Distribution

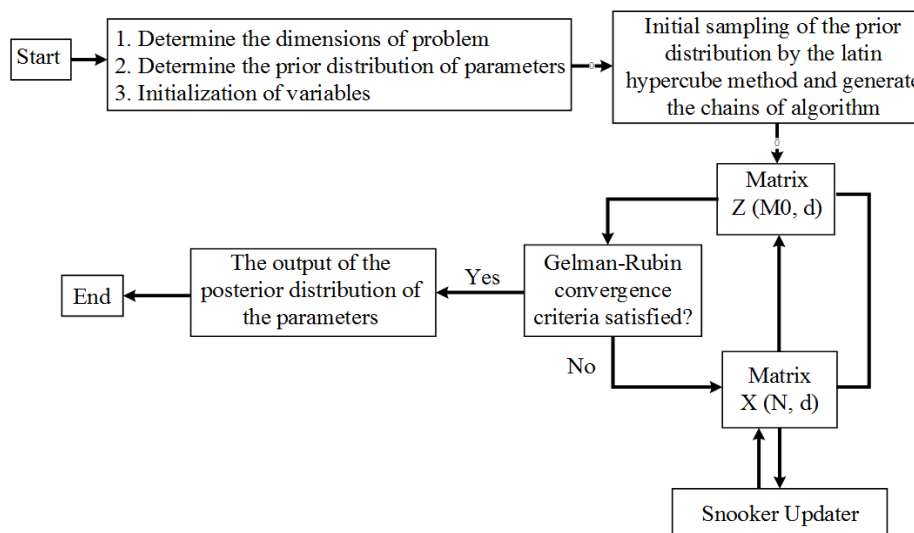
4- Standard Least Squares

1- Posterior Distribution

2- Bayes Law

پیش‌بینی استخراج می‌شود (۲۳ و ۲۴). مراحل انجام الگوریتم DREAM-ZS به‌طور خلاصه در فلوچارت شکل ۲ نشان داده شده است. در این فلوچارت، ماتریس  $Z$  در بردارنده وضعیت‌های جاری و گذشته زنجیره‌ها بوده که در آن  $M_0$  معرف تعداد اولیه سطرهای ماتریس  $Z$  می‌باشد و ماتریس  $X$  نشان‌دهنده ماتریس  $N$  در  $d$  (تعداد زنجیره‌ها و  $d$  تعداد پارامترها) می‌باشد که موقعیت زنجیره‌ها در وضعیت جاری را نشان می‌دهد.

درصد بالایی آن‌ها به دست می‌آید. در واقع علاوه بر عدم قطعیت پارامترها، یک‌ترم خطای نهفته نیز وجود دارد. این ترم خطا در هرکدام از پیش‌بینی‌های مدل که توسط pdf پسین پارامترها تولید شده‌اند نهفته است. عدم قطعیت کل پیش‌بینی با لحاظ کردن این خطا به‌دست می‌آید. این خطا مربوط به عدم قطعیت در ساختار مدل و نیز عدم قطعیت در داده‌های ورودی است که به عدم قطعیت پیش‌بینی مربوط به پارامترها اضافه می‌شود. پس‌از آن بازه اطمینان ۹۵ درصد برای



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم DREAM-ZS.

Figure 2. Flowchart of DREAM-ZS algorithm.

به‌عنوان دوره گرم کردن<sup>۱</sup> یا آموزش مدل در نظر گرفته شد. اعتبارسنجی مدل نیز با استفاده از ۱۱ سال داده‌های ماهانه (۲۰۱۱-۲۰۰۱) صورت پذیرفت. تجزیه و تحلیل حساسیت مدل به کمک روش تحلیل حساسیت منطقه‌ای (RSA<sup>۲</sup>) با کمک تئوری نمونه‌گیری تصادفی لاتین هاپرکیوب (LHS<sup>۳</sup>) و آزمون کولمونگروف-اسمیرنوف (K-S<sup>۴</sup>) از فضای پارامتری مدل نمونه‌گیری می‌شود. روش LHS

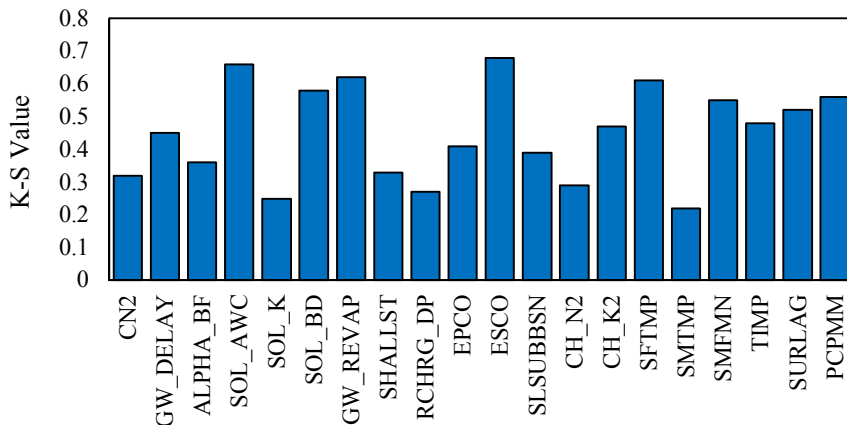
تنظیمات مدل و سناریوهای ارزیابی عدم قطعیت: حوضه به ۲۱۷ زیرحوضه با آستانه مساحت ۴۸۵۲ هکتار تقسیم گردید که مجموعاً ۶۳۵ HRU در مدل با مقادیر آستانه ۲۰، ۲۰ و ۱۰ درصد به‌ترتیب برای کاربری اراضی، طبقه‌بندی خاک و شیب تعریف گردید. برای گسسته‌سازی شیب حوضه، گزینه شیب چندگانه با چهار کلاس ۰-۵، ۵-۱۰، ۱۰-۱۵ و ۱۵≤ درصد انتخاب گردید. به‌منظور عملکرد چرخه هیدرولوژیکی و کاهش تأثیر شرایط اولیه بر خروجی مدل، و جهت واسنجی مدل از ۸ سال داده‌های ماهانه (۱۹۹۲-۲۰۰۰) که سه سال آن (۱۹۹۲-۱۹۹۵)

- 1- Warm-up
- 2- Regional Sensitivity Analysis
- 3- Latin Hypercube Sampling
- 4- Kolmogorov-Smirnov (K-S) test

$$K - S = \max(|F1(x) - F2(x)|) \quad (6)$$

که در آن،  $F1$  و  $F2$  تابع توزیع تجمعی مجموعه پارامترهای اول و دوم (خوب و بد) بوده و هرچه میزان  $K-S$  بیشتر باشد، احتمال این که دو توزیع متفاوت باشند بیشتر بوده و پارامتر از حساسیت بیشتری برخوردار است. در مجموع ۲۹ پارامتر مدل بررسی شدند و از بین آن‌ها ۲۰ پارامتر به‌عنوان پارامترهای نسبتاً حساس SWAT شناسایی شدند (شکل ۳ و جدول ۱). توزیع پسین پارامترها، به‌علت عدم دسترسی به اطلاعات پیشین، با توجه به محدوده‌های مربوط به توزیعات یکنواخت پیشین حاصل گردیده است.

به‌منظور نمایش یک جمعیت اولیه از پارامترها (توزیعات پیشین) به‌کار گرفته می‌شود. روش تحلیل حساسیت منطقه‌ای مجموعه پارامترهای مختلفی به‌صورت تصادفی تولید شده و پس از اجرای مدل، خروجی‌های متناسب با آن‌ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. سپس، مجموعه پارامترهای تولیدشده براساس مقادیر تابع هدف (که در این پژوهش تابع هدف ناش-ساتکلیف (NS)<sup>۱</sup> بوده و معیاری جهت نشان دادن تفاوت بین مقادیر داده‌های خروجی مدل و مشاهداتی است) به‌دست‌آمده متناظرشان مرتب و به دو دسته مجموعه پارامترهای خوب ( $X1$ ) و بد ( $X2$ )<sup>۲</sup> تقسیم‌بندی می‌شوند. سپس تابع توزیع تجمعی (CDF)<sup>۳</sup> پارامترهای مدل توسط آزمون کولمونگروف-اسمیرنوف (K-S) با یکدیگر مورد مقایسه قرار می‌گیرند:



شکل ۳- مقادیر آزمون کولمونگروف-اسمیرنوف (K-S) برای ۲۰ پارامتر حساس.

Figure 3. Kolmogorov-Smirnov Values (K-S) for 20 sensitivity parameters.

- 1- Nash and Sutcliffe
- 2- Best and worst parameter sets
- 3- Cumulative Distribution Function

جدول ۱- پارامترهای حساس به دست آمده از روش آنالیز حساسیت منطقه‌ای.

Table 1. Sensitive parameters obtained from regional sensitivity analysis.

حد بالا Upper Limit	حد پائین Lower Limit	پارامترها Parameters	حد بالا Upper Limit	حد پائین Lower Limit	پارامترها Parameters
1	0.01	ESCO	0.4	-0.4	CN2
150	10	SLSUBBSN	400	0	GW_DELAY
0.3	0	CH_N2	1	0	ALPHA_BF
150	0	CH_K2	0.3	-0.3	SOL_AWC
5	-5	SFTMP	0.8	-0.8	SOL_K
5	-5	SMTMP	0.3	-0.3	SOL_BD
10	0	SMFMN	0.2	0.02	GW_REVAP
1	0.01	TIMP	1000	0	SHALLST
24	1	SURLAG	1	0	RCHRG_DP
0.5	-0.5	PCPMM	1	0.01	EPCO

مدل هیدرولوژیکی SWAT در ایستگاه‌های چندگانه موجود در حوضه، کد برنامه‌نویسی شده MATLAB الگوریتم DREAM-ZS را با اعمال تغییرات قابل توجهی با کد Fortran مدل SWAT لینک نموده و مدل مورد واسنجی قرار گرفت که نتایج همگرایی الگوریتم فوق در بخش نتایج ارائه شده است.

ارزیابی عملکرد سناریوهای الگوریتم DREAM-ZS: در این پژوهش، داده‌های شبیه‌سازی شده رواناب توسط الگوریتم DREAM-ZS با استفاده از سه شاخص زیر با داده‌های مشاهداتی حوضه مورد ارزیابی قرار گرفتند که این شاخص‌ها عبارت‌اند از:

• فاکتور P، بیانگر درصد داده‌های مشاهداتی که در پهنای باند عدم قطعیت پیش‌بینی ۹۵٪ (95PPU) می‌باشند (۱).

• فاکتور d، بیانگر حاصل تقسیم متوسط ضخامت پهنای باند 95PPU (بین مرزهای بالا و پایین) بر انحراف معیار استاندارد متغیرهای اندازه‌گیری شده می‌باشد.

ارزیابی روش تجزیه و تحلیل عدم قطعیت پارامترها از طریق دو سناریوی عدم قطعیت (سناریوهای S1 و S2) انجام پذیرفته است. محدوده‌های پیشین سناریوی S1 توسط واسنجی نهایی پارامترها در نرم‌افزار SWAT-CUP و الگوریتم SUFI-2 انتخاب گردیدند (۲) و در واقع محدوده نهایی پارامترهای واسنجی شده براساس دامنه عدم قطعیت ۹۵ درصد را که با چندین بار تکرار الگوریتم SUFI-2 حاصل شده‌اند، به‌عنوان محدوده‌های اولیه پارامترها در الگوریتم DREAM-ZS در نظر گرفته شده است. محدوده‌های پیشین سناریوی S2 براساس یک رویکرد ترکیبی بین محدوده‌های نهایی پارامترهای پیشین در برنامه SWAT-CUP (۲) و محدوده‌های پسین در سناریوی S1 تعیین گردیدند. در واقع در محدوده پارامترها در سناریوی S2، محدوده‌ای بین محدوده واسنجی شده پارامترها در الگوریتم SUFI-2 و محدوده واسنجی شده پارامترها در سناریوی S1 است و به‌عنوان محدوده اولیه سناریوی S2 در نظر گرفته شده است. هم‌چنین، جهت بررسی عدم قطعیت



شاخص ADA نیز میانگین دامنه انحراف داده‌های شبیه‌سازی شده از داده‌های مشاهده‌ای می‌باشد (۱۴):

$$ADA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} |(Y_{Upper} + Y_{Lower}) - \bar{Y}|_i \quad (۹)$$

### نتایج و بحث

همگرایی دو سناریوی الگوریتم DREAM-ZS و محدوده‌های پارامترهای پسین: الگوریتم DREAM-ZS برای نمونه‌برداری و جداسازی اثرات داده‌های ورودی، ساختار مدل و عدم قطعیت پارامترها از عدم قطعیت پیش‌بینی کل استفاده شده است (۲۳). فرآیندهای تحلیل عدم قطعیت توسط ۲۰ پارامتر و با روش SLS به‌عنوان یک تابع درست‌نمایی انجام پذیرفت (۵). در سناریوهای S1 و S2، این الگوریتم با سه زنجیره موازی (جهت تخمین توزیع پسین) اجرا گردید، که این کار با نمونه‌گیری‌های اولیه از توزیع پارامترهای پیشین و با تعداد ۵۰۰۰۰ و ۱۲۰۰۰۰ بار تکرار به‌ترتیب در سناریوهای S1 و S2 انجام پذیرفت (شکل ۴). پارامترهای حساس در سناریوی S1 پس از تعداد کمی اجرا (شکل ۴-الف و ۵۲۵۰ اجرا) و سناریوی S2 پس از اجراهای زیادی (شکل ۴-ب و ۹۹۸۰۰ اجرا) همگرا گردید. تفاوت همگرایی سناریوها به‌علت محدوده‌های پیشین پارامترها می‌باشد (جدول ۲). بنابراین، سناریوی S1 به تعداد کم‌تری اجرا برای همگرایی نسبت به S2 نیاز دارد. ژانگ و هان (۲۰۱۶) هم در پژوهش خود به این نتیجه دست یافتند (۲۶).

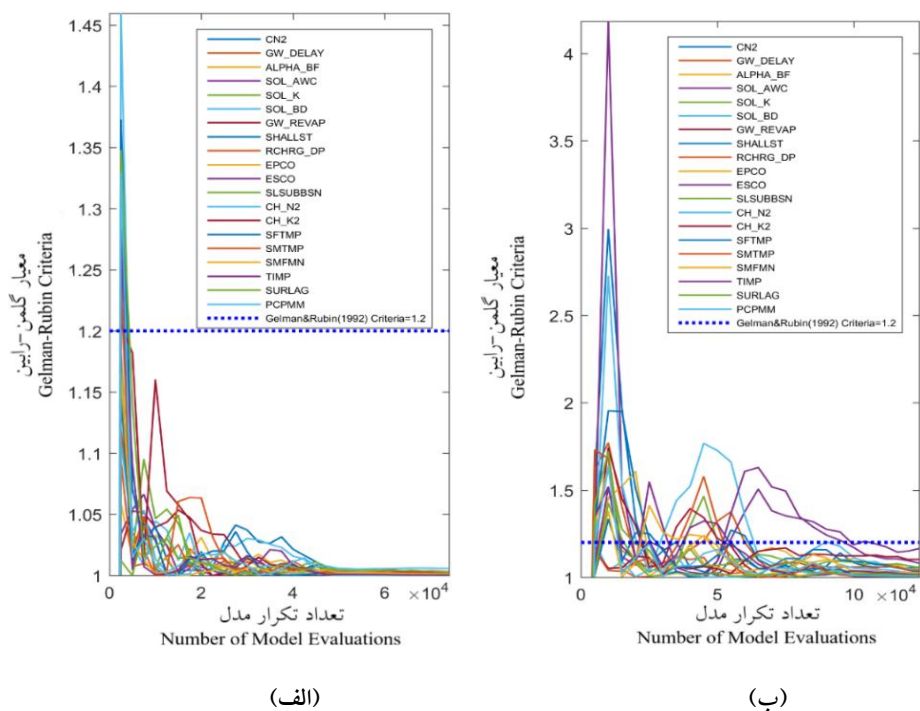
• ضریب ناش-ساتکلیف (NS) نیز بیانگر اختلاف نسبی بین مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده می‌باشد (۱۷):

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (۷)$$

که در آن،  $Y_i$  داده‌های رواناب شبیه‌سازی شده در گام  $i$  ام،  $\hat{Y}_i$  داده‌های رواناب مشاهده‌ای،  $\bar{Y}$  میانگین داده‌های رواناب مشاهده‌ای و  $N$  تعداد داده‌های مشاهده‌ای می‌باشد. فاکتور  $P, d$  و  $NS$  در بازه ۰ تا ۱۰۰ درصد، ۰ تا  $\infty$  و  $-\infty$  تا ۱ متغیر می‌باشند. در طی فرآیند واسنجی، زمانی که فاکتور  $P$  به ۹۵٪ و فاکتور  $d$  به صفر نزدیک شوند، یک انطباق و برازش بهینه بین مقادیر شبیه‌سازی شده و مشاهده‌ای حاصل می‌گردد. هم‌چنین، زمانی که مقادیر  $NS$  بین ۱-۰/۷۵ باشد بسیار خوب و اگر بزرگ‌تر از ۰/۳۶ باشد رضایت‌بخش تلقی می‌گردد (۱۵). محدوده پارامترها و توزیعات پسین پارامترها ضمن حصول مقادیر قابل‌قبول از فاکتورهای  $P, d$  و  $NS$  حاصل شد. دو شاخص دیگر مانند شاخص عدم قطعیت کل ( $TUI^1$ ) و میانگین دامنه انحراف ( $ADA^2$ ) نیز برای مقایسه بین نتایج دو سناریوی DREAM-ZS جهت انتخاب بهترین سناریو و محدوده پارامترهای بهینه استفاده شد. هرچه مقدار شاخص  $TUI$  افزایش و  $ADA$  کاهش یابد، نتایج عدم قطعیت پیش‌بینی رضایت‌بخش‌تر خواهد بود. شاخص  $TUI$  به‌صورت رابطه ۸ ارائه می‌شود (۱۹):

$$TUI = \frac{P\text{-factor}}{d\text{-factor}} \quad (۸)$$

1- Total Uncertainty Index  
2- Average Deviation Amplitude



شکل ۴- منحنی همگرایی فاکتور کاهش مقیاس برای ۲۰ پارامتر مدل SWAT (الف) سناریوی S1 (ب) سناریوی S2.  
 Figure 4. Convergence plot of the scale-reduction factor for the 20 parameters of the SWAT model.

جدول ۲- مقادیر بهینه پارامترهای پسین در مدل SWAT با محدوده پیشین پارامترها.

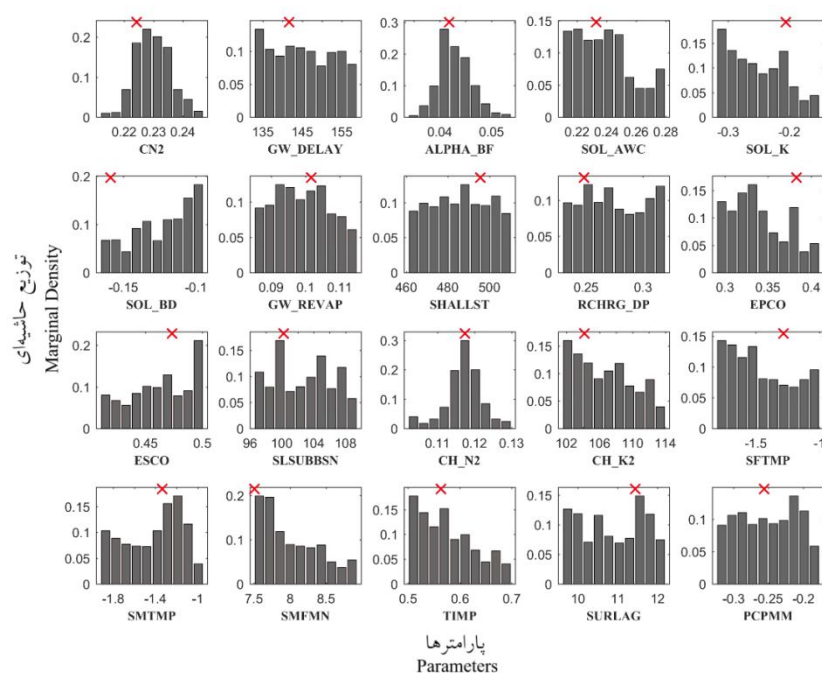
Table 2. Fitted value of posterior parameters in SWAT model with prior ranges of parameters.

سناریوی دوم		سناریوی اول		پارامترها Parameters	سناریوی دوم		سناریوی اول		پارامترها Parameters
S2		S1			S2		S1		
حد بالا Limits Lower	حد پائین Limits Upper	حد بالا Limits Lower	حد پائین Limits Upper		حد بالا Limits Lower	حد پائین Limits Upper	حد بالا Limits Lower	حد پائین Limits Upper	
1	0.35	0.501	0.41	ESCO	0.30	0.15	0.281	0.197	CN2
120	40	109.5	96.5	SLSUBBSN	200	0	159	132.7	GW_DELAY
0.30	0.08	0.13	0.102	CH_N2	0.20	0	0.08	0	ALPHA_BF
120	20	114	101.5	CH_K2	0.3	-0.3	0.28	0.21	SOL_AWC
5	-3	-1.81	-1.0	SFTMP	0.8	-0.8	0.32	0.15	SOL_K
0	-3	-1.92	-0.95	SMTMP	0	-0.3	0.167	0.095	SOL_BD
10	0	8.95	7.5	SMFMN	0.14	0.02	0.115	0.085	GW_REVAP
0.8	0.01	0.70	0.50	TIMP	1000	400	510.5	460.8	SHALLST
24	1	12.2	9.60	SURLAG	0.35	0	0.32	0.229	RCHRG_DP
0.2	-0.4	-0.325	-0.177	PCPMM	0.5	0.01	0.41	0.29	EPCO

SWAT به کار گرفته شد. توابع توزیع پسین هر یک از پارامترها در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است. محور افقی بیانگر دامنه هر پارامتر و نماد ضربدر قرمز حداکثر درست‌نمایی را نشان می‌دهد.

نتایج سناریوهای S1 و S2

توزیعات پسین هر دو سناریو: پس از همگرا شدن زنجیره‌ها، تنها ۲۰ درصد انتهایی زنجیره‌ها جهت ترسیم نقشه‌های توزیعات پسین پارامترهای مدل



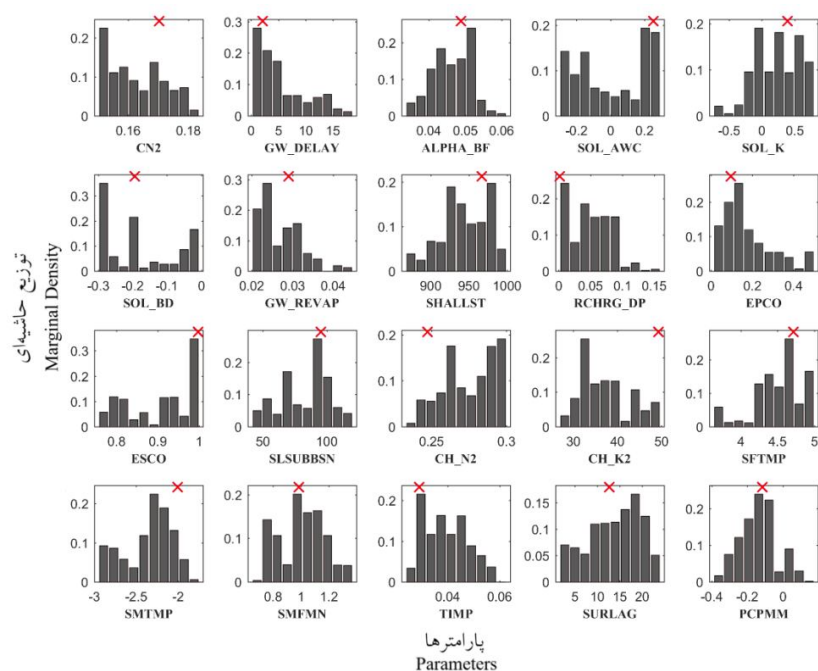
شکل ۵- توزیع حاشیه‌ای پارامترهای پسین مدل SWAT در سناریوی S1.

Figure 5. Marginal posterior parameter distributions of SWAT model in S1 scenario.

در شکل ۵ (S1)، محدوده پارامترها و شکل توزیعات آن‌ها برای اکثر پارامترهای مدل SWAT در داخل محدوده پیشین آن‌ها تعریف شده و تقریباً تمامی توزیع‌های پیشین یکنواخت را پوشش می‌دهد. بنابراین، توزیعات آن‌ها شارپ و یا دارای نقطه تجمع احتمال مانند توزیع نرمال نیست (به عبارتی یکنواخت). برای مثال می‌توان به پارامترهای GW\_DELAY، SOL\_AWC، GW\_REVAP، SHALLST، SURLAG، SLSUBBSN، EPCO، RCHRG\_DP و PCPMM اشاره نمود. در دیگر پارامترها، شکل توزیعات یا بیانگر توزیعات پسین متفاوتی نسبت به توزیعات پیشین آن‌ها می‌باشند (مانند ESCO و SFTMP، CH\_K2، CH\_N2، SMFMN و SMTM). برای مثال، پارامتر CH\_N2 یک توزیع تقریباً گاوسی<sup>۱</sup> را از خود نشان می‌دهد، درحالی‌که پارامترهای SOL\_BD و SMFMN به ترتیب نشان‌دهنده توزیع‌های اریب منفی و مثبت می‌باشد (چولگی به سمت چپ و راست) بوده و اکثر توزیعات پسین آن‌ها در مرز بالا و پایین متمرکز شده‌اند.

شکل ۵ (S1)، محدوده پارامترها و شکل توزیعات آن‌ها برای اکثر پارامترهای مدل SWAT در داخل محدوده پیشین آن‌ها تعریف شده و تقریباً تمامی توزیع‌های پیشین یکنواخت را پوشش می‌دهد. بنابراین، توزیعات آن‌ها شارپ و یا دارای نقطه تجمع احتمال مانند توزیع نرمال نیست (به عبارتی یکنواخت). برای مثال می‌توان به پارامترهای GW\_DELAY، SOL\_AWC، GW\_REVAP، SHALLST، SURLAG، SLSUBBSN، EPCO، RCHRG\_DP و PCPMM اشاره نمود. در دیگر پارامترها، شکل توزیعات یا بیانگر توزیعات پسین متفاوتی نسبت به توزیعات پیشین آن‌ها می‌باشند (مانند ESCO و SFTMP، CH\_K2، CH\_N2، SMFMN و SMTM). برای مثال، پارامتر CH\_N2 یک توزیع تقریباً گاوسی<sup>۱</sup> را از خود نشان می‌دهد، درحالی‌که پارامترهای SOL\_BD و SMFMN به ترتیب نشان‌دهنده توزیع‌های اریب منفی و مثبت می‌باشد (چولگی به سمت چپ و راست) بوده و اکثر توزیعات پسین آن‌ها در مرز بالا و پایین متمرکز شده‌اند.

1- Gaussian distribution



شکل ۶- توزیع حاشیه‌ای پارامترهای پسین مدل SWAT در سناریوی S2.  
 Figure 6. Marginal posterior parameter distributions of SWAT model in S2 scenario.

جدول ۳- مقادیر بهینه شده پارامترهای در هر دو سناریو.

Table 3. Fitted value of parameters in both scenarios.

مقدار بهینه Fitted Value		پارامترها Parameters	مقدار بهینه Fitted Value		پارامترها Parameters
سناریوی دوم S2	سناریوی اول S1		سناریوی دوم S2	سناریوی اول S1	
0.99	0.50	ESCO	0.17	0.23	CN2
95.10	99.54	SLSUBBSN	2.08	133.55	GW_DELAY
0.25	0.12	CH_N2	0.05	0.042	ALPHA_BF
49.36	101.72	CH_K2	0.25	0.28	SOL_AWC
4.72	-1.45	SFTMP	0.39	-0.16	SOL_K
-2.01	-1.70	SMTMP	-0.19	-0.11	SOL_BD
0.99	8.16	SMFMN	0.03	0.11	GW_REVAP
0.03	0.51	TIMP	966.44	485.30	SHALLST
12.68	10.22	SURLAG	0.001	0.24	RCHRG_DP
-0.11	-0.25	PCPMM	0.1	0.29	EPCO

نتایج حاصل از رسم توابع توزیع پسین پارامترها نشان داد که توزیع پسین بیش‌تر پارامترها در سناریوی S1 از نظر حدود پارامتر و شکل توزیع تا حد زیادی مشابه می‌باشد. از طرف دیگر، در سناریوی S2 توزیع پسین بیش‌تر پارامترها بهتر تعیین شده و دارای عدم قطعیت کم‌تری می‌باشند به طوری که توزیع‌های پسین حاصل شده در این سناریو برای بیش‌تر پارامترها نزدیک به توزیع نرمال بوده و بعضی از آنها نیز به سمت مقداری مشخص با احتمال بالا میل می‌کنند و دامنه پسین آنها نسبت به دامنه اولیه آنها کوچک‌تر شده است. در واقع در سناریوی S2 عرض یا دامنه هیستوگرام پارامترهای پسین به دست آمده ناحیه نسبتاً کوچکی را در مقایسه با توزیعات پیشین یکنواخت در بر گرفته و پارامترها از عدم قطعیت کم‌تری برخوردارند (۲۰ و ۲۵). نتایج پژوهش‌های نورعلی و همکاران (۲۰۱۶)، لثا و همکاران (۲۰۱۵) و پوررضا و همکاران (۲۰۱۵) نیز بیانگر صحت نتایج حاصل شده در رابطه با توزیعات پسین در سناریوهای S1 و S2 می‌باشند (۱۳، ۱۸ و ۲۰).

**نتایج عدم قطعیت پیش‌بینی کل و عدم قطعیت پیش‌بینی پارامترها در هر دو سناریو: ۲۰ درصد** انتهای نمونه‌های مدل SWAT که به طور بهینه با مقادیر مشاهداتی تطابق پیدا کردند جهت تولید خروجی‌های مدل استخراج شدند و سپس با محاسبه صدک‌های ۲/۵ و ۹۷/۵، 95PPU ترسیم شد (شکل ۷ و ۸). نتایج حاصل از سه معیار ارزیابی (NS، فاکتور P و d) که دلالت بر عملکرد سناریوهای عدم قطعیت دارند نیز در جدول ۴ ارائه شده است.

در شکل ۶ (S2)، توزیع‌های پسین برای تمامی پارامترها نشان‌دهنده وجود توزیعات متعدد از نظر شکل و محدوده پارامترها می‌باشد. به طور کلی، در تمام پارامترها پهنای محدوده‌های پیشین در سناریوی S1 کوچک‌تر از سناریوی S2 بوده، در حالی که پهنای محدوده‌های پارامترهای پسین در سناریوی S1 نسبتاً کوچک‌تر از سناریوی S2 به جز در پارامتر GW\_DELAY است. علاوه بر این، در برخی پارامترها، به عنوان مثال پارامترهای ALPHA\_BF، RCHRG\_DP و SFTMP، پهنای محدوده‌های پسین در S2 تنها بخش کوچکی از محدوده پارامتر پیشین را پوشش داده که در مقایسه با محدوده‌های پیشین S1 کاهش یافته است. علاوه بر این، برخی از پارامترها در سناریوهای S1 و S2 همپوشانی دارند که می‌توان به پارامترهای CN2، GW\_DELAY، SOL\_AWC، GW\_REVAP، SHALLST، ESCO، RCHRG\_DP، CH\_N2، CH\_K2، SFTMN، SMFMN و TIMP اشاره نمود. پارامترهای EPCO، TIMP و ALPHA\_BF نیز در هر دو سناریو تنها پارامترهایی هستند که شکل توزیع ثابتی را حفظ کرده که بیانگر عدم قطعیت کم‌تر آنها در مدل SWAT است. دیگر پارامترها مانند GW\_DELAY، ESCO و CH\_N2، توزیع متغیر و متمایل به تمرکز روی مرزهای بالا یا پایین خود دارند. برخی از پارامترها نیز دارای توزیع‌های مشابه می‌باشند هم‌چون پارامترهای CN2، ALPHA\_BF، SOL\_AWC، SOL\_BD، SLSUBBSN و SURLAG که تقریباً مقادیر مشابهی در هر دو سناریو و به ترتیب در حدود ۰/۲۱، ۰/۰۴، ۰/۲۶، ۰/۱۴، ۹۹ و ۱۱/۲ را نشان می‌دهند.

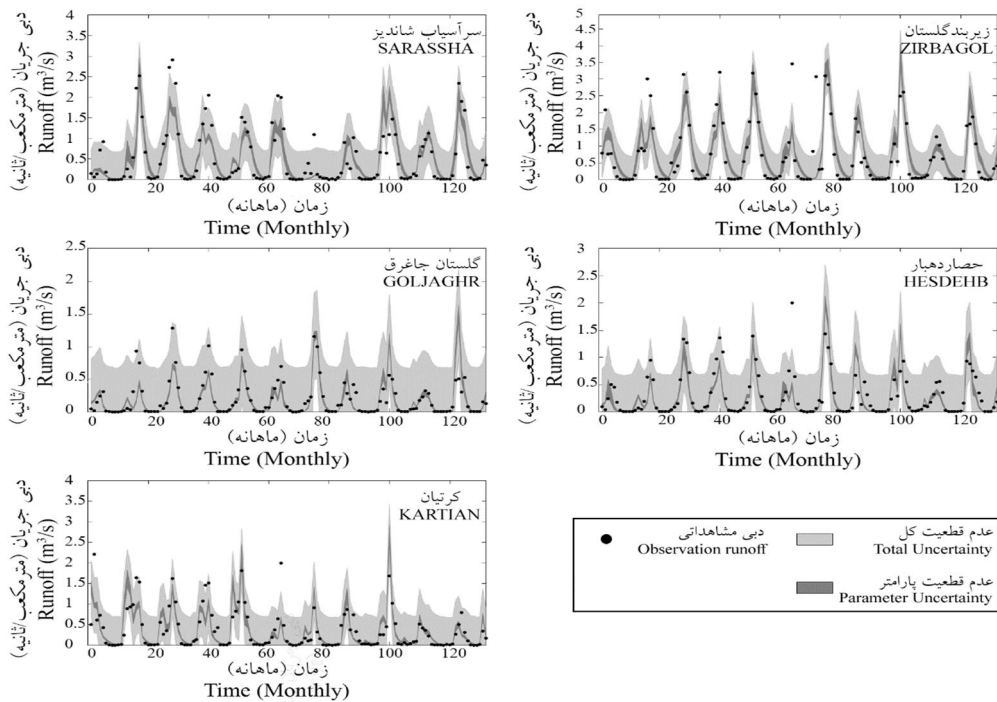
جدول ۴- مقادیر NS، فاکتور P و d در دو سناریوی عدم قطعیت برای رواناب شبیه‌سازی.

**Table 4. Values of NS, P-factor and d-factor in two scenarios of uncertainty for runoff simulation.**

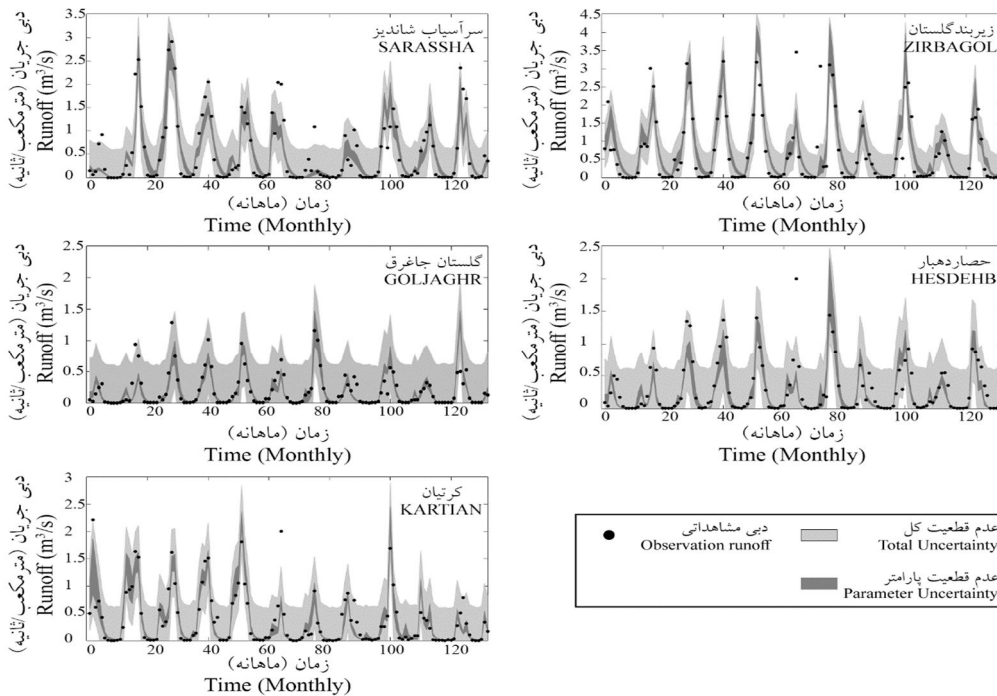
عدم قطعیت پارامترها Parameter Uncertainty						عدم قطعیت کل Total Uncertainty						ایستگاه‌ها Stations
d	P	NS	d	P	NS	d	P	NS	d	P	NS	
S2			S1			S2			S1			
0.25	0.19	0.78	0.19	0.13	0.72	1.77	0.93	0.78	1.96	0.91	0.70	سرآسیاب شاندیز SARASSHA
0.28	0.24	0.73	0.22	0.14	0.70	1.36	0.89	0.73	1.48	0.89	0.70	زیربند گلستان ZIRBAGOL
0.27	0.20	0.64	0.15	0.14	0.57	4.49	0.98	0.64	5.00	0.98	0.57	گلستان جاغوق GOLJAGHR
0.28	0.34	0.63	0.16	0.15	0.54	3.10	0.97	0.63	3.43	0.97	0.54	حصار دهبار HESDEHB
0.29	0.27	0.75	0.17	0.11	0.56	2.53	0.97	0.75	2.79	0.93	0.56	کرتیان Kartian

پارامترها در محدوده ۰/۱۵-۰/۲۹) می‌باشد. حداکثر و حداقل فاکتورهای P و d برای عدم قطعیت کل به ترتیب متعلق به ایستگاه گلستان جاغوق (در S1 این دو فاکتور به ترتیب برابر ۰/۹۸ و ۵ و در S2 ۰/۹۸ و ۴/۴۹) و ایستگاه زیربند گلستان (در S1 این دو فاکتور به ترتیب برابر ۰/۸۹ و ۱/۴۸ و در S2 برابر ۰/۸۹ و ۱/۳۶) می‌باشد. از طرفی، با در نظر گرفتن پهنای باند عدم قطعیت پارامترها در SWAT به تنهایی، در S1 تنها ۱۱ تا ۱۵٪ و در S2 تنها ۱۹ تا ۳۴٪ از داده‌های مشاهداتی در این محدوده قرار گرفته‌اند. حدود بالا و پایین عدم قطعیت کل در S1 پهن‌تر از S2 می‌باشند، درحالی‌که این حدود برای عدم قطعیت پارامترها بالعکس است و اکثر داده‌های مشاهداتی را در داخل ۹۵PPU پوشش می‌دهد. تفاوت موجود بین نقاط داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده می‌تواند ناشی از نامناسب بودن ورودی، خروجی و یا ناکارآمدی ساختار مدل باشد (۱۱).

با توجه به شکل‌های ۷ و ۸ پهنای باند عدم قطعیت کل در S2 کوچک‌تر از S1 است و پهنای باند عدم قطعیت پارامترها در S2 بزرگ‌تر از S1 است. برای مثال، در ایستگاه سرآسیاب شاندیز فاکتور d برای عدم قطعیت کل در S1 و S2 به ترتیب برابر ۱/۹۶ و ۱/۷۷ و برای عدم قطعیت پارامترها در این دو سناریو به ترتیب برابر ۰/۱۹ و ۰/۲۵ است. بنابراین بیش از ۹۰ درصد نقاط مشاهداتی تحت الگوریتم DREAM-ZS داخل مرزهای عدم قطعیت پیش‌بینی ۹۵ درصد قرار گرفته‌اند. فاکتور P نیز در S2 بزرگ‌تر از S1 است که نشان از عملکرد بهتر الگوریتم در بهینه‌سازی براساس شبیه‌سازی توسط S2 است. در S1 و S2، مرزهای عدم قطعیت کل (و عدم قطعیت پارامترها) ۸۹ تا ۹۸٪ (۱۱ تا ۳۴٪) از داده‌های مشاهداتی را در خود محدود نموده که نتایج مشابهی نیز برای فاکتور d مشاهده می‌گردد که به ترتیب برای عدم قطعیت کل در محدوده ۱/۳۶-۵ (عدم قطعیت



شکل ۷- محدوده‌های عدم قطعیت پیش‌بینی ۹۵ درصد پنج ایستگاه رواناب در سناریوی S1.  
 Figure 7. 95% prediction uncertainty ranges of five runoff stations in S1 scenario.



شکل ۸- محدوده‌های عدم قطعیت پیش‌بینی ۹۵ درصد پنج ایستگاه رواناب در سناریوی S2.  
 Figure 8. 95% prediction uncertainty ranges of five runoff stations in S2 scenario.

مقایسه دو سناریوی الگوریتم DREAM-ZS براساس شاخص‌های TUI و ADA: جهت مقایسه 95PPU و عملکرد مدل از شاخص‌های TUI و ADA استفاده گردید که نتایج آن در جدول ۴ ارائه شده است. عدم قطعیت کل و پارامترها، شاخص TUI در سناریوی S1 کم‌تر از سناریوی S2 و برخلاف آن شاخص ADA در سناریوی S1 (به جزء ایستگاه گلستان جاغرق) بیش‌تر از سناریوی S2 می‌باشد (جدول ۵). بیش‌ترین مقدار شاخص TUI برابر با ۱/۲۲ (در سناریوی S2) و در ایستگاه حصار دهبار به‌دست آمده است و هم‌چنین کم‌ترین میزان این شاخص برابر با ۰/۲ می‌باشد (در سناریوی S1) که در ایستگاه گلستان جاغرق حاصل گردیده است. بیش‌ترین و کم‌ترین مقادیر شاخص ADA نیز در زیربندگلستان و گلستان جاغرق و به‌ترتیب برابر ۰/۴۵۴ و ۰/۰۹۷ می‌باشد (در سناریوی S1). بنابراین، شبیه‌سازی توسط S2 نتایج بهتر و عدم قطعیت کم‌تری را در مقایسه با S1 ارائه می‌دهد.

با توجه به شکل‌های ۷ و ۸، محدوده‌های عدم قطعیت پیش‌بینی کل عریض و محدوده‌های عدم قطعیت پارامترها باریک است که بیانگر وجود عدم قطعیت زیادی در ساختار مدل و داده‌های ورودی می‌باشد. ارزیابی نتایج به کمک NS نشان می‌دهد به‌طور متوسط در تمامی ایستگاه‌ها، مقدار معیار NS در S2 حدود ۰/۷۱ و در S1 حدود ۰/۶۲ است که بیانگر عملکرد بهتر S2 نسبت به S1 است (جدول ۴). به‌هرحال، در هر دو سناریو برای تمامی ایستگاه‌ها در برخی از ماه‌ها به‌خصوص در قسمت انتهایی دوره واسنجی، مقادیر رواناب دست بالا یا دست پائین تخمین زده شده است. نتایج حاصل از دو سناریو نشان داد که حدود پهنای باندها ۹۵ درصد عدم قطعیت کل، در سناریوی S2 بیش‌تر جریان مشاهده‌ای را دربرمی‌گیرد که نشان‌دهنده بالا بودن سهم عدم قطعیت مربوط به داده‌های اندازه‌گیری شده و هم‌چنین ساختار مدل و محدوده پسین پارامترها می‌باشد و ناحیه مربوط به عدم قطعیت پارامترها اکثر داده جریان مشاهده‌ای را دربرمی‌گیرد. در مقایسه با نتایج سایر پژوهشگران، نتایج حاصله بیانگر این مطلب است (۱۳، ۱۸ و ۲۰).

جدول ۵- مقادیر یکپارچه شاخص‌های TUI و ADA در دو سناریوی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت برای شبیه‌سازی رواناب.

Table 5. Integrated values of TUI and ADA in two scenarios of uncertainty analysis for runoff simulation.

عدم قطعیت پارامترها Parameter Uncertainty				عدم قطعیت کل Total Uncertainty				ایستگاه‌ها Stations
ADA	TUI	ADA	TUI	ADA	TUI	ADA	TUI	
سناریوی دوم S2		سناریوی اول S1		سناریوی دوم S2		سناریوی اول S1		
0.253	0.76	0.246	0.53	0.261	0.69	0.259	0.46	سرآسیاب شاندیز SARASSHA
0.448	0.86	0.439	0.66	0.454	0.63	0.452	0.60	زیربند گلستان ZIRBAGOL
0.098	0.74	0.098	0.22	0.097	0.93	0.097	0.20	گلستان جاغرق GOLJAGHR
0.129	1.22	0.127	0.32	0.142	0.94	0.139	0.29	حصار دهبار HESDEHB
0.199	0.93	0.197	0.39	0.201	0.65	0.199	0.33	کرتیان Kartian



### نتیجه‌گیری کلی

تجزیه و تحلیل توزیع‌های پارامترها نشان داد که توزیع‌های پسین آن‌ها در نتیجه دو سناریو متفاوت است. در S1، برخی از پارامترها شکل و محدوده‌های با توزیع پسین نسبتاً یکنواختی دارند. توزیع پارامترهای CN2، ALPHA\_BF و CH\_N2 به خوبی تعریف شده و از یک توزیع تقریباً گاوسی پیروی می‌کنند، بقیه پارامترها نیز یا اریبی منفی یا مثبت می‌باشند. در S2، حالات مختلفی از شکل و محدوده‌های پارامترها مشاهده گردید، پارامترهای TIMP، EPCO و ALPHA\_BF برخلاف دیگر پارامترها، دارای توزیع ثابت و یکنواخت بوده و از عدم قطعیت کم‌تری برخوردارند، پهنای برخی از پارامترها در مقایسه با در S1 (و S2) برای عدم قطعیت کل، مقادیر معیار ارزیابی NS در محدوده ۰/۵۴ تا ۰/۷۲ (و ۰/۶۳ تا ۰/۷۸) است و ۸۹ تا ۹۸٪ (۸۹ تا ۹۹٪) داده‌های مشاهداتی نیز در ۹۵ PPU محدود شده‌اند، فاکتور d نیز از ۱/۴۸ تا ۵ (و ۱/۳۶ تا ۴/۴۹) متغیر می‌باشد. برای عدم قطعیت پارامترها، نتایج بیانگر بیشتر بودن مقادیر معیارهای ارزیابی در S2 نسبت به S1 می‌باشد. هم‌چنین برای عدم قطعیت کل، شاخص TUI (ADA) در S2 بیشتر (کم‌تر) از S1 است، در حالی که، در عدم قطعیت پارامترها، مقادیر TUI و ADA در S1 به ترتیب کم‌تر و بیشتر از سناریوی S2 بوده است. به‌عنوان نتیجه‌گیری نهایی،

می‌توان این‌گونه بیان نمود که تجزیه و تحلیل عدم قطعیت بیانگر کارایی بالای سناریوی S2 جهت برآورد عدم قطعیت پارامترها در حوضه آبخیز کشف‌رود بوده و می‌توان از محدوده پارامترهای بهینه‌شده توسط این سناریوی جهت انجام پژوهش‌ها بیش‌تر در این حوضه استفاده نمود.

### تقدیر و تشکر

نویسندگان از صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور (Iran National Science Foundation; INSF) جهت حمایت مالی از این پژوهش با کد قرارداد ۹۶۰۰۵۷۴۶ تشکر و قدردانی می‌نمایند.

### داده‌ها و اطلاعات

داده‌ها و اطلاعات پژوهش حاضر از شرکت آب منطقه‌ای خراسان رضوی جهت استخراج نتایج طرح تحقیقاتی که تحت قراردادی فی مابین صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور و دانشگاه تبریز (گروه مهندسی عمران-آب) به در سال ۱۳۹۸ به انجام رسید، تهیه و آماده‌سازی گردیدند.

### تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافی وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسندگان است.

### منابع

1. Abbaspour, K.C. 2011. User Manual for SWAT-CUP: SWAT Calibration and Uncertainty Analysis Programs. Eawag: Swiss Fed. Inst. of Aquat. Sci. and Technol. Duebendorf, Switzerland. 103p.
2. Afshar, A.A., Hassanzadeh, Y., Pourreza-Bilondi, M., and Ahmadi, A. 2018. Analyzing long-term spatial variability of blue and green water footprints in a semi-arid mountainous basin with MIROC-ESM model (case study: Kashafrood River Basin, Iran). J. Theor Appl. Climatol. 134: 3-4. 885-899.
3. Arnold, J.G., Srinivasan, R., Muttiah, R.S., and Williams, J.R. 1998. Large area hydrologic modeling and assessment part I: model development 1. J. Am. Water Resour. Assoc. 34: 1. 73-89.

4. Athira, P., Nanda, C., and Sudheer, K.P. 2018. A computationally efficient method for uncertainty analysis of SWAT model simulations. *J. Stoch Environ. Res. Risk Assess.* 32: 6. 1479-1492.
5. Box, G.E., and Tiao, G.C. 2011. Bayesian inference in statistical analysis. John Wiley and Sons. 40.
6. Gelman, A., and Rubin, D.B. 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *J. Stat Sci.* 7: 4. 457-472.
7. Han, F., and Zheng, Y. 2018. Joint analysis of input and parametric uncertainties in watershed water quality modeling: A formal Bayesian approach. *J. Adv. Water Resour.* 116: 77-94.
8. Jafarzadeh, M.S., Rouhani, H., Salmani, H., and Fathabadi, A. 2016. Reducing uncertainty in a semi distributed hydrological modeling within the GLUE framework. *J. Water Soil Cons.* 23: 1. 83-100. (In Persian)
9. Kabir, A., and Bahremand, A.R. 2013. Study uncertainty of parameters of rainfall-runoff model (wetspa) by Mont Carlo method. *J. Water Soil Cons.* 20: 5. 81-97. (In Persian)
10. Kumar, N., Singh, S.K., Srivastava, P.K., and Narsimlu, B. 2017. SWAT Model calibration and uncertainty analysis for streamflow prediction of the Tons River Basin, India, using Sequential Uncertainty Fitting (SUFI-2) algorithm. *J. Model Earth Syst Environ.* 3: 1. 30.
11. Laloy, E., Fasbender, D., and Bielders, C.L. 2010. Parameter optimization and uncertainty analysis for plot-scale continuous modeling of runoff using a formal Bayesian approach. *J. Hydrol.* 380: 1-2. 82-93.
12. Laloy, E., and Vrugt, J.A. 2012. High-dimensional posterior exploration of hydrologic models using multiple-try DREAM (ZS) and high-performance computing. *J. Water Resour. Res.* 48: 1.
13. Leta, O.T., Nossent, J., Velez, C., Shrestha, N.K., van Griensven, A., and Bauwens, W. 2015. Assessment of the different sources of uncertainty in a SWAT model of the River Senne (Belgium). *J. Environ. Modell. Software.* 68. 129-146.
14. Li, B., Liang, Z., He, Y., Hu, L., Zhao, W., and Acharya, K. 2017. Comparison of parameter uncertainty analysis techniques for a TOPMODEL application. *J. Stochastic Environ. Res. Risk Assess.* 31: 5. 1045-1059.
15. Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., and Veith, T.L. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *J. Trans. ASABE.* 50: 3. 885-900.
16. Neitsch, S.L., Arnold, J.G., Kiniry, J.R., and Williams, J.R. 2011. Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009. Texas Water Resources Institute, USA. 647p.
17. Nash, J.E., and Sutcliffe, J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I-A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10: 3. 282-290.
18. Nourali, M., Ghahraman, B., Pourreza-Bilondi, M., and Davary, K. 2016. Effect of formal and informal likelihood functions on uncertainty assessment in a single event rainfall-runoff model. *J. Hydrol.* 540. 549-564.
19. Pourreza-Bilondi, M., Samadi, S.Z., Akhoond-Ali, A.M., and Ghahraman, B. 2016. Reliability of semiarid flash flood modeling using Bayesian framework. *J. Hydrol. Eng.* 22: 4. 05016039.
20. Pourreza-Bilondi, M., Akhoond-Ali, A.M., Ghahraman, B., and Telvari, A.R. 2015. Uncertainty analysis of a single event distributed rainfall-runoff model by using two different Markov Chain Monte Carlo methods. *J. Water Soil Cons.* 21: 5. 1-26. (In Persian)
21. Schoups, G., and Vrugt, J.A. 2010. A formal likelihood function for parameter and predictive inference of hydrologic models with correlated, heteroscedastic, and non-Gaussian errors. *J. Water Resour. Res.* 46: 10.
22. USDA-SCS. 1986. US Department of Agriculture-soil Conservation Service (USDA-SCS): Urban Hydrology for Small Watersheds. USDA, Washington, DC. USA.

23. Vrugt, J.A., Ter Braak, C.J., Clark, M.P., Hyman, J.M., and Robinson, B.A. 2008. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation. *J. Water Resour. Res.* 44: 12. 1-15.
24. Vrugt, J.A., Ter Braak, C.J.F., Diks, C.G.H., Robinson, B.A., Hyman, J.M., and Higdon, D. 2009a. Accelerating Markov chain Monte Carlo simulation by differential evolution with self-adaptive randomized subspace sampling. *J. Int. J. Nonlinear Sci. Numer. Simul.* 10: 3. 273-290.
25. Vrugt, J.A., Ter Braak, C.J., Gupta, H.V., and Robinson, B.A. 2009b. Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling?. *J. Stochastic Environ. Res. Risk Assess.* 23: 7. 1011-1026.
26. Zheng, Y., and Han, F. 2016. Markov Chain Monte Carlo (MCMC) uncertainty analysis for watershed water quality modeling and management. *J. Stochastic Environ. Res. Risk Assess.* 30: 1. 293-308.



Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Water and Soil Conservation, Vol. 27(5), 2021*

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2020.17856.3344

Research Full Paper

## Study uncertainty of parameters of hydrological model (SWAT) by Differential Evolution Adaptive Metropolis algorithm (DREAM-ZS)

\*A.H. Aghakhani Afshar<sup>1</sup>, Y. Hassanzadeh<sup>2</sup> and A. Farrokhi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Ph.D. Graduate of Civil Engineering, Hydraulic Structures, College of Civil Engineering,  
University of Tabriz,

<sup>2</sup>Dept. of Water Engineering, Center of Excellence in Hydroinformatics, Faculty of Civil Engineering,  
University of Tabriz,

<sup>3</sup>Research Assistant, Dept. of Civil Engineering, Mashhad Branch, Azad Islamic University,  
Mashhad, Iran

Received: 04.01.2020; Accepted: 08.26.2020

### Abstract

**Background and Objectives:** Quantifying the uncertainties of the parameters of hydrological models play an essential role in the management of water resources and is a challenge that due to the large number of parameters and lack of proper physical understanding of them, these models face problems in the calibration stage. Considering the importance of water resources in Iran and the need to investigate uncertainty in order to achieve reliable results, the purpose of this study is to investigate, identify and quantify parameters uncertainty of Soil and Water Assessment Tool (SWAT) and their performance to predict runoff in the Kashfrod river basin, as a semi-arid large-scale basin in northeastern Iran using a Monte Carlo chain-based Markov chain simulation method called the Differential Evolution Adaptive Metropolis algorithm (DREAM-ZS).

**Materials and Methods:** With the purpose of assess the uncertainty in this study only 20 out of 29 available parameters were selected and evaluated based on Regional Sensitivity Analysis (RSA) as sensitive parameters. In order to optimize the model and quantify the parameters uncertainty, scenarios S1 (first scenario) and S2 (second scenario), which belong to the DREAM-ZS algorithm, have been defined. The prior parameter ranges of the S1 scenario were determined using the final calibration of parameter ranges in SWAT-Calibration and Uncertainty Program (SWAT-CUP) software and Sequential Uncertainty Fitting version 2 (SUFI 2) algorithm, and the prior ranges of the S2 scenario were determined using a compromising approach between the prior ranges of the SWAT-CUP and posterior ranges from S1 scenario. In this study, the parameters, uncertainties and statistical analysis have to be computed via an appropriate likelihood function. Therefore, the Differential Evolution Adaptive Metropolis (DREAM-ZS) combined with the standard least squares (SLS) as a simple formal likelihood function. Also, to evaluate the performance of the model uncertainty in the two mentioned scenarios, evaluation criteria including P-factor, d-factor, Nash–Sutcliffe (NS), Total Uncertainty Index (TUI) and Average Deviation Amplitude (ADA) were used.

**Results:** P-factor, d-factor, Nash–Sutcliffe (NS), Total Uncertainty Index (TUI) and Average Deviation Amplitude (ADA) showed that the S2 scenario has a better performance than scenario S1 in reducing forecast uncertainties. According to S1 simulation, the NS coefficient ranged from 0.54 to 0.72, while in S2 simulation, it ranged from 0.63 to 0.78. The TUI for total

\* Corresponding Author; Email: a.s.a.a.6269@gmail.com

uncertainty was in a range of 0.2–0.6 and 0.22–0.66 for S1 and S2 scenarios, respectively. The S1 and S2 simulations led to the TUI of 0.63–0.94 and 0.74–1.22 for parameter uncertainty, respectively. Finally, ADA index for total uncertainty was 0.098 and 0.445 for S1 and S2 scenarios, while in accordance to S1 and S2 simulations, the ADA index for parameter uncertainty was 0.098 and 0.451, respectively.

**Conclusion:** The DREAM-ZS algorithm improved the calibration efficiency of the model and led to the presentation of more real values of runoff simulation parameters by the SWAT model in the Kashafrud River Basin.

**Keywords:** DREAM-ZS, Multi-station calibration, SWAT, Uncertainty analysis

*Arch*