

# SID



سرویس های ویژه



سرویس ترجمه تخصصی



کارگاه های آموزشی



بلاگ مرکز اطلاعات علمی



سامانه ویراستاری STES



فیلم های آموزشی

## کارگاه های آموزشی مرکز اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی

کارگاه آنلاین  
بررسی مقابله ای متون (مقدماتی)

کارگاه آنلاین  
پروپوزال نویسی و پایان نامه نویسی

کارگاه آنلاین آشنایی با پایگاه های اطلاعات علمی بین المللی و ترند های جستجو



## Identification and Uncertainty Analysis of Sensitive Parameter of SWAT model in Kardeh Streamflow Simulation

H. Salimirad<sup>1</sup>, A. Dehviri<sup>2</sup>, H. Galavi<sup>3\*</sup>,  
and M. Ebrahimian<sup>4</sup>

### Abstract

Distributed hydrological models use a large number of parameters in simulating a watershed and accordingly are subjected to model uncertainty. This study, therefore, analyzes the model uncertainty induced by its parameters instability. The soil and water assessment tool (SWAT)—a powerful semi-distributed hydrological model—is employed here to simulate the Kardeh river flow, in Iran. The model parameter sensitivity was assessed using the global sensitivity analysis method. For the uncertainty analysis, the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) technique was used which performs the uncertainty analysis and calibration of the model through inverse modeling. Observed streamflow data of 2000-2006 and 2008-2012 were respectively used for uncertainty-analysis/calibration and validation periods. Consulting the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient values obtained in calibration (0.64) and validation (0.68) steps, the developed SWAT model showed good performance for simulating Kardeh river flow. The produced uncertainty band was also able to encompass respectively 68 % and 93 % of the observations during calibration and validation steps. Results, while confirming the model goodness of fit, showed that the generated uncertainty interval by GLUE covers a large spectrum of the probable streamflow scenarios in the study area. Therefore, the model applicability in the study area is confirmed under different uncertainty scenarios and it can be applied for the river basin planning and management. The calibrated model can be reliably forced by climate change scenario driven data to assess the hydrological impacts of climate change in the study area.

**Keywords:** Parameter Uncertainty, GLUE, Sensitivity Analysis, Inverse Modeling.

Received: May 10, 2020

Accepted: November 2, 2020

## شناسایی و تحلیل عدم قطعیت پارامترهای حساس مدل SWAT در برآورد رواناب حوضه کارده

حلیمه سلیمی‌راد<sup>۱</sup>، عبدالحمید دهواری<sup>۲</sup>، هادی گلوی<sup>۳\*</sup> و  
محبوبه ابراهیمیان<sup>۴</sup>

### چکیده

کارایی مدل‌های هیدرولوژیکی در شبیه‌سازی رفتار یک حوضه به برآورد دقیق و اعتبار داده‌های خروجی مدل بستگی دارد. از آنجایی که مدل‌های هیدرولوژیکی توزیعی به دلیل جامعیت در تحلیل پدیده‌های چرخه هیدرولوژی دارای پارامترهای متعددی هستند، در معرض عدم قطعیت خواهند بود. بنابراین، شناسایی و تجزیه و تحلیل عدم قطعیت پارامترهای حساس مدل ضروری می‌باشد. در این مطالعه عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل SWAT در برآورد رواناب حوضه آبخیز کارده بررسی شد و واکنش مدل به تغییر در پارامترهای آن با روش آنالیز حساسیت فراگیر ارزیابی گردید. واسنجی و تحلیل عدم قطعیت مدل با استفاده از آمار ماهانه رواناب خروجی حوضه در بازه زمانی ۲۰۰۰-۲۰۰۶ انجام و همچنین عملکرد مدل در بازه ۲۰۰۸-۲۰۱۲ اعتبارسنجی شد. با توجه به مقادیر ضریب کارایی نش- ساتکلیف در دوره‌های واسنجی (۰/۶۴) و اعتبارسنجی (۰/۶۸)، مدل توسعه‌یافته SWAT کارایی خوبی برای شبیه‌سازی جریان رودخانه کارده نشان داد. همچنین در دوره‌های واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب ۶۸ و ۹۳ درصد داده‌های مشاهداتی در باند عدم قطعیت تولید شده توسط الگوریتم GLUE قرار گرفتند. این نتایج ضمن تأیید نکویی برازش مدل به شرایط حوضه آبخیز سد کارده، نشان داد که بازه عدم قطعیت تولید شده در تحلیل اثر عدم‌ایستایی پارامترهای مدل بر رواناب شبیه‌سازی شده می‌تواند بخش وسیعی از سناریوهای محتمل آبی در حوضه مطالعاتی را در برگیرد. در نتیجه، با شناخت بازه آماری تغییرات قابل قبول پارامترهای حساس مدل و کمی‌سازی اثر این تغییرات بر خروجی مدل توسط الگوریتم GLUE، قابلیت اجرایی مدل واسنجی شده SWAT در شرایط مختلف عدم قطعیت در حوضه مطالعاتی تضمین می‌گردد.

**کلمات کلیدی:** عدم قطعیت پارامتری، GLUE، آنالیز حساسیت، مدل‌سازی معکوس.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۹/۲/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۸/۱۲

1- Graduate in Range and Watershed Management, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran .

2- Assistant Professor, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran .

3- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran. Email: hadigalavi@uoz.ac.ir

4- Assistant Professor, Hamoun International Wetland Research Institute, University of Zabol, Zabol, Iran.

\*- Corresponding Author

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مرتع و آبخیزداری، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل.

۲- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل.

۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل.

۴- استادیار پژوهشکده تالاب بین‌المللی هامون، دانشگاه زابل.

\*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان زمستان ۱۳۹۹ امکان‌پذیر است.

## ۱- مقدمه

Yang et al. (2008) الگوریتم‌های MCMC، ParaSol<sup>6</sup>، GLUE و Wo et al. (2015) سه الگوریتم ParaSol، GLUE، SUFI-2 و Aalami et al. (2018) دو الگوریتم SUFI-2 و GLUE را برای تحلیل عدم قطعیت مدل SWAT در مطالعات خود به کار بردند. نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که هر یک از الگوریتم‌ها بسته به شرایط مدل‌سازی می‌تواند به نتایج نسبتاً متفاوتی از جنبه تعیین پارامتر حساس و بازه عدم قطعیت منجر گردد. بکارگیری الگوریتم SUFI-2 توسط پژوهشگران داخلی و خارجی برای تحلیل عدم قطعیت در مدل‌های مفهومی حوضه آبخیز، توانمندی این الگوریتم را در آنالیز عدم قطعیت نشان داده است (Akhoun et al., 2018). با این وجود، روش GLUE نیز یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای تعیین عدم قطعیت پارامتری مدل‌های هیدرولوژیک می‌باشد (Mirzaei et al., 2013) که نتایج قابل قبولی در مقایسه با دیگر روش‌ها ارائه داده است.

روش GLUE بر پایه شبیه‌ساز مونت کارلو و تلفیق با قضیه بیز (Bayes Theorem) توسعه یافته است (Beven and Binley, 1992). از زمان ارائه روش GLUE از سال ۱۹۹۲ تا سال ۲۰۰۸، در بیش از ۵۰۰ پژوهش، از الگوریتم GLUE جهت تحلیل عدم قطعیت استفاده شده است (Stedinger et al., 2008). در حال حاضر نیز با توجه به پیشرفت ایجاد شده در مدل‌های هیدرولوژی، الگوریتم GLUE در مطالعات متعددی جهت تحلیل عدم قطعیت مدل‌ها بکار گرفته شده است. EmamiFar et al. (2016) در مدل DWB<sup>7</sup>، Shafi'I et al. (2018) در مدل ALSIS-HBV<sup>8</sup>، و Amini-Zad et al. (2018) در مدل SWAT از GLUE استفاده کردند و بر کارایی این روش تأکید داشتند. همچنین قابل ذکر است که الگوریتم GLUE در تحلیل عدم قطعیت مدل‌های آب زیرزمینی (MODFLOW) نیز نتایج قابل اطمینانی ارائه داده است (Hamraz et al., 2016; Abedini et al., 2017). GLUE از منظر کارایی و سهولت اجرا با سایر روش‌های SUFI-2 و MCMC رقابت می‌کند (Abbaspour, 2007; Campbell et al., 1999). در واقع در GLUE، علاوه بر سادگی در محاسبات نسبت به سایر روش‌ها، به دلیل تحلیل اثر توزیع آماری مقادیر پارامترهای مدل بر خروجی، نتیجه همگرایی پارامترها بر عملکرد مدل را به صورت تغییرات آماری بررسی می‌کند. از مهمترین ویژگی‌های GLUE می‌توان به فرض عدم وجود تنها یک مجموعه پارامتر بهینه منحصر به فرد اشاره کرد. بدین ترتیب که مقادیر مجموعه‌ای از پارامترها را به صورت تصادفی براساس توزیع احتمال پیش فرض انتخاب می‌کند (شبیه‌سازی مونت کارلو) و خروجی ایجاد شده با استفاده از معیارهای سنجش کارایی (تابع هدف) مورد ارزیابی قرار گرفته و در صورت بالاتر بودن از حد آستانه پذیرش، مجموعه مقادیر پارامترها و مدل مربوطه به عنوان مجموعه رفتاری (قابل قبول)

مدل‌های هیدرولوژیکی به دلیل خطاهای رایج در جمع‌آوری و ثبت داده‌ها و همچنین محدودیت‌های ایجاد شده برای توسعه مدل عموماً به فرآیندهای واسنجی و اعتبارسنجی نیاز دارند تا برازش مناسبی با شرایط حوضه آبخیز پیدا کنند. صرف‌نظر کردن از برخی پدیده‌های هیدرولوژیک و یا ثابت در نظر گرفتن اثر اجزای مختلف چرخه هیدرولوژیک در فرآیند مدل‌سازی از جمله عوامل ایجاد خطا و عدم قطعیت در مدل هستند. خطا می‌تواند عامل ایجاد عدم قطعیت باشد، اما مفهوم «عدم قطعیت» به هیچ وجه برابر با «خطا» نیست. اثر عوامل مختلف ایجادکننده عدم قطعیت در فرآیند مدل‌سازی به صورت تجمعی در نتیجه نهایی مدل نمایان خواهد شد. این عوامل می‌تواند ساختاری (وابسته به ساختار هر مدل)، پارامتری (مربوط به پارامترهای مدل) و یا ناشی از داده‌برداری باشد (Galavi and Lee, 2012). منابع گسترده ایجادکننده عدم قطعیت مانعی برای مدل‌های هیدرولوژیکی در بازتاب کامل و دقیق فرآیندهای مورد مطالعه و شبیه‌سازی محسوب می‌شوند. از این رو، تحلیل عدم قطعیت مدل برای دستیابی به پیش‌بینی‌های مطمئن امری اجتناب‌ناپذیر در فرآیند مدل‌سازی است. تحلیل پارامترهای اثرگذار بر مدل و بهینه‌سازی آنها ضمن واسنجی مدل از مراحل ابتدایی و مهم این فرآیند می‌باشند (Nasiri et al., 2020). تحلیل حساسیت مدل به پارامترهای مختلف آن باعث شناسایی پارامترهایی که تأثیر بیشتری بر خروجی مدل دارند شده و نهایتاً باعث افزایش دقت در مدل‌سازی می‌شود. معمولاً یافتن یک مدل که کاملاً منطبق بر شرایط یک حوضه باشد امکان‌پذیر نیست. تفاوت‌های موجود را می‌توان عموماً با مقادیر واسنجی شده پارامترها، تغییر یا اصلاح مدل مفهومی در حوضه برطرف کرد. با توسعه روش‌های جدید بررسی عدم قطعیت که مبتنی بر مدل‌سازی معکوس می‌باشند، واسنجی مدل‌ها همگام با تحلیل عدم قطعیت انجام می‌شود (Shafiei et al., 2014). از این رو تحلیل عدم قطعیت با هدف توسعه و تضمین کارایی مدل انجام می‌گیرد.

از میان روش‌های گسترده تحلیل عدم قطعیت در مدل‌های هیدرولوژیکی می‌توان به الگوریتم‌های MCMC<sup>1</sup> و الگوریتم‌های مشابه آن bMCMC<sup>2</sup>، N-MCMC<sup>3</sup>، SUFI-2<sup>4</sup> و GLUE<sup>5</sup> (Roodaki and Azizian, 2020; Sepúlveda and Doherty, 2015; Lee et al., 2014) اشاره نمود. هر کدام از این الگوریتم‌ها با روش‌های متفاوتی تمامی منابع ایجادکننده عدم قطعیت در مدل‌سازی را آنالیز و اثر آنها مورد تحلیل قرار می‌دهند. پژوهشگران متعددی استفاده از الگوریتم‌های مختلف را برای ارزیابی واسنجی و تحلیل عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیک توزیعی پیشنهاد می‌کنند.

شکل ۱- A، B و C به ترتیب نمایشی از شبکه رودخانه، تنوع در کاربری اراضی و خاک‌های حوضه آبخیز ارائه می‌کند. طولانی‌ترین آبراهه ۴۴۷۹۰ متر طول داشت. بالاترین سطح پوشش اراضی نیز مربوط به مراتع با ۷۴ درصد می‌باشد. خاک منطقه دارای تنوع نسبتاً زیادی بود که خاک نوع Calcixerepts بیشترین و Ochric کمترین سطح پوشش در منطقه داشتند.

اطلاعات هواشناسی و اقلیمی منطقه مانند بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر، رطوبت نسبی و تابش روزانه از سه ایستگاه سینوپتیک و همچنین بارش و دما در ۸ ایستگاه به عنوان داده‌های آماری استفاده شدند. متوسط بارندگی سالانه در سطح حوضه در بخش جنوبی ۳۵۰ میلی‌متر و در ارتفاعات شمالی به ۶۴۰ میلی‌متر می‌رسد. واسنجی و اعتبارسنجی مدل نیز براساس آمار دبی ماهانه در ایستگاه هیدرومتری کرده بالادست واقع در نقطه خروجی حوضه انجام شد. مشخصات ایستگاه‌های مورد مطالعه در جدول ۱ ارائه شده است.

## ۲-۲- مدل SWAT

در این مطالعه از SWAT، که یک مدل نیمه توزیعی فیزیکی و پیوسته است، برای مدل‌سازی هیدرولوژیکی حوضه آبخیز سد کرده استفاده شد. SWAT مدلی توانمند و جامع برای شبیه‌سازی رواناب-فرسایش و تولید رسوب، کیفیت منابع آبی و اثرات تغییرات اقلیم در حوضه‌های آبخیز است. در این مدل، حوضه مطالعاتی به تعدادی واحدهای کوچک با پاسخ هیدرولوژیکی (HRU) یکسان تقسیم می‌شود. با ترکیب لایه‌های DEM، کاربری اراضی و نوع خاک، واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی بوجود می‌آیند؛ که در هر یک از این واحدها نوع خاک،

معرفی می‌گردند (Kobarfard et al., 2019). مجموعه خروجی‌های به‌دست آمده از پارامترهای رفتاری (سری‌های شبیه‌سازی شده رواناب) محدوده تغییرات مدل به ازای تغییر در مقادیر پارامترهای آن را نشان می‌دهد، که بیانگر بازه عدم قطعیت مدل نیز می‌باشد (Mirzaei et al., 2013).

سد کرده در استان خراسان رضوی یکی از منابع مهم تأمین‌کننده آب شرب و کشاورزی شهر مشهد می‌باشد. با در نظر گرفتن اهمیت این حوضه آبریز از جنبه تأمین آب شرب کلان شهر مشهد و شرایط خاص فیزیوگرافی آن (کوهستانی و برفی بودن) که زمینه را برای بررسی دو هدف ارزیابی توانایی مدل SWAT در شبیه‌سازی حوضه‌های برف‌خیز و همچنین شناسایی پارامترهای حساس مدل فراهم می‌کرد به عنوان حوضه مطالعاتی انتخاب شد. در این مطالعه از خطای ناشی از داده‌برداری‌ها صرف نظر شده است، و شناسایی و تحلیل عدم قطعیت پارامترهای حساس مدل SWAT در برآورد رواناب حوضه کرده در محیط نرم‌افزاری ArcGIS با استفاده از داده‌های متنوع هواشناسی و سنجش از دور انجام شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز کرده با مساحت ۴۴۷/۹ کیلومترمربع در استان خراسان رضوی، از زیرحوضه‌های اصلی حوضه کشف‌رود و جزء نواحی کوهستانی و مرتفع شمال شهرستان مشهد است. پایین‌ترین نقطه ارتفاعی حوضه در پایین‌دست آبدی کرده با ارتفاع ۱۲۰۰ متر و بالاترین آن در شمال غرب با ارتفاع ۲۹۳۷ متر از سطح دریا می‌باشد.

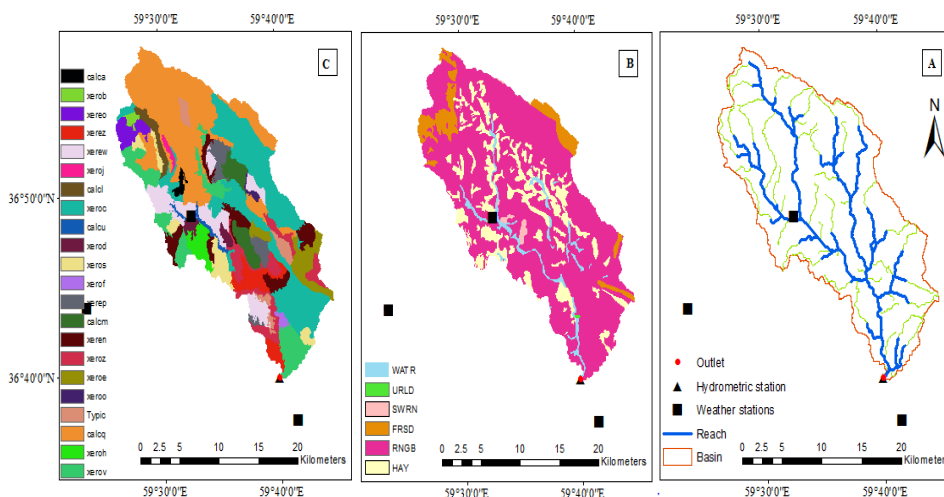


Fig. 1- The sub-basins (A), land use (B), and soil-maps (C) of Kardeh dam catchment  
شکل ۱- نقشه زیرحوضه‌ها (A)، کاربری اراضی (B) و خاک (C) حوضه سد کرده

**Table 1- Hydrometric stations used in the study**  
جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده در مطالعه

Altitude (m)	Latitude	Longitude	Station name
1279	36° 37' 12"	60° 41' 29.6"	Kardeh-Dam
1830	36° 48' 17"	52° 32' 43.6"	Marshak
1320	36° 43' 45.9"	59° 23' 33.1"	Sarooj
1505	36° 29' 24.5"	58° 59' 9.5"	Abghad
1464	36° 43' 1"	59° 39' 59.6"	Aal
1563	36° 49' 34"	59° 48' 35.9"	Talghoor
1569	36° 43' 4.2"	59° 33' 43.7"	Goosh
1313	36° 36' 44.8"	58° 35' 23.9"	Jong
1322	36° 39' 35"	59° 39' 58.2"	Kardeh (Hydrometric)

در یک بازه تعریف شده تغییر می‌دهد تا به کمترین اختلاف در شبیه‌سازی و در نتیجه به مقدار بهینه پارامترها دست یابد (Ahmadi and Nasser, 2020). فرآیند یاد شده در تکرارهای بسیار زیاد انجام می‌شود که هر بار انتخاب مقدار پارامتر از بازه تعریف شده با استفاده از یک توزیع آماری از پیش تعیین شده در GLUE انجام خواهد شد. در GLUE هدف این است که یک مجموعه پارامتر رفتاری که منجر به شبیه‌سازی‌های قابل قبول در مدل هیدرولوژیک می‌شوند، شناسایی گردد.

جهت پیاده‌سازی روش GLUE، توزیع احتمالاتی داده‌های هر پارامتر از مجموعه پارامترهای حساس تعیین گردیده و در هر بار اجرای مدل هیدرولوژیک مقداری تصادفی برای هر پارامتر وارد مدل شده و میزان دقت خروجی مدل ارزیابی می‌گردد. این روش در هر مرحله اجرای مدل سعی در کاهش خطای مرحله قبل داشته و با انتخاب مجموعه مقادیر جدید برای هر کدام از پارامترهای حساس در مدل، دقت شبیه‌سازی‌های جدید مدل را ارزیابی می‌کند (Galavi et al., 2019). مجموعه پارامترهایی که مقادیر انتخابی آنها برازش مناسبی در مدل ایجاد نماید به عنوان مجموعه پارامترهای رفتاری معرفی می‌شود (Mirzaei et al., 2013). محدوده تغییرات خروجی شبیه‌سازی‌های مدل به واسطه مجموعه پارامترهای رفتاری بکار رفته در آن، بازه عدم قطعیت در خروجی مدل SWAT تحت اثر پارامترهای آن را نشان می‌دهد. در واقع در مرحله واسنجی شبیه‌سازی‌های متعددی براساس تعداد مقادیر تصادفی انجام شد و در مرحله اجرای الگوریتم بازه پارامترها کوچک‌تر شده تا به یک مقدار بهینه ثابت برسد. دو معیار r-factor و p-factor جهت کمی نمودن و ارزیابی عدم قطعیت استفاده می‌شود. معیار p-factor درصد قرارگیری داده‌های مشاهداتی در محدوده عدم قطعیت ۹۵٪ و معیار r-factor میانگین ضخامت محدوده عدم قطعیت ۹۵٪ (فاصله حد بالا و پایین) می‌باشد. برای ایجاد برازش مناسب، هدف دستیابی به بیشترین پوشش داده مشاهداتی با کمترین

کاربری اراضی و رقوم ارتفاعی یکسان می‌باشند و در نتیجه رفتار هیدرولوژیکی آنها یکسان خواهد بود. بعد از تشکیل HRUها داده‌های اقلیمی (بارش و دما) به مدل معرفی شود. در این راستا، پردازش رواناب سطحی حوضه، آب موجود در خاک، تبخیر و تعرق، ذوب برف، نفوذ سطحی، نفوذ عمقی، جریان آب زیرزمینی و زیرسطحی، فرسایش و تولید رسوب و باقی پدیده‌های هیدرولوژیک ابتدا برای هر HRU، سپس هر زیرحوضه و در نهایت کل حوضه آبخیز به صورت متوسط وزنی محاسبه می‌شود (Neitsch et al., 2011). در مدل SWAT شبیه‌سازی چرخه هیدرولوژیکی براساس معادله بیلان آب صورت می‌گیرد (رابطه ۱).

$$SW_t = SW_0 + \sum_1^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw}) \quad (1)$$

که در آن،  $SW_t$  مقدار نهایی آب موجود در خاک (میلیمتر)،  $SW_0$  مقدار اولیه آب موجود در خاک (میلیمتر)،  $t$  زمان بر حسب روز،  $R_{day}$  مقدار بارش در روز  $i$  (میلیمتر)،  $Q_{surf}$  مقدار رواناب سطحی در روز  $i$  (میلیمتر)،  $E_a$  مقدار تبخیر و تعرق در روز  $i$  (میلیمتر)،  $W_{seep}$  مقدار آب نفوذی به لایه زیرین خاک در روز  $i$  (میلیمتر) و  $Q_{gw}$  مقدار آب زیرزمینی برداشت شده در روز  $i$  (میلیمتر) است. حجم رواناب سطحی ناشی از بارندگی یکی از متغیرهای اصلی جریان رودخانه است که در مدل SWAT با روش شماره منحنی SCS و روش گرین‌آمپت محاسبه می‌شود (Neitsch et al., 2011).

### ۲-۳- تحلیل عدم قطعیت

تحلیل عدم قطعیت پارامتری مدل SWAT مرحله‌ای مهم در تعیین میزان وابستگی خروجی‌های مدل به تغییر در مقادیر پارامترهای مدل است. برای بررسی عدم قطعیت پارامتری مدل SWAT از بسته نرم‌افزاری واسنجی و تحلیل عدم قطعیت SWAT-CUP و الگوریتم GLUE استفاده شد. GLUE یک الگوریتم مدل‌سازی معکوس است که بر اساس داده‌های مشاهداتی مقدار پارامترهای مدل SWAT را

می‌کند (Zuo et al., 2014). بیش پیش‌بینی و کم پیش‌بینی کردن سیستماتیک مدل نیز با استفاده از معیار PBIAS محاسبه می‌شود که مقادیر نزدیک به صفر عملکرد خوب مدل و تا  $\pm 25$  عملکرد رضایت بخش مدل را نشان می‌دهد. مقادیر نزدیک به صفر در معیار RSR نیز نشان دهنده برازش بسیار خوب مدل خواهد بود.

### ۳- نتایج

#### ۳-۱- مدل هیدرولوژیک SWAT

پیکره‌بندی حوضه جهت تولید شبکه آبراهه، طول آبراهه اصلی، زیرحوضه‌ها و مسیر جریان با استفاده از DEM با اندازه سلولی ۳۰ متر انجام شد. ساخت واحد پاسخ هیدرولوژیکی با ورود نقشه کاربری، نقشه خاک و تعیین تعداد و محدوده کلاس شیب توسط مدل انجام گرفت. نقشه کاربری اراضی منطقه ۶ نوع پوشش مشخص (جنگل، مناطق سنگی، مناطق مسکونی، سطوح آبیگر، مراتع، مزارع و باغات) و نقشه خاک منطقه ۲۲ کلاس متفاوت را نشان دادند (شکل ۱). شیب منطقه براساس نقشه رقوم ارتفاعی که گستردگی اختلاف ارتفاع زیادی را نشان می‌داد به ۴ طبقه ( صفر-۱۰، ۱۰-۳۰، ۳۰-۶۰ و بیش از ۶۰ درصد) تقسیم‌بندی شد. با توجه به تغییرات مکانی بافت خاک، کاربری اراضی و وضعیت توپوگرافی منطقه، حوضه آبخیز کارده به ۵۱ زیرحوضه و ۵۳۱ واحد پاسخ هیدرولوژیک تقسیم گردید. مدل SWAT دارای یک پایگاه داده‌ای جامع (Geodatabase) است که در این پایگاه به معرفی موقعیت ایستگاه‌های سینوپتیک و داده‌های آنها به مدل پرداخته می‌شود. پس از ورود داده‌های هواشناسی به مدل، اجرای مدل در مقیاس روزانه در محدوده سال‌های ۲۰۱۵-۱۹۹۵ انجام شد. جهت کاهش اثر خطاهای شرایط اولیه در مدل، پنج سال ابتدایی دوره آماری (۲۰۰۰-۱۹۹۵) برای تطبیق مدل با شرایط حوضه (warm-up) در نظر گرفته شد. با توجه به تنظیمات فوق، مدل برای شبیه‌سازی رواناب حوضه در مقیاس ماهانه اجرا شد. مدل اولیه توانست الگوی تغییرات ماهانه رواناب در طول دوره آماری مشاهداتی در ایستگاه هیدرومتری "کارده-بالادست" را پیش‌بینی کند اما از دقت کافی برخوردار نبود. مقادیر آماره‌های دقت ضرایب نش-ساتکلیف و تبیین به ترتیب ۰/۵۱ و ۰/۵۴ بدست آمد که نمایانگر اطمینان‌پذیری بسیار پایین مدل در این مرحله از مدل‌سازی می‌باشد. از این‌رو، پارامترهای حساس مدل در فرآیند تحلیل عدم قطعیت شناسایی و تحت واسنجی قرار گرفت تا عملکرد مدل بهبود یابد.

ضخامت باند عدم قطعیت می‌باشد. مقادیر p-factor بین صفر و ۱ و r-factor بین صفر و  $\infty$  است. مقادیر r-factor کوچک‌تر و p-factor بزرگ‌تر به ترتیب نشان‌دهنده محدوده عدم قطعیت باریک ضمن پوشش حداکثری داده‌های مشاهداتی در محدوده عدم قطعیت ۹۵٪ خواهد بود.

برای تعیین پارامترهای حساس در مدل، آنالیز حساسیت به روش ارزیابی فراگیر (Global Sensitivity) با استفاده از روش GLUE انجام شد. در این روش تمام پارامترهای تحت بررسی به طور همزمان تغییر داده می‌شود و واکنش آنها بر خروجی مدل انعکاس داده می‌شود و در نهایت پارامترهای حساس رده‌بندی می‌شود. در GLUE مقدار حساسیت پارامترها را با استفاده از معیارهای p-value و t-stat پس چندین بار اجرای مدل مشخص می‌کند بر این اساس، هر پارامتری که t-stat بیشتر و مقدار p-value نزدیک به صفر داشته باشد و یا به عبارتی دیگر پارامتری که تغییرات کم آن سبب تغییرات زیادی در خروجی مدل گردد به عنوان پارامتر حساس معرفی می‌شود. مدل SWAT دارای پارامترهای زیادی است و در نظر گرفتن تمام پارامترها برای واسنجی و تحلیل عدم قطعیت باعث افزایش بسیار زیاد حجم محاسباتی شده که نیاز به پردازنده‌های قوی خواهد داشت و از طرفی برخی پارامترها درجه تاثیر کمی بر دقت مدل خواهند داشت؛ از این‌رو براساس پژوهش‌های پیشین ۴۰ پارامتر مورد بررسی اولیه قرار گرفت که با توجه به فراوانی استفاده از آنها و در نظر گرفتن فرآیندهای مؤثر در تولید رواناب حوضه، ۲۷ پارامتر به عنوان پارامترهای اثرگذارتر برای آنالیز حساسیت انتخاب شدند (Golshan et al., 2016; Jalavand et al., 2016; Judi-Hamzhabadi et al., 2016; Ja'farzadeh et al., 2016; and Rouhani, 2016; Kavian et al., 2017). دامنه تغییرات پارامترهای منتخب با توجه به پیش‌فرض مدل و مطالعات قبلی تعیین و به مدل اعمال گردید.

شاخص‌های مختلفی برای برآورد دقت رفتار شبیه‌سازی شده حوضه آبخیز توسط مدل SWAT در مقایسه با داده‌های مشاهداتی به کار برده می‌شود. در این مطالعه از چهار معیار ارزیابی نکویی برازش که عبارتند از ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NSE)، ضریب تبیین ( $R^2$ )، نسبت ریشه میانگین مربعات خطا به انحراف استاندارد داده‌های اندازه‌گیری شده (RSR) و درصد اریبی (PBIAS) استفاده شد. ضریب نش-ساتکلیف با تغییراتی بین  $\infty$  تا یک (بهترین برازش) معیاری جهت ارزیابی اختلاف نسبی مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده توسط مدل است. ضریب تبیین نیز به مقایسه پراکنش داده‌های شبیه‌سازی شده در مقابل داده‌های مشاهداتی می‌پردازد و ضمن تغییر بین مقادیر صفر تا یک، به ترتیب بدترین و بهترین برازش را مشخص

۳-۲- عدم قطعیت پارامتری مدل

فرآیند واسنجی مدل به مفهوم تعیین مقادیر بهینه پارامترهای مدل برای رسیدن به بالاترین مقدار تابع هدف (عملکرد) است. طی فرآیند واسنجی مقادیر پیش فرض پارامترهای مدل تعدیل یافته و بعد از شبیه سازی به دفعات زیاد برای منطقه مورد مطالعه اصلاح و بهینه می گردد و بدین ترتیب دامنه عدم قطعیت به تدریج کاهش می یابد. در این تحقیق تعداد شبیه سازی ها ۵۰۰۰ تکرار بوده است. اصلاح مقادیر پارامترها و ارزیابی عملکرد مدل تا زمانی که تابع هدف بیشینه حاصل گردد و یا تعداد مجموعه های تعیین شده به انتها برسد ادامه می یابد.

ترسیم تمام شبیه سازی های مدل در هر مرحله از واسنجی، بازه تغییرات مدل و یا اصطلاحاً عدم قطعیت مدل در واکنش به نوسانات پارامترهای خود را نشان می دهد. شکل ۲ بازه عدم قطعیت مدل در دوره واسنجی را نشان می دهد که دارای p-factor برابر با ۰/۶۸ (پوشش ۶۸ درصدی مقادیر مشاهده ای در محدوده باند عدم قطعیت) می باشد. شکل ۲ انطباق نسبی و قابل مقایسه جریان شبیه سازی شده و مشاهداتی را نیز با مقدار ضریب کارایی نش- ساتکلیف ۰/۶۴ که حاکی از دقت رضایت بخش مدل است نشان می دهد.

پس از تعیین دامنه بهینه برای پارامترها در دوره واسنجی، الگوریتم GLUE یک بار دیگر با استفاده از دامنه بهینه پارامترها و داده های دبی مشاهداتی برای دوره اعتبارسنجی در یک دوره مستقل (۲۰۰۸-۲۰۱۲) از واسنجی اجرا می شود. فرآیند اعتبارسنجی مشابه واسنجی است با این تفاوت که در آن هیچ گونه تصحیحی روی پارامترها انجام نمی گیرد. هیدروگراف ماهانه شبیه سازی شده و مشاهداتی مدل به همراه بازه عدم قطعیت در دوره اعتبارسنجی در حوضه سدکارده در شکل ۳ ارائه شده است.

تحلیل عدم قطعیت پارامتری مدل با آنالیز ۲۷ پارامتر انتخابی که براساس تحقیقات گذشته اثر بالقوه ای در واسنجی مدل برای برآورد رواناب در حوضه های کوهستانی داشتند اجرا شد. نتایج در جدول ۲، ۱۴ پارامتر حساس مدل که بیشترین تأثیر در واسنجی مدل را داشتند نشان می دهد. پارامتر PLAPS (آهنگ تغییرات بارندگی با ارتفاع) به عنوان مؤثرترین پارامتر بر میزان جریان رواناب تولیدی در این حوضه تحت مدل SWAT شناخته شد. به طور کلی، افزایش مقدار PLAPS باعث افزایش حجم رواناب شد.

در جدول ۲، دو پارامتر SOL-BD (جرم مخصوص ظاهری) و SOL-K (هدایت هیدرولیکی اشباع) با مقادیر t-stat برابر با ۳۰/۴۲ و ۲۷/۷۴ به ترتیب در رتبه دوم و سوم پارامتر حساس قرار می گیرند. همچنین، با توجه به کوهستانی بودن دامنه شمالی حوضه مورد مطالعه قابل پیش بینی بود که پارامترهای SMFMX (بیشینه نرخ ذوب برف)، SMFMN (کمینه نرخ ذوب برف)، SMTMP (دمای بارش برف) و TMPSF (دمای ذوب برف) از جمله پارامترهای حساس مدل باشند. نتایج فوق با مطالعات (Judi and Ja'farzadeh and Rouhani (2016) و Hamzhabadi et al. (2016) مطابقت دارد.

عدم قطعیت پارامتری مدل در واکنش به تغییرات در پارامترهای حساس شناخته شده بررسی شد. به این منظور، عملکرد مدل در واکنش به تغییر در مقادیر پارامترهای حساس آن به وسیله ضریب کارایی نش- ساتکلیف (تابع هدف در GLUE) سنجیده شد. مجموعه پارامترهایی که قادر به تولید عملکرد با ضریب کارایی بالای ۰/۶ بودند به عنوان مجموعه پارامترهای رفتاری تعیین شدند. شایان توجه است که روش مدل سازی معکوس که GLUE از آن استفاده می کند، مشابه

Table 2- The order of sensitive parameters defined in sensitivity analysis

جدول ۲- برخی از پارامترهای حساس مدل به ترتیب میزان تأثیر

t-Stat	P-Value	Parameter Name	Order
-52.56	0	PLAPS.SUB	1
-30.42	0	SOL_BD(1).SOL	2
-27.74	0	SOL_K(1).SOL	3
-25.43	0	HRU_SLP.HRU	4
-21.83	0	ALPHA_BNK.RTE	5
-16.78	0	SFTMP.BSN	6
13.75	0	SLSUBBSN.HRU	7
13.71	0	SOL_AWC(1).SOL	8
-11.83	0	CN2.MGT	9
-8.53	0	SMTMP.BSN	10
-7.52	0	ESCO.HRU	11
4.89	0	SMFMN.BSN	12
4.52	0	CH_K2.RTE	13
3.36	0	SMFMX.BSN	14

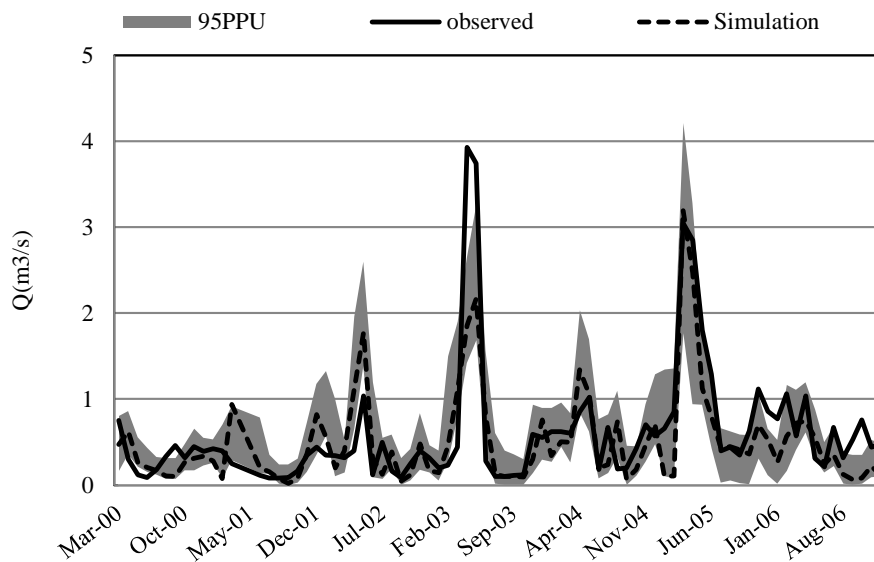


Fig. 2- The uncertainty analysis and calibration results

شکل ۲- نتایج واسنجی و تحلیل عدم قطعیت مدل

شبیه‌سازی‌ها عموماً امکان‌پذیر نیست و همیشه درصدی عدم قطعیت ناشی از عدم انطباق کامل مدل با شرایط حوضه وجود دارد.

بررسی هیدروگراف‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در دوره اعتبارسنجی و همچنین شاخص‌های ارزیابی این دوره در جدول ۳ با ضریب کارایی ۰/۶۸ و ضریب تبیین ۰/۷۱ مؤید عملکرد خوب مدل می‌باشد.

شاخص p-factor در این دوره برابر ۰/۹۳ به دست آمد که پوشش بسیار خوب داده‌های مشاهداتی در محدوده باند عدم قطعیت ۹۵٪ را نشان می‌دهد. البته بررسی شاخص r-factor در این دوره گویای پهنای باند نسبتاً زیاد عدم قطعیت است. با توجه به شکل ۳، مدل ضمن تشخیص الگوی تغییرات رواناب در حوضه در برخی موارد جریان‌های حدی را بیش پیش‌بینی کرده است. با توجه به کوهستانی بودن منطقه، این امر را می‌توان به ضعف مدل در شبیه‌سازی برف نسبت داد (Rostamian et al., 2018). البته باید توجه داشت که انطباق کامل

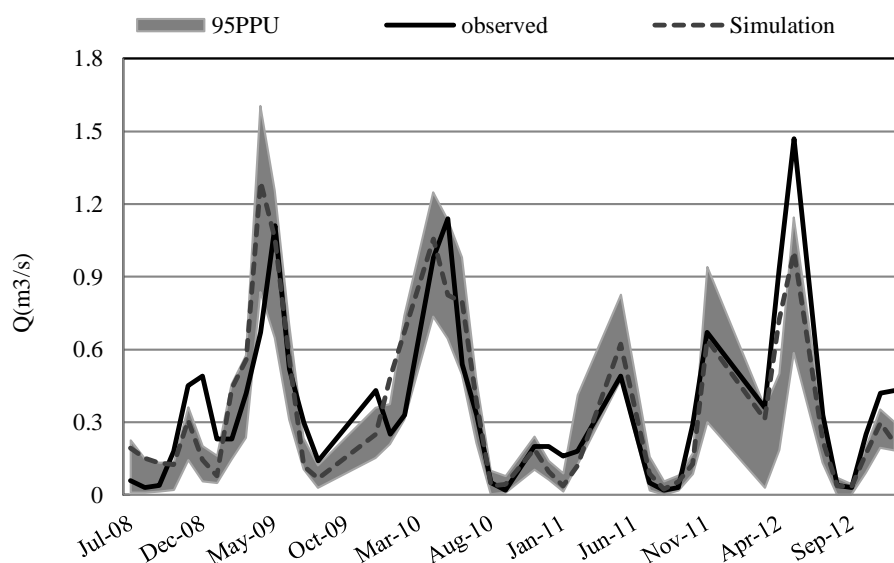


Fig. 3- The uncertainty band during validation period

شکل ۳- باند عدم قطعیت تولیدی در دوره اعتبارسنجی



Table 3- Performance measures during calibration and validation of the model

جدول ۳- آماره‌های دقت در دو دوره واسنجی و اعتبارسنجی

P-factor	R-factor	RSR	PBIAS	R <sup>2</sup>	NSE	Statistical year	the period
0.68	0.92	0.6	16.33	0.66	0.64	2000-2006	Calibration
0.93	1.57	0.56	4.5	0.71	0.68	2008-2012	Validation

SWAT با تخمین مناسب توسط الگوریتم GLUE به کمیت در آمده است و قابلیت اجرایی مدل در شرایط مختلف عدم قطعیت را تضمین می‌کند. از این رو، مدل واسنجی شده SWAT در این مطالعه قابل استفاده برای کاربردهای مختلف از قبیل بهینه‌سازی مدیریت توزیع آب مخزن سد کارده، و همچنین اقدامات مدیریتی و پیش‌بینی اثرات تغییر اقلیم در حوضه سد کارده می‌باشد.

#### ۵- سپاسگزاری

این مقاله بخشی از پایان‌نامه اجرا شده در دانشگاه زابل می‌باشد که هزینه‌های آن از پژوهانه شماره UOZ-GR-9618-144 دانشگاه تأمین شده است. بدین وسیله نویسندگان مقاله از همکاری ادارات منابع طبیعی، هواشناسی و شرکت آب منطقه‌ای خراسان رضوی در تهیه داده‌های طرح کمال تشکر و قدردانی را به عمل می‌آورند.

#### پی‌نوشت‌ها

- 1- Monte Carlo Markov Chain
- 2- Blocking Monte Carlo Markov Chain
- 3- Null Space Monte Carlo Markov Chain
- 4- Sequential Uncertainty Fitting
- 5- Generalized Likelihood Uncertainty Estimation
- 6- Parameter Solution
- 7- Dynamic Water Balance Model
- 8- Atmosphere-Land-Surface Interaction Scheme

#### ۶- مراجع

- Aalami MT, Abbasi H, and Niksokhan MH (2018) Comparison of two calibration-uncertainty methods for soil and water assessment tool in stream flow and total suspended solids modeling. *Water and Soil Science* 28(3):53-64 (In Persian)
- Abbaspour KC (2007) User Manual for SWAT-CUP, SWAT calibration and uncertainty analysis programs. Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, Eawag Dübendorf, Switzerland, 325p
- Abedini ME, Ziai AN, Shafi'i M, Ghahraman B, Ansari H and Meshkini C (2017) Uncertainty assessment of groundwater flow modeling by using generalized likelihood uncertainty estimation method (Case

مدل در هر دو دوره واسنجی و اعتبارسنجی دارای مقادیر کارایی رضایت‌بخش بوده و همچنین مقدار درصد انحراف (PBIAS) مدل در بیش پیش‌بینی و کم پیش‌بینی در محدوده قابل قبول ( $< 25$ ) بوده است، هرچند مدل به‌صورت عمومی کم پیش‌بینی کرده است. اما در مجموع به دلیل تولید RMSE نرمال شده (RSR) کم، قابل اعتماد و تعمیم برای شبیه‌سازی دوره‌های آینده می‌باشد. هم‌راستا با نتایج تحقیق (Akhoun et al. (2018)، و ضمن تأکید دوباره بر حصول معیارهای دقت رضایت‌بخش و پوشش حداکثری رواناب‌های مشاهداتی در بازه عدم قطعیت تولید شده در هر دو دوره واسنجی و اعتبارسنجی، مدل توسعه یافته در تحقیق حاضر بعنوان مدل بهینه برای شبیه‌سازی رواناب در حوضه سد کارده با قابلیت اجرایی برای مطالعات اقلیمی در حوضه معرفی می‌گردد.

#### ۴- نتیجه‌گیری

تحلیل عدم قطعیت در داده‌های ورودی و ساختار مدل از مهمترین موارد مدل‌سازی هیدرولوژیکی محسوب می‌شود. در این مطالعه، تحلیل عدم قطعیت پارامتری مدل SWAT در حوضه کارده از سرشاخه‌های رودخانه کشف‌رود با استفاده از الگوریتم GLUE انجام گرفت. در GLUE هدف یافتن یک مجموعه پارامترهای بهینه است تا برازش مناسبی بین رواناب شبیه‌سازی و مشاهده شده ایجاد کند. در این راستا، در مطالعه حاضر با وجود نواقص بسیار در آمار ثبت شده حوضه، سعی شد با تعیین محدوده منطقی و مناسب برای پارامترها در الگوریتم GLUE، میزان عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل SWAT کاهش یابد. در بین پارامترهای حساس در واسنجی مدل برای تولید رواناب، پارامتر PLAPS (آهنگ تغییرات بارندگی با ارتفاع) حساس‌ترین پارامتر شناخته شد. در دوره واسنجی، پهنای باند عدم قطعیت برابر  $0/92$  بود و  $68\%$  از داده‌های مشاهداتی در محدوده باند عدم قطعیت  $95\%$  واقع شدند. در دوره اعتبارسنجی، پهنای باند عدم قطعیت کمی بیشتر ( $1/57$ ) بدست آمد و طبیعتاً درصد بیشتری از داده‌های مشاهداتی در باند عدم قطعیت قرار گرفت. در حوضه‌های کوهستانی با بارش برف و مشارکت ذوب برف در تولید رواناب، مقادیر بالای پهنای باند عدم قطعیت اگر همراه با آماره‌های دقت قابل قبول باشد می‌تواند مورد پذیرش باشد. به طور کلی، با توجه به اطمینان حاصل شده می‌توان بیان کرد که عدم قطعیت پارامترهای مدل

- First National Conference on Natural Resources and Sustainable Development in Central Zagros, Shahrekord University, Iran (In Persian)
- Jalavand M, Dehwari AH, and HaghNazari F (2016) Sensitivity analysis of effective parameters on input runoff to the Latian dam using SWAT model. In: Proc. of Third International Conference on New Findings in Agricultural Sciences, Natural Resources and Environment, Tehran, Iran (In Persian)
- Judi-Hamzehabadi A, Kadkhodosseini M, Akhavan S, and Nozari H (2016) Evaluation of SWAT and SVM models to simulate the runoff of Lighvanchay river. *Water and Soil Science* 26:137-150 (In Persian)
- Kavian A, Namdar M, Golshan M, and Bahri M (2017) Hydrological modeling of climate changes impact on flow discharge in Haraz river basin. *Journal of Natural Environmental Hazards* 6(12):89-104 (In Persian)
- Kobarfard M, Fazloula R, Zarghami M, Akbarpour A (2019) Assessment uncertainty of SWMM urban flood model using GLUE method case study: 2nd district municipality of Tabriz. *Iran-Water Resources Research* 14(5):103-117 (In Persian)
- Lee TS, Galavi H, and Huang YF (2014) Uncertainty in climate change impact studies: a general picture. *International Journal Climate Chang Impacts Responses* 6(1):1-10
- Mirzaei M, Galavi H, Faghih M, Huang YF, Lee TS, and El-Shafie A (2013) Model calibration and uncertainty analysis of runoff in the Zayanderood river basin using generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) method. *Journal of Water Supply: Research and Technology-AQUA* 62(5):309-320
- Nasiri S, Ansari H, and NaghiZiaei A (2020) Simulation of stream flow in samalqan watershed using SWAT hydrological model. *Journal of Water Resources Engineering* 13(45):39-56 (In Persian)
- Neitsch SL, Arnold JG, Kiniry JR, and Williams JR (2011) Soil and water assessment tool theoretical documentation. Texas Water Resources Institute
- Rostamian R, Jaleh A, Afyuni M, Mousavi SF, Heidarpour M, Jalalian A, and Abbaspour KC (2008) Application of a SWAT model for estimating runoff and sediment in two mountainous basins in central Iran. *Hydrological Sciences Journal* 53(5):977-988
- Roodaki S and Azizian A (2020) Uncertainty analysis due to the application of different infiltration methods on the performance of HEC-HMS model using GLUE algorithm. *Iran-Water Resources Research* 16(2):50-66 (In Persian)
- study: Bojnourd Plain). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 10(6):755-769 (In Persian)
- Ahmadi A and Nasser M (2020) Do direct and inverse uncertainty assessment methods present the same results? *Journal of Hydroinformatics* 22(4):842-855
- Akhoun S, Shahverdi M, and Zare-Abyaneh H (2018) Modeling the spatial changes of blue and green water (case study: Hamadan province). In: Proc. of First National Conference on Water Resources Management Strategies and Environmental Challenges (In Persian)
- Amini-Zad A, Galavi H and MohammadRezaPoor OB (2018) Hydrological modeling of Pishin dam watershed using SWAT. In: Proc. of the First National Conference on SWAT Applications in Iran, Water and Wastewater Research Institute, Isfahan University of Technology, Isfahan
- Beven KJ and Binley A (1992) The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Process* 6(3):279-298
- Campbell EP, Fox DR, and Bates BC (1999) A Bayesian approach to parameter estimation and pooling in nonlinear flood event models. *Water Resource Research* 35(1):211-220
- EmamiFar S, Davary K, Ansari H, Ghahraman B, Hosseini SM, and Naseri M (2016) Uncertainty assessment DWB model by using GLUE method (Case study: Andrabai and Farvbrman catchments). *Journal of Soil and Water Resources Conservation* 6(1):125-142 (In Persian)
- Galavi H, Kamal MR, Mirzaei M, and Ebrahimian M (2019) Assessing the contribution of different uncertainty sources in streamflow projections. *Theoretical and Applied Climatology* 137(1-2):1289-1303
- Galavi H and Lee TS (2012) Uncertainty analysis of climate change impacts on runoff. In: Proc. of International Conference on Future Environment and Energy 28:235-239
- Golshan M, Esmali-Ouri A, Shahedi K, and Jahanshahi A (2016) Performance evaluation of SWAT and IHACRES models to simulate runoff in Khorramabad watershed. *Water and Soil Science* 26(2):29-42 (In Persian)
- Hamraz BS, Akbarpour A, and Pourreza-bilondi M (2016) Assessment of parametric uncertainty of MODFLOW model using GLUE method (Case study: Birjand plain). *Journal of Water and Soil Conservation* 22(6):61-79 (In Persian)
- Ja'farzadeh M and Rouhani H (2016) Sensitivity analysis of SWAT model in runoff simulation. In: Proc. of

- uncertainty estimation (GLUE) method. *Water Resources Research* 44:1-17
- Wu H and Chen B (2015) Evaluating uncertainty estimates in distributed hydrological modeling for the Wenjing River watershed in China by GLUE, SUFI-2 and ParaSol methods. *Ecological Engineering* 76:110-121
- Yang J, Reichert P, Abbaspour KC, Xia J, and Yang H (2008) Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of Hydrology* 358:1-23
- Zuo D, Xu Z, Zhao J, Abbaspour KC, and Yang H (2014) Response or runoff to climate change in the Wei River basin, china. *Hydrological Sciences Journal* 60(3):508-522
- Sepúlveda N and Doherty J (2015) Uncertainty analysis of a groundwater flow model in east-central Florida. *Groundwater* 53(3):464-474
- Shafiei M, Ghahraman B, Saghafian B, Davary K, and Vazifedoust M (2014) Calibration and uncertainty analysis of SWAP model by using GLUE method. *Water Research in Agriculture* 28(2):447-448 (In Persian)
- Shafi'I M, Bazrafshan C, and Iran-nejhad P (2018) Uncertainty analysis for simulation of river flow applied by GLUE method. *Geography (Iranian Journal of Geography)* 58:82-99 (In Persian)
- Stedinger JR, Vogel RM, Lee SU, and Batchelder R (2008) Appraisal of the generalized likelihood

# SID



سرویس های ویژه



سرویس ترجمه تخصصی



کارگاه های آموزشی



بلاگ مرکز اطلاعات علمی



سامانه ویراستاری STES



فیلم های آموزشی

## کارگاه های آموزشی مرکز اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی



توجه: بررسی

بررسی مقاله ای متون (مقدماتی)

کارگاه آنلاین  
بررسی مقابله ای متون (مقدماتی)



PROPOSAL  
پروپوزال

توجه: آموزش

پروپوزال نویسی و پایان نامه نویسی

کارگاه آنلاین  
پروپوزال نویسی و پایان نامه نویسی



ISI  
Scopus

توجه: آموزش

آشنایی با پایگاه های اطلاعات علمی بین المللی و ترند های جستجو

کارگاه آنلاین آشنایی با پایگاه های اطلاعات علمی بین المللی و ترند های جستجو