دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

تخمین عدم قطعیت مدل شبیه‌سازی سیلاب HEC-HMS با استفاده از الگوریتم مونت کارلو زنجیره مارکوف

مه روز نورعلی[۱]، بیژن قهرمان[۲]، محسن پوررضا بیلندی[۳] و کامران داوری[۴]

۱- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، پردیس بین الملل دانشگاه فردوسی مشهد
۲- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، (نویسنده مسوول: bijangh@um.ac.ir)
۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند
۴- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد
تاریخ دریافت: ۹۳/۱۲/۲۹ تاریخ پذیرش: ۹۴/۱۲/۳

چکیده

مدل‌های هیدرولوژیکی اغلب شامل پارامترهایی هستند که به‌طور مستقیم نمی‌توانند اندازه‌گیری شوند. تخمین پارامترها توسط روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی هم با خطا همراه است. بنابراین تجزیه و تحلیل عدم قطعیت امری ضروری به‌شمار می‌آید. در تحقیق حاضر از الگوریتم DREAM-ZS (از الگوریتم‌های مبتنی بر مونت کارلو زنجیره مارکوف) به‌منظور بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل‌هیدرولوژیکی HEC-HMS در حوزه آبخیز تمر به مساحت ۱۵۳۰ کیلومترمربع واقع در استان گلستان استفاده شد. به منظور ارزیابی عدم قطعیت ۲۴ پارامتر بکار رفته درمدل HEC-HMS، سه رویداد سیل برای واسنجی و یک رویداد سیل در اعتباریابی استفاده گردید. نتایج حاصل از واسنجی نشان داد که بازه‌های ۹۵ درصد عدم قطعیت کل، بیشتر داده‌های مشاهده‌ای بویژه دبی اوج را در برگرفتند. همچنین علاوه بر عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل بارش رواناب، منابع دیگر عدم قطعیت مانند ساختار مدل و داده‌های ورودی هم سهم مهمی در خطای شبیه‌سازی دارند. با مشاهده مقادیر پایین ضریب تغییرات برای پارامتر CN (شماره منحنی) در تمامی سیلاب‌ها، این پارامتر به‌عنوان حساس‌ترین پارامتر به‌حساب آمد. هیستوگرام‌های پسین پارامترها نشان داد که بیشتر پارامترها به‌خوبی تعیین شده‌اند و ناحیه کوچکی از توزیع‌های یکنواخت پیشین را اشغال می‌کنند. همچنین بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS آشکارا بر شبیه سازی حاصل از الگوریتم جستجوی خودکار نلدر و مید برتری داشت.

واژه‌های کلیدی: عدم قطعیت، HEC-HMS، حوزه آبخیز تمر، الگوریتم نلدر و مید، الگوریتم DREAM-ZS

مقدمه

مدل‌های هیدرولوژیکی اغلب شامل پارامترهایی هستند که به‌طور مستقیم نمی‌توان آن‌ها را اندازه‌گیری کرد. معمولاً مقادیر پارامترهای به‌کار رفته در مدل‌های هیدرولوژیکی یا به‌طور دستی و یا به‌وسیله تعدادی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی کامپیوتری به‌صورت خودکار تنظیم می‌شوند (۲۷). روش‌های واسنجی سنتی شامل تنظیم دستی مقادیر پارامتر است و موفقیت این روش وابسته به تجربه مدل‌سازان است. اجرای روش‌های خودکار واسنجی مدل‌ها نیز آسان است و بنابراین عمومی‌تر شده است (۱۰). به همین دلیل به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی خودکار در دهه‌های اخیر پیشرفت زیادی داشته‌است (۵۰). اما روش‌های بهینه‌سازی خودکار عملاً توانایی پیدا کردن مقادیر بهینه سراسری در تابع هدف تعیین شده را ندارد. به‌طورکلی تخمین پارامترها توسط روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی با خطا همراه است، چون داده‌های مورد استفاده در واسنجی شامل خطاهای اندازه گیری است. در نتیجه عموماً انجام شبیه‌سازی مناسب و یافتن نقطه منحصر بفرد در فضای پارامتر غیرممکن است. همچنین اگر سری پارامترهای مختلف دارای عملکرد یکسانی[۱] برای مدل‌سازی در دوره واسنجی باشند، معیاری برای انتخاب بهترین سری پارامتر وجود نخواهد داشت و پیش‌بینی‌های خارج از دوره واسنجی حاصل از این سری پارامترها نتایج مشابهی ارائه نخواهند داد. بنابراین تجزیه و تحلیل عدم قطعیت امری ضروری به‌شمار می‌آید. در این مفهوم، هدف از واسنجی و به‌دنبال آن تجزیه و تحلیل عدم قطعیت، تعیین توابع محتمل‌ترین مقادیر پارامترهاست. در این روش عدم قطعیت باید به‌وسیله ایجاد فواصل اطمینان و محدوده‌های آماری در اطراف کمیت تخمینی نشان داده شود (۸). تجزیه و تحلیل عدم قطعیت موجب می‌شود تا پارامترهایی که تأثیر بیشتری بر روی نتایج خروجی دارند تشخیص داده شوند و دقت بیشتری در برآورد آن‌ها به‌عمل آید که به این وسیله از خطای حاصل از مقادیر خروجی کاسته می‌شود. مطالعات زیادی بر روی ارزیابی عدم قطعیت برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی هیدرولوژیکی و عدم قطعیت پارامتر انجام شد (۹،۳۰). در میان تعداد زیادی از روش‌های تجزیه و تحلیل عدم قطعیت که در مدل‌سازی هیدرولوژیکی معرفی شده‌است تعدادی از آنها (مانند GLUE و SUFI2) بر مبنای مونت‌کارلو بوده و تمام منابع عدم قطعیت را بر روی پارامتر منعکس می‌کنند (۷). در صورتی‌که بعضی از آنها (مانند MCMC[۲] و BMA) از فرمول‌های پیچیده آماری استفاده می‌کنند. روش GLUE (۶) و MCMC بیزی یا MCMC (۵۰) دو روشی هستند که برای تجزیه و تحلیل عدم قطعیت مدل هیدرولوژیکی و محیطی مورد توجه مدل‌سازان می‌باشند (۴۷). این دو روش نیازمند تعداد ارزیابی فراوان مدل شبیه‌سازی به‌منظور ایجاد تخمین‌های عدم قطعیت معنی‌دار می‌باشند. یانگ و همکاران (۵۵) روش‌های MCMC، GLUE، ParaSol و SUFI2 را در حوزه آبخیزی در چین به‌کار بردند و پی بردند که روش‌های مختلف هریک ممکن است به راه‌حل‌های متفاوت در موقعیت‌های مختلفی از فضای پارامتر

1- Equifinality
2- Markov Chain Monte Carlo

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

همگرا شوند. روش مونت‌کارلو زنجیره مارکوف بیزی (MCMC) یکی از این روش‌های نمونه‌برداری است. این الگوریتم بر اساس مدل هیدرولوژی و داده‌های مشاهده‌ای مورد نظر، نمونه‌های تصادفی و همبسته (که از ویژگی‌های زنجیر مارکوف است) از توزیع پسین پارامترها تولید می کند (۵). این روش در زمینه‌های مختلف از جمله استنباط آماری و هوش مصنوعی مورد استفاده قرارگرفته‌است (۳۵). روش‌های MCMC شامل الگوریتم‌های شبیه‌سازی تصادفی است که به‌صورت پی‌درپی جواب‌ها را در فضای پارامتر بررسی می‌کند و با دنباله‌ای از تکرارهای ثابت به توزیع احتمالاتی پسین پارامترها (توزیع هدف) همگرا می‌شود. انواع مختلفی از نمونه‌بردارهای MCMC برای هر مسئله وجود دارد که به‌طور موفقیت‌آمیزی برای مدل‌های هیدرولوژیکی به‌کارگرفته شده و نشان داده که نسبت به روش‌های دیگر واسنجی مدل برتر است. کوزرا و پرنت (۲۳) الگوریتم متروپولیس- هستینگس (۱۶،۲۹) که ابتدایی‌ترین و عمومی‌ترین طبقه از نمونه‌بردارهای MCMC در چارچوب استنتاج بیزی است را برای شرح عدم قطعیت در مدل‌های مفهومی حوزه آبخیز استفاده کردند. الگوریتم متروپولیس–هستینگس مبنای قالب ساختار روش‌های MCMC کلاسیک است و نیازمند یک توزیع پیشنهادی برای ایجاد انتقالات در زنجیره مارکوف می‌باشد. الگوریتم متروپولیس تکاملی پیچیده جابجا شونده (SCEM) (۵۰) نیز بر پایه روشMCMC بوده و برای تولید تعدادی از توزیع‌های پیچیده متغیرهای مشاهده‌ای در مدل‌سازی منابع آب به‌طور موفقیت‌آمیزی به‌کار گرفته شده است. الگوریتم‌های مختلف بر مبنای MCMC نظیر الگوریتم متروپولیس هستینگس (M-H) (۲۳) به‌علت کاهش سرعت همگرایی و الگوریتم SCEM-UA (۵۰) به‌علت نیاز به تعداد اجرای زیاد و لزوم حذف مسیرهای پرت مورد انتقاد واقع شده‌اند (۲۶). پژوهش‌های زیادی برروی بهبود همگرایی و راندمان نمونه‌بردارهای MCMC به‌منظور نمونه‌برداری از توزیع‌های پارامتر با ابعاد بالا انجام شده‌است (۲۴،۵۳). روت و همکاران (۵۳) برای تخمین موثر تابع چگالی احتمال پسین پارامترهای مدل هیدرولوژیکی پیچیده و مسایل نمونه‌برداری با ابعاد بالا و نیز افزایش راندمان نمونه‌برداری، یک نمونه‌بردار MCMC جدید به نام متروپولیس تطبیقی تکامل تفاضلی (DREAM) را در چارچوب بیزی معرفی کردند. روت و همکاران (۵۳) جزئیات این استراتژی تطبیقی را ارایه کرده‌است. این الگوریتم از روش تکامل تفاضلی–زنجیره مارکوفDE-MC (۴۶) پیروی می‌کند و از تکامل تفاضلی به‌عنوان الگوریتم ژنتیک به‌منظور تکامل جمعیت همراه با نقش انتخاب متروپولیس استفاده می‌کند (۵۱). الگوریتم DREAM برای ارزیابی عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی در سال‌های اخیر توسط بعضی از محققان به‌کار رفته است. مثلاً مونتاناری و کوتسویانیس (۳۱) به‌منظور ارزیابی عدم قطعیت پارامترهای مدل بارش رواناب یکپارچه HyMod در حوزه آبخیز Secchia و مدل بارش رواناب توزیعی AFFDEF در حوزه رودخانه Leo در شمال ایتالیا از الگوریتم DREAM استفاده کردند و نشان دادند که روش پیشنهادی مؤثر است و منجر به ارزیابی عدم قطعیت پایداری می‌شود.

الگوریتم دیگری هم توسط روت و همکاران توسعه یافت که برپایه نسخه اولیه الگوریتم DREAM بوده و الگوریتم DREAM-ZS نام دارد (۵۳). این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم DREAM از تعداد کمی زنجیر موازی (۳ تا ۵ زنجیر) به‌منظور نمونه‌برداری پسین پارامتر استفاده می‌کند و در نتیجه در مسائل با پارامتر زیاد موجب افزایش راندمان نمونه‌برداری می‌شود. همچنین نسبت به DREAM از تعداد ارزیابی تابع کمتری به‌منظور همگرایی به توزیع پسین مناسب استفاده می‌کند (۲۶). شوپس و روت (۴۲) در دو حوزه آبخیز در ایالات متحده امریکا با استفاده از این الگوریتم به بررسی عدم قطعیت پارامتر و پیش بینی مدل هیدرولوژیکی پرداختند. همچنین کاسکلا و همکاران (۲۲) از این الگوریتم به‌منظور بررسی اثر عدم قطعیت ساختار مدل و بارش بر روی پارامترهای تخمینی مدل بارش رواناب IHACRES در حوزه آبخیز Rudback در فنلاند جنوبی استفاده کردند. در بیشتر تحقیقات انجام شده از روش‌های عدم قطعیت به‌منظور واسنجی پارامترهای مدل‌های هیدرولوژیکی پیوسته استفاده گردید. در حالی‌که در بسیاری از مناطق مانند مناطق خشک و نیمه خشک به‌دلیل ماهیت بارش‌های منفصل، شبیه‌سازی این رویدادها در چارچوب مدل‌های تک‌رخداد و بررسی و تحلیل عدم قطعیت خروجی مدل ضروری به‌نظر می‌رسد. مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS مدل بارش–رواناب نیمه‌توزیعی برپایه رویداد سیل است که قابلیت شبیه‌سازی رگبارهای منفرد را دارد. محققان زیادی از روش‌های واسنجی خودکار که در نرم‌افزار HEC-HMS موجود است استفاده کردند (۵۶،۱۹)، در حالی‌که این روش‌ها بر پایه عدم قطعیت نیستند. کمالی و همکاران (۲۰) از روش الگوریتم بهینه سازی PSO و موسوی و همکاران (۳۲) نیز از روش عدم قطعیت SUFI2 به‌منظور واسنجی خودکار بر پایه عدم قطعیت مدل HMS استفاده کردند. الگوریتم MCMC مورد استفاده در تحقیق حاضر الگوریتم DREAM-ZS (مبتنی بر روش مونت کارلو زنجیره مارکوف) است که به‌منظور بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS در حوزه‌آبخیز تمر به‌عنوان یکی از زیرحوزه‌های آبخیز گرگانرود واقع در استان گلستان استفاده شد. در این تحقیق از سیلاب‌های تک‌رخداد استفاده گردید و الگوریتم DREAM-ZS به مدل بارش–رواناب نیمه توزیعیHEC-HMS لینک شد. تحقیق حاضر فراتر از یک شبیه سازی ساده و معمولی است. به‌طوری‌که در یک فرایند شبیه‌سازی، هدف رسیدن به نتایج قابل قبول از صحت سنجی مدل با مقادیر پارامترهای واسنجی شده می‌باشد در حالی‌که در موضوعات عدم قطعیت اصولاً واسنجی به معنی تهیه یک سری پارامتر بهینه مورد هدف نیست بلکه هدف تعیین توزیع پارامترهای مدل بارش - رواناب می‌باشد.

مواد و روش‌ها

نمونه‌برداری مونت کارلو زنجیره مارکوف با الگوریتم DREAM-ZS

الگوریتم DREAM-ZS از الگوریتم‌های مبتنی بر مونت کارلو زنجیره مارکوف است و در مورد برآورد توزیع پسین پارامترهای مدل‌های پیچیده غیرخطی و همچنین توزیع‌های

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

چندنمایی بسیار کارا می‌باشد. قبل از شروع نمونه‌برداری، لازم است پارامترهای مدل بارش- رواناب و فضای پارامتری ممکن برای هریک از آنها مشخص شود. همچنین باید حداکثر اجرا (ارزیابی) مدل بارش رواناب یا تعداد تکرارها مشخص شود. این پارامتر شرطی برای توقف برنامه می‌باشد و تا زمانی که تعداد اجرای مدل بارش رواناب به آن برسد، اجرای برنامه نیز ادامه می‌یابد. مقدار این پارامتر به سرعت همگرایی زنجیرها وابسته است. الگوریتم DREAM-ZS تنها از ۳ تا ۵ زنجیر موازی برای جستجوی مناسب تابع چگالی احتمال پسین استفاده می‌کند و موجب افزایش سرعت همگرایی می‌شود. همچنین نقاط پیشنهادی در هر زنجیر از حالت‌های گذشته تولید شده و بنابراین تنوع نقاط پیشنهادی افزایش می‌یابد. در تحقیق حاضر از ۳ زنجیر موازی در این الگوریتم استفاده شد. الگوریتم DREAM-ZS برپایه نسخه اولیه الگوریتم DREAM است که جزئیات آن توسط روت و همکاران (۵۲،۵۳) ارائه گردیده‌است. این الگوریتم از قسمت‌های زیر تشکیل شده‌است.

۱- ایجاد یک جمعیت اولیه از بردار پارامترهای $\theta i(i=1,\ldots,N)$ با استفاده از توزیع پیشین. در تحقیق حاضر از روش نمونه‌گیری مربع لاتین (*LHS*)[1] برای ایجاد جمعیت اولیه‌ای از پارامترها استفاده گردید.

۲- ارزیابی مدل بارش- رواناب با استفاده از سری پارامتر انتخاب شده و محاسبه چگالی $\pi(\theta^i)$ برای هر زنجیر i. در تحقیق حاضر ارزیابی مدل توسط روش کمترین مربعات خطا (*SLS*)[2] انجام شد. به‌طور سنتی در مسئله واسنجی، تابع هدف مجموع مربعات خطا به‌کار می‌رود و هدف یافتن مقادیری از پارامتر است که این مقدار تابع هدف را کمینه کند (۵۱).

$$F_{SLS} = \sum_{i=1}^{n} e_i(\theta)^2 \qquad (۱)$$

که e تفاوت داده‌های دبی مشاهده‌ای و شبیه سازی شده مدل و θ پارامترهای مدل است.

۳- محاسبه جهش (dx^i) در زنجیر i ام با استفاده از تکامل تفاضلی (۴۰،۴۴):

$$\mathbf{dx^i} = (\mathbf{1}+\mathbf{e})\boldsymbol{\gamma}(\boldsymbol{\delta},\mathbf{d'})\sum_{j=1}^{\delta}(\boldsymbol{\theta}^{r_1(j)} - \boldsymbol{\theta}^{r_2(j)}) + \boldsymbol{\varepsilon} \qquad (۲)$$

$\theta^{r_1(j)}$ و $\theta^{r_2(j)}$ پارامترهای مربوط به دو سری زنجیر انتخابی (r_1 و r_2) از زنجیرهای پیشین است که انتخاب آنها تصادفی بوده، e و عبارات تصادفی، γ ضریبی است که به مقادیر δ و d' بستگی داشته که بهترین تخمین آن با رابطه $\gamma = \frac{2.38}{\sqrt{2\delta d'}}$ بیان می‌شود (۴۶). δ تعداد جفت زنجیر به‌کار رفته برای تولید سری پیشنهادی و d' تعداد پارامترهایی از زنجیر i ام بوده که در سری پیشنهادی مقدار آنها تغییر می‌یابد.

۴- تولید سری پارامترهای پیشنهادی (v^i) در هر زنجیر (i) با استفاده از رابطه زیر:

$$v^i = \theta^i + dx^i \qquad (۳)$$

که θ^i سری پارامتر زنجیر i در گام پیش (جمعیت اولیه) می‌باشد.

۵- تولید بردار U به اندازه ($d\times1$) به‌صورت تصادفی و با توزیع یکنواخت استاندارد (d برابرتعداد پارامترها و $U\epsilon[0,1]$) و سپس جایگزینی هر جزء ($j=1,2,\ldots d$) v_j^i با θ_j^i با استفاده از طرح زیر و با احتمال تلاقی *CR*:

$$v_j^i = \begin{cases} \theta_j^i & \text{if } U \le 1 - CR, d' = d' - 1 \\ v_j^i & \text{otherwise} \end{cases} \qquad (۴)$$

- محاسبه چگالی $\pi(v^i)$ با استفاده از تابع هدف و محاسبه احتمال پذیرش متروپولیس $\alpha(\theta^i, v^i)$: (۲۹).

$$\alpha(\theta^i, v^i) = \begin{cases} \min\left(\frac{\pi(v^i)}{\pi(\theta^i)}, 1\right) & \text{if } \pi(\theta^i) > 0 \\ 1 & \text{if } \pi(\theta^i) = 0 \end{cases} \qquad (۵)$$

۶- تولید عدد تصادفی u با توزیع یکنواخت استاندارد ($u\epsilon[0,1]$). اگر $\alpha>u$ و یا $\alpha=1$ باشد سری پیشنهادی پذیرفته می شود یعنی $\theta^i=v^i$، در غیر این صورت سری قبلی θ^i وارد زنجیر می‌شود.

۷- محاسبه معیار همگرایی گلمن و رابین (۱۳) R برای هر پارامتر جهت ساختن توزیع پسین پارامترها تنها از سری پارامترهایی استفاده می‌شود که به همگرایی رسیده باشند ($R\le1.2$) (۵۳).

مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS

مدل HEC-HMS (۴۹) توسط مهندسین ارتش ایالات متحده توسعه یافته و از انواع مدل‌های ریاضی کامپیوتری است که دارای قابلیت واسنجی و اعتباریابی پارامترها می‌باشد. در این تحقیق فرایند تبدیل بارش به رواناب در مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS انجام شد. این مدل نیمه توزیعی، تک رخداد[3] و بر پایه رویداد سیل می‌باشد. در مدل HEC-HMS شبیه‌سازی و محاسبه هیدروگراف در حوزه نیازمند معرفی مؤلفه‌های مدل حوزه، مدل اقلیمی، داده‌های سری زمانی و شاخص‌های کنترل می‌باشد. بدین‌منظور باید اطلاعات و خصوصیات فیزیکی حوزه شامل مساحت، شماره‌منحنی متوسط وزنی زیرحوزه‌ها و همچنین تلفات اولیه و پارامترهای مربوط به انتقال (زمان تمرکز زیرحوزه‌ها) و روندیابی سیلاب و روش جداسازی آب پایه از هیدروگراف سیلاب را به مؤلفه مدل حوزه وارد کرد. سپس باید داده‌های آبنمود سیل مشاهده‌ای و داده‌های بارش مولد سیل را در مؤلفه‌های مدل اقلیمی و داده‌های سری زمانی وارد کرد. محدوده زمانی شبیه‌سازی و فاصله زمانی آن در مؤلفه شاخص‌های کنترل وارد می‌شوند.

منطقه مورد مطالعه

سطح مورد مطالعه واقع در حوزه رودخانه گرگانرود در استان گلستان می‌باشد این حوزه به مساحت ۳۶۲۶/۵ کیلومترمربع در شمال غربی استان خراسان رضوی واقع است و به ۳ زیرحوزه به نام‌های تمر، تنگراه و گالیکش (به‌ترتیب به مساحت‌های ۱۵۳۰، ۱۷۲۴ و ۳۷۲/۵ کیلومترمربع) تقسیم می‌شود. با توجه به وجود سیل‌های ناگهانی و خسارات ناشی از جریان سیل، ایجاد طرح‌های مدیریت کنترل سیل در حوزه ضروری است. توزیع سالانه ارتفاع بارندگی در حوزه از ۲۰۰ میلی‌متر تا ۸۵۰ میلی‌متر تغییر می‌کند (۱۸). این تحقیق در

1- Latin Hypercube Sampling 2- Standard Least Squares 3- Single Event-Based Model

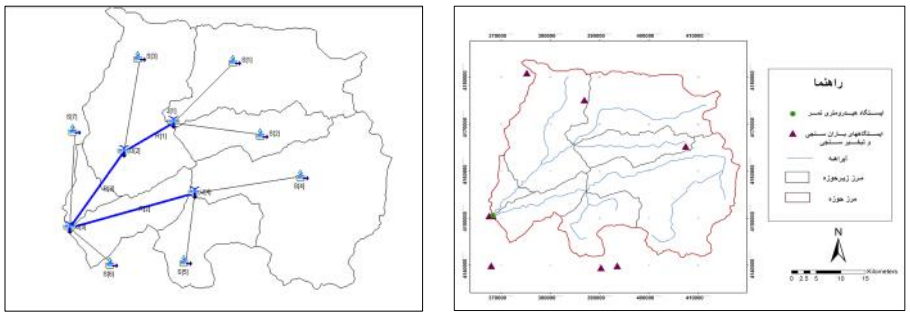
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

حوزه‌آبخیز تمر بعنوان یکی از زیرحوزه‌های آبخیز گرگانرود که بیشترین داده موثق را دارد انجام شد. حوزه‌آبخیز تمر در محدوده جغرافیایی '۳۰ °۵۵ تا "۳۷ '۰۴ °۵۶ طول شرقی و "۴۹ '۲۴ °۳۷ تا "۴۸ '۴۷ °۳۷ عرض شمالی واقع شده است. شکل ۱ (الف) حوزه‌آبخیز تمر و زیرحوزه‌های آن را نشان می‌دهد.

معرفی اطلاعات مورد نیاز و پارامترهای مدل بارش-رواناب

حوزه تمر به ۷ زیرحوزه با سه بازه روندیابی تقسیم شد (شکل۱- ب). حوزه مورد مطالعه دارای یک ایستگاه هیدرومتری (ایستگاه آبسنجی تمر) در محل خروجی حوزه می‌باشد. با توجه به‌وجود ایستگاه‌های بارانسنجی در داخل و اطراف حوزه (شکل۱ الف)، میانگین بارش زیرحوزه‌ها برای به‌دست آمد. جدول ۱ مشخصات کلی ایستگاه‌های هواشناسی اطراف و داخل حوزه و مشخصات کلی ایستگاه هیدرومتری (آب‌سنجی) خروجی حوزه را نشان می‌دهد. از میان تمام وقایع سیل اندازه‌گیری شده در ایستگاه آبسنجی، ۴ رویداد سیل دارای اطلاعات مطمئن‌تری می‌باشد و در این تحقیق استفاده شدند. سه رویداد اول برای واسنجی و رویداد آخر (شماره ۴) در اعتباریابی استفاده شدند (جدول ۲). واسنجی و بررسی عدم قطعیت برای هر واقعه سیل به‌طور جداگانه صورت گرفت.



شکل ۱- (الف) منطقه مورد مطالعه و زیرحوزه‌ها (ب) طرح شماتیک مدل حوزه تمر در مدل HEC – HMS

Figure 1. (a) Study area and the sub-basins. (b) Schematic representation of Tamar basin model in HEC-HMS

جدول ۱- اطلاعات کلی ایستگاه‌های هواشناسی و هیدرومتری

Table 1. General information of meteorological and hydrometric stations.

نام ایستگاه	مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌ها			نوع ایستگاه هواشناسی	موقعیت ایستگاه
	طول (UTM)	عرض (UTM)	ارتفاع(متر)		
گلیداغ	۴۰۷۴۲۹	۴۱۶۵۳۴۱	۱۰۰۰	باران سنجی	داخل حوزه
قرناق	۳۸۶۸۹۲	۴۱۷۵۱۵۴	۵۰۰	باران سنجی	داخل حوزه
تمر	۳۶۷۵۸۴	۴۱۵۰۵۰۴	۱۳۲	تبخیرسنجی	خارج از حوزه
قویجیق	۳۷۵۲۲۴	۴۱۸۰۸۷۱	۵۰۰	باران سنجی	خارج از حوزه
قوچمز	۳۶۷۹۹۷	۴۱۳۹۸۹۸	۱۶۰	باران سنجی	خارج از حوزه
تنگراه	۳۹۰۲۸۸	۴۱۳۹۴۷۱	۳۳۰	باران سنجی	خارج از حوزه
پارک ملی گلستان	۳۹۳۵۶۸	۴۱۳۹۹۰۳	۴۶۰	تبخیرسنجی	خارج از حوزه
تمر	۳۶۷۹۱۱	۴۱۴۹۶۸۳	۱۳۲	هیدرومتری	خروجی حوزه

جدول ۲- مشخصات رویدادهای سیل انتخابی در حوزه تمر

Table 2. Characteristics of selected flood events in Tamar basin

رویداد	تاریخ رویداد	دوره	دبی اوج (مترمکعب بر ثانیه)	طول مدت (ساعت)
اول	۸۳/۶/۲۹	واسنجی	۱۲۸	۲۰
دوم	۸۴/۲/۱۶	واسنجی	۲۹۹	۳۰
سوم	۸۴/۵/۱۸	واسنجی	۷۸۳	۱۹
چهارم	۸۴/۷/۱۶	اعتباریابی	۱۲۰	۱۳

روش شماره‌منحنی SCS برای تخمین تلفات و روش هیدروگراف کلارک برای تبدیل بارش به رواناب استفاده شدند. همچنین از روش ماسکینگام برای روندیابی جریان در مسیرها استفاده گردید. پس از جداسازی آب پایه از دبی مشاهده‌ای، مدل در تمام زیرحوزه‌ها بدون آب پایه اجرا شد. روش SCS-CN شامل دو پارامتر شماره منحنی (CN) و تلفات اولیه (I_a) می‌باشد.

$$I_a = aS \quad (۶)$$

$$S = \frac{25400-254CN}{CN} \quad (۷)$$

در روابط فوق S حداکثر پتانسیل ذخیره حوزه به میلی‌متر، CN شماره منحنی متوسط حوزه و I_a تلفات اولیه به میلی‌متر و a ضریبی است که طبق گزارشSCS برابر با ۰/۲ می‌باشد. اما در تحقیقات مختلف مقادیرکمتر و بیشتراز آن هم گزارش شده است (۵۴،۱۲). این ضریب در رگبارهای مختلف یا در حوزه‌های مختلف متفاوت است (۴). به‌منظور به‌دست‌آوردن شماره منحنی و تلفات اولیه لازم است که نوع پوشش و نحوه بهره‌برداری از اراضی و وضعیت سطح خاک منطقه از نظر نفوذپذیری مشخص شود. بنابراین نقشه کاربری اراضی و همچنین نقشه

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

بافت خاک منطقه تهیه و با بررسی میزان نفوذپذیری خاک، نقشه گروه‌های هیدرولوژیک خاک حوزه در محیط GIS تهیه شد (جداول ۳ و ۴) و (شکل ۲) (۳۴). سپس شماره منحنی متوسط وزنی زیرحوزه‌ها به‌عنوان شماره منحنی اولیه با تلفیق نقشه کاربری‌اراضی و گروه هیدرولوژیکی خاک و با استفاده از جدول تعیین شماره منحنی به‌دست آمد (۲۸). در این تحقیق، *CN* معرفی شده به مدل برای تمام رویدادها با درنظر گرفتن میزان بارش ۵ روز قبل از رویدادهای سیل برابر با شرایط خاک در وضعیت رطوبت پیشین متوسط (AMCII) می‌باشد. روش هیدروگراف کلارک شامل دو پارامتر زمان تمرکز (*Tc*) و ضریب ذخیره (*R*) می‌باشد. معادله زیر برای محاسبه زمان تمرکز مطابق با روش هیدروگراف واحد مصنوعی SCS استفاده شد.

$$\mathrm{Tc} = 1.67 \times \frac{(\mathrm{L}\times 3.28)^{0.8}\times\left(\frac{1000}{\mathrm{CN}}-9\right)^{0.7}}{1900^{\ 0.5}} \qquad (۸)$$

که در این رابطه *L* طول آبراهه اصلی به متر، *y* شیب زیرحوزه به درصد، *CN* شماره منحنی متوسط حوزه و Tc زمان تمرکز حوزه به ساعت می‌باشد. ضریب ذخیره از رابطه تجربی کلارک به‌دست آمد (۳۳،۳).

$$\mathrm{R} = \frac{\mathrm{cL}}{\sqrt{\mathrm{S}}} \qquad (۹)$$

که در این رابطه L طول آبراهه اصلی به مایل، S شیب متوسط آبراهه اصلی به فوت بر مایل و c ضریب منطقه‌ای بین ۰/۸تا ۲/۲ و *R* ضریب ذخیره به ساعت می‌باشد. رابطه بین ضریب ذخیره (*R*) و زمان تمرکز (*Tc*) به‌صورت زیر است (۴۵).

$$\mathrm{Cs} = \frac{\mathrm{R}}{\mathrm{R}+\mathrm{T_c}} \qquad (۱۰)$$

دو پارامتر روش روندیابی ماسکینگام *Xm* و *Km* می‌باشد که مقادیر آن‌ها با استفاده از داده‌های مقطع عرضی تخمین زده می‌شوند.

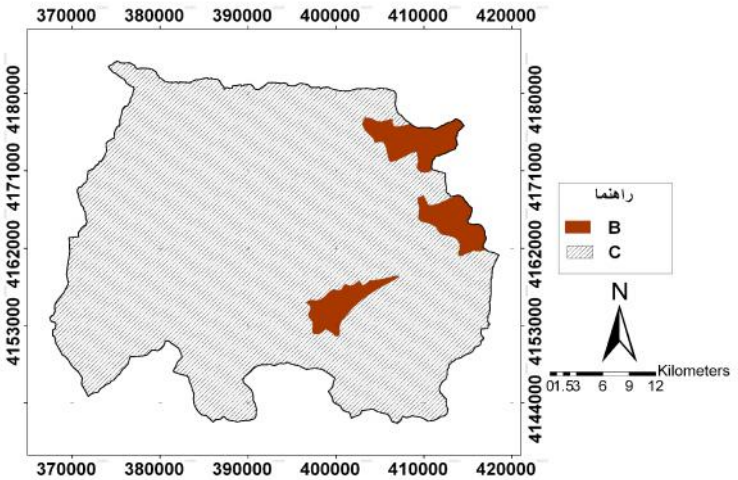
$$V = \frac{Q}{A} \qquad (۱۱)$$

$$\mathrm{Cr} = \mathrm{DV} \qquad (۱۲)$$

$$\mathrm{Km} = \frac{\mathrm{L}}{3600.\mathrm{Cr}} \qquad (۱۳)$$

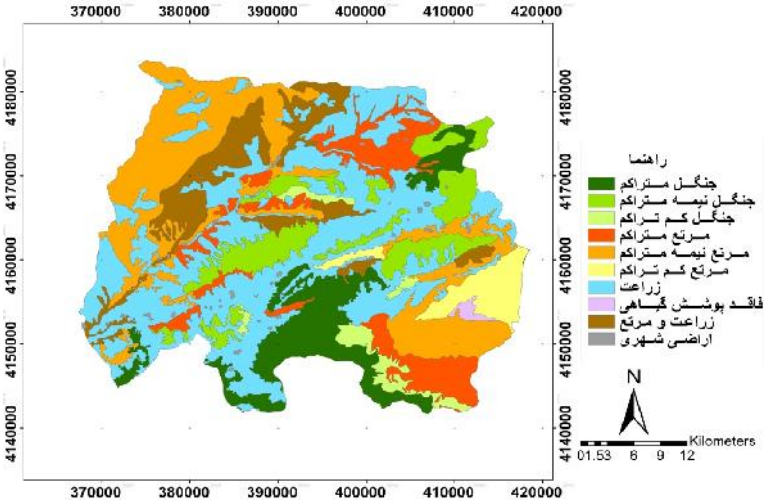
$$\mathrm{Xm} = \frac{1}{2}\left(1 - \frac{\mathrm{Q}}{\mathrm{B.S.Cr.L}}\right) \qquad (۱۴)$$

که *Q* دبی به متر مکعب بر ثانیه، *A* سطح مقطع جریان به متر مربع، *Cr* سرعت موج به متر بر ثانیه، *D* ضریبی است که بین ۱/۳ تا ۱/۶۷ پیشنهاد شده و در این تحقیق برابر ۱/۵ در نظر گرفته شده، *L* طول بازه روندیابی به متر، *B* عرض بالای مقطع و *S* شیب طولی بستر بر حسب متر به متر می‌باشد (۱۸،۴۸). بنابراین پارامترهای شماره منحنی (*CN*)، ضریب تلفات اولیه (*a*)، مقدار منطقه‌ای (*Cs*) و پارامتر روندیابی *Xm* به‌عنوان پارامترهای واسنجی در نظرگرفته شدند. به‌منظور معرفی حدود و بازه‌های اولیه این پارامترها به الگوریتم عدم قطعیتDREAM-ZS حدود بالا و پایین مقادیر *CN* به‌عنوان اولین دسته پارامترهای واسنجی بر پایه نقشه کاربری اراضی و گروه هیدرولوژیکی خاک حوزه و مقادیر پیشنهاد شده SCS تخمین زده شدند و ۱۵± درصد مقادیر شماره منحنی اولیه در نظر گرفته شد. مقادیر *a* بعنوان دومین دسته پارامترهای واسنجی فرض شد که بین ۰/۰۳۵ و ۰/۴۵ تغییر یابند (جدول ۵). مقدار منطقه‌ای *Cs* به‌عنوان سومین پارامتر واسنجی است و برای هر سه سیلاب فرض شد که از ۰/۲ تا ۰/۶۵ تغییر کند (۳۲،۲۰). مقدار پارامتر دیگر روندیابی (*Xm*) که به‌عنوان پارامتر دیگر واسنجی برای هر سه سیلاب بین ۰/۲ تا ۰/۵ تغییر یافت. بنابراین برای هر زیرحوزه سه پارامتر واسنجی درنظر گرفته شد که شامل شماره‌منحنی (*CN*)، ضریب تلفات اولیه (a) و مقدار منطقه‌ای (*Cs*) می‌باشد که با درنظر گرفتن پارامتر روندیابی (*Xm*) برای ۳ بازه روندیابی، تعداد ۲۴ پارامتر واسنجی برای کل حوزه درنظر گرفته شد. حدود بالا و پایین پارامترهای واسنجی در هر زیرحوزه در جدول ۵ ارائه شده است.

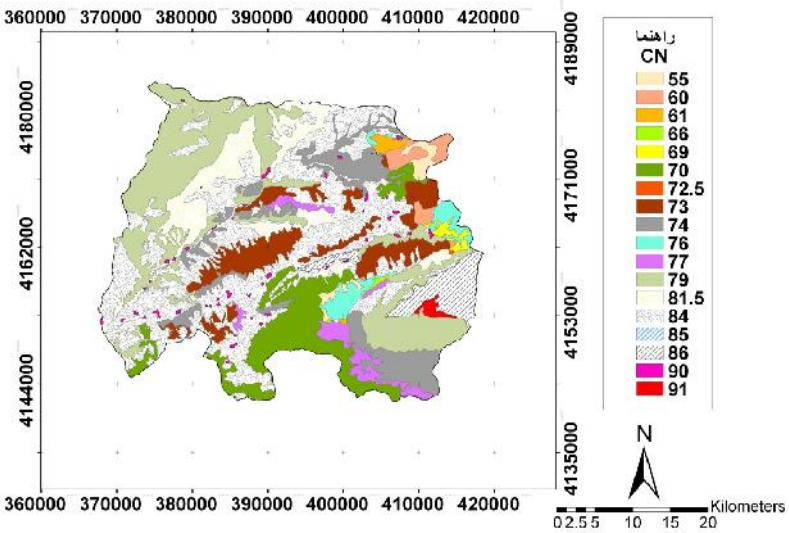


شکل ۲- (الف) نقشه گروه‌های هیدرولوژیک خاک
Figure 2. (a) Hydrologic soil groups map

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]



(ب)



(ج)

شکل ۲- (ب) نقشه کاربری اراضی و (ج) نقشه شماره منحنی در حوزه تمر (۳۴)
Figure 2. (b) Land use map (c) Curve number map in Tamar basin

جدول ۳- گروه‌های هیدرولوژیکی خاک حوزه تمر (۳۴)
Table 3. Hydrologic soil groups of Tamar basin

گروه‌های هیدرولوژیکی خاک	سطح (کیلومتر مربع)	درصد نسبت به سطح حوزه
B	۹۳/۲۹	۶/۱
C	۱۴۳۷/۱	۹۳/۹

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

جدول ۴- کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه (۳۴)

Table 4. Land use of study area

کاربری اراضی	سطح (کیلومتر مربع)	درصد نسبت به سطح حوزه
جنگل متراکم	۱۶۰/۲۴	۱۰/۴۷
جنگل نیمه متراکم	۱۵۲/۳۴	۹/۹۵
جنگل کم تراکم	۴۱/۰۱	۲/۶۸
مرتع متراکم	۱۴۴/۳	۹/۴۳
مرتع نیمه متراکم	۳۱۸/۱۹	۲۰/۷۹
مرتع کم تراکم	۵۹/۸۷	۳/۹۱
زراعت	۴۹۶/۵۸	۳۲/۴۵
اراضی فاقد پوشش‌گیاهی	۶	۰/۳۹
زراعت و مرتع	۱۴۲/۷۹	۹/۳۳
اراضی شهری	۸/۹۸	۰/۵۹

جدول ۵- حدود بالا و پایین پارامترهای واسنجی

Table 5. The lower and upper bounds for calibration parameters

پارامتر	موقعیت	حد بالا	حد پایین
	زیرحوزه۱ (S1)	۸۹	۶۵
	زیرحوزه۲ (S2)	۹۳	۶۸
	زیرحوزه۳ (S3)	۹۳	۶۸
شماره منحنی (*CN*)	زیرحوزه۴ (S4)	۹۰	۶۶
	زیرحوزه۵ (S5)	۸۷	۶۴
	زیرحوزه۶ (S6)	۹۳	۶۹
	زیرحوزه۷ (S7)	۹۶	۷۱
ضریب تلفات اولیه (*a*)	۷ زیرحوزه	۰/۴۵	۰/۰۳۵
مقدار منطقه ای (*Cs*)	۷ زیرحوزه	۰/۶۵	۰/۲
پارامتر روندیابی ماسکینگام (*Xm*)	۳ بازه روندیابی	۰/۵	۰/۲

اجرای مدل بارش-رواناب با الگوریتم عدم قطعیت

پس از ورود اطلاعات مربوط به مدل بارش- رواناب و پارامترهای مربوط به الگوریتم عدم قطعیت (DREAM-ZS)، مدل HEC-HMS توسط زیربرنامه رابط کدنویسی شده در زبان برنامه‌نویسی متلب که الگوریتم عدم قطعیت را به مدل بارش- رواناب متصل می‌کند اجرا گردید. سه سیلاب اول در دوره واسنجی مدل و رویداد آخر در دوره اعتباریابی استفاده گردید (جدول۲). همان‌طورکه قبلاً اشاره شد، تابع هدف مورد استفاده در دوره واسنجی تابع مجموع مربعات خطا (رابطه۱) است و هدف، یافتن مقادیری از پارامترها است که این مقدار تابع هدف را حداقل کند.

محاسبه عدم قطعیت کل

برتری روش DREAM (با استفاده از شبیه‌سازی MCMC) نسبت به روش عدم قطعیت GLUE، جداسازی عدم قطعیت ناشی از پارامتر از عدم قطعیت کل می‌باشد (۵۲). روشی پرکاربرد برای تقریب عدم اطمینان‌های ناشی از ساختار مدل و داده‌های ورودی که در این تحقیق هم از آن استفاده شد، اضافه‌کردن عبارتی تصادفی با توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف‌معیار جذر میانگین مربعات خطای (RMSE) بهترین شبیه‌سازی به تمامی مقادیر برآوردشده می‌باشد. بدین‌ترتیب محدوده‌های عدم قطعیت کل شبیه‌سازی می‌گردد.

معیار ارزیابی روش عدم قطعیت

معیارهای مورداستفاده در این مدل برای بررسی عدم قطعیت، فاکتور P (درصد قرارگیری داده اندازه‌گیری شده در محدوده بازه‌اطمینان ۹۵ درصد (95PPU)[1] و فاکتور R (میانگین ضخامت بازه 95PPU تقسیم بر انحراف استاندارد داده‌های اندازه‌گیری شده) می‌باشد. درنتیجه هدف، گرفتن بیشترین مقادیر مشاهده شده با کمترین ضخامت بازه می‌باشد (۱).

ایجاد آبنمود بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت

در مورد هرسیلاب پس از اجرای مدل بارش- رواناب با الگوریتم عدم قطعیت، بهترین دسته مقادیر پارامتر که کمترین مقدار تابع هدف را دارد وارد مدل بارش- رواناب HEC-HMS شده و پس از اجرای مدل، آبنمود شبیه‌سازی شده حاصل از بهترین دسته پارامترها تولید شدند که با آبنمود مشاهداتی مقایسه گردیدند. معیار مقایسه، شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، معیارهای ناش-ساتکلیف (NS)[2] و کلینگ گوپتا[3] (KGE) (۱۵) است.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{esti}-y_{acti})^2}{n}} \quad (۱۵)$$

$$\mathrm{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{esti}-y_{acti})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_{acti}-\bar{y}_{acti})^2} \quad (۱۶)$$

$$\mathrm{KGE} = 1 - \sqrt{(cc-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (۱۷)$$

y_{acti} مقادیر دبی مشاهداتی، y_{acti} میانگین مقادیر دبی مشاهداتی، y_{esti} مقدار دبی شبیه‌سازی شده و n تعداد مشاهدات، cc ضریب همبستگی خطی بین y_{act} و y_{est}، α نسبت انحراف معیار y_{est} بر انحراف معیار y_{act} و β نسبت میانگین y_{est} بر میانگین y_{act} می‌باشد.

1- Percent Prediction Uncertainty 2- Nash- Sutcliffe 3- Kling Gupta Efficiency

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

اجرای واسنجی خودکار با الگوریتم نلدر و مید

الگوریتم جستجوی نلدر و مید (۳۶) یکی از روش‌های واسنجی خودکار پارامترهای حوزه در نرم‌افزار HEC-HMS است که قابلیت واسنجی همزمان چند پارامتر را دارد (۴۸) و در این تحقیق از آن استفاده شد. در این روش از همان تابع هدف به‌کار رفته در روش بررسی عدم قطعیت (تابع هدف مجموع مربعات خطا) و بازه‌های اولیه پارامترها استفاده گردید و نتایج این واسنجی خودکار با نتایج بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS مقایسه گردید. مقایسه دو روش با استفاده از شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، معیارهای کلینگ گوپتا (KGE) و ناش- ساتکلیف (NS) است. هر چه مقدار RMSE کمتر و مقادیر KGE و NS بیشتر و نزدیک به یک باشد، شبیه‌سازی دارای عملکرد بهتری است.

نتایج و بحث

همگرایی سری پارامترهای مدل بارش-رواناب

جهت ایجاد توابع احتمال پسین پارامترها تنها از سری پارامترهایی استفاده می‌شود که به همگرایی رسیده باشند. برای همگرا شدن تمامی پارامترها، معیار همگرایی گلمن و رابین (R) برای همه پارامترها باید به مقدار کمتر از ۱/۲ برسد ($R \leq 1.2$) (۵۲). با چند بار اجرای مدل بارش- رواناب با تکرارهای مختلف، حداکثر اجرای مدل بارش- رواناب برای تمامی سیلاب‌های دوره واسنجی به غیر از رویداد اول (جدول ۲) برابر با ۱۵۰۰۰ تعیین گردید. همگرایی کند رویداد اول منجر به افزایش تکرارها تا حد۲۲۵۰۰ گردید. نمودارهای همگرایی برای سه سیلاب دوره واسنجی در شکل ۳ مشخص شده‌اند. مطابق شکل معیار همگرایی تمامی پارامترها برای رویداد اول از تکرار شماره ۱۱۲۵۰، برای رویداد دوم از تکرار شماره ۷۵۰۰ و برای رویداد سوم از تکرار شماره ۸۲۵۰ به مقدار کمتر از معیار همگرایی گلمن و رابین ۱/۲ (خط چین مشخص شده در شکل‌ها) رسید و در نتیجه در محدوده پارامترهای قابل قبول قرار می‌گیرد و می‌توان از آنها در تولید توابع احتمالی پسین پارامترها استفاده کرد.

محدوده اطمینان آبنمودها در مرحله واسنجی

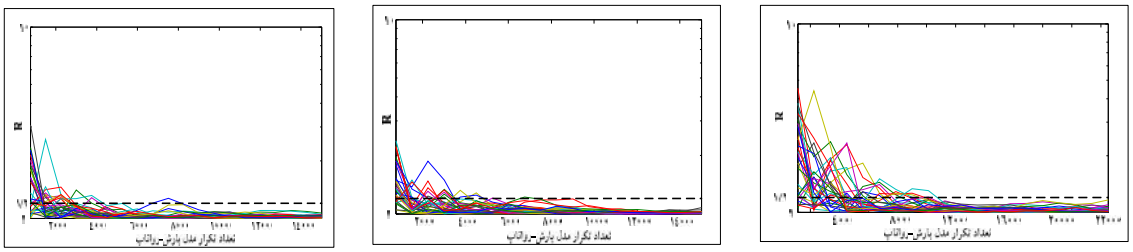
با انجام واسنجی مدل برای هرکدام از رویدادهای سیل به‌طور جداگانه، محدوده ۹۵ درصد اطمینان پیش‌بینی مدل (عدم قطعیت کل) به‌همراه محدوده مربوط به عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل به‌دست آمد. در شکل ۴ این محدوده‌ها با دو رنگ روشن و تیره نشان داده شده‌اند. مطابق شکل ۴ در مورد تمامی رویدادهای سیل تقریباً تمامی نقاط اطراف و منتهی به دبی اوج که در شبیه‌سازی وقایع تک رخداد حائز اهمیت است به‌خوبی پیش‌بینی شده‌اند و حتی در مورد رویداد اول نقاط اوج آن در محدوده ۹۵ درصد اطمینان پارامتر نیز قرار می‌گیرد. لذا می‌توان نتیجه گرفت که عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل هیدرولوژیکی به‌خوبی توسط الگوریتم DREAM-ZS شناسایی شده‌اند (۳۹،۳۷). همچنین بازه‌های ۹۵ درصد عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل، بیشتر جریان مشاهداتی را در طول دوره در بر می‌گیرند اما در مورد رویدادهای دوم و سوم، ضخامت بازه ۹۵ درصد عدم قطعیت کل به‌خصوص در بازوهای بالارونده و پایین‌رونده آبنمود، بزرگ است و عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های داده‌های ورودی و ساختار مدل استفاده شده را نشان می‌دهند. بعلاوه تعدادی از مشاهدات در محدوده بین بازه ۹۵ درصد عدم قطعیت پارامتر و بازه ۹۵ درصد عدم قطعیت کل قرار می‌گیرند که طبق نتایج دوتو و همکاران (۱۱) در صورت اصلاح ساختار مدل بارش-رواناب و/ یا داده‌های ورودی، نتایج مدل تا حد زیادی بهتر می‌شود. به‌طور معمول، عدم تطابق بین پیش‌بینی‌های مدل و مشاهدات را معمولاً به عدم قطعیت پارامتر نسبت می‌دهند. درحالی‌که عدم قطعیت ساختاری مدل و داده‌های ورودی (بارندگی) به‌عنوان منابع دیگری از خطا می‌باشند که بر عدم قطعیت پیش‌بینی جریان و مقادیر پارامترهای مدل هیدرولوژیکی اثر می‌گذارند (۵۱). با تصحیح خطای سیستماتیک بارندگی و استفاده از روش‌های مختلفی که خطای داده ورودی بارندگی را در مسئله تخمین پارامتر در واسنجی مدل به‌کار می‌برند (۲۱) و نیز درنظر گرفتن خطای ساختاری مدل (۵۲)، می‌توان موجب بهبود استنباط پارامتر و پیش بینی جریان رود و موجب کم کردن عدم قطعیت پیش بینی مدل شد. همچنین از آنجا که تعدادی از نقاط انتهای بازوی پایین رونده خارج از محدوده ۹۵ درصد اطمینان پارامتر قرار گرفته‌اند که با توجه به نتایج تحقیق لالوی و بیلدرز (۲۵) و پوررضا و همکاران (۳۷) به دلیل حساسیت بالای روش تعیین دبی پایه و پارامترهای مرتبط با آن، بازوی پایین رونده آبنمود نیز تأثیرپذیر می‌شوند. درنتیجه شبیه‌سازی سیلاب در صورت وجود داده‌ها برای مدت طولانی‌تر به‌نحوی که بتوان از چند روز قبل از رویداد سیل شبیه‌سازی را شروع نمود می‌تواند تاثیر زیادی در بهبود شبیه‌سازی و کاهش عدم قطعیت شبیه‌سازی خروجی برای نقاط ابتدایی و انتهایی آبنمود داشته باشد.

مقایسه آبنمود بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت با آبنمود مشاهداتی

هرچندکه هدف از این تحقیق تعیین توابع چگالی احتمال پسین پارامترهاست و برای مدل نمی‌توان یک دسته پارامترهای منحصربفرد به‌دست‌آورد (۱۴)، اما پس از اجرای مدل بارش- رواناب با حداکثر تعداد تکرارهای معین مشخص شد که هر سیلاب دارای بهترین دسته مقادیر پارامتری است که کمترین مقدار تابع هدف (مجموع مربعات خطا) را دارد. این مقادیر پارامتر برای هرسیلاب بهترین مقادیر پارامتر تولید شده پس از اجرای مدل بارش- رواناب با الگوریتم عدم قطعیت است. پس از اجرای مدل بارش-رواناب با بهترین مقادیر پارامتر تولید شده، آبنمود شبیه‌سازی شده (شکل ۴) با آبنمود مشاهداتی توسط شاخص‌های آماری بیان شده مقایسه می‌شوند (جدول ۸). مطابق شکل ۴ و جدول ۸ آبنمود رویداد سیل اول با مقدار کمتر RMSE (۴/۳۴) و مقادیر KGE (۰/۹۴) و NS (۰/۹۹) که نزدیکتر به یک هستند در مقایسه با بقیه رویدادهای سیل تا حد زیادی بر آبنمود مشاهداتی منطبق است.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

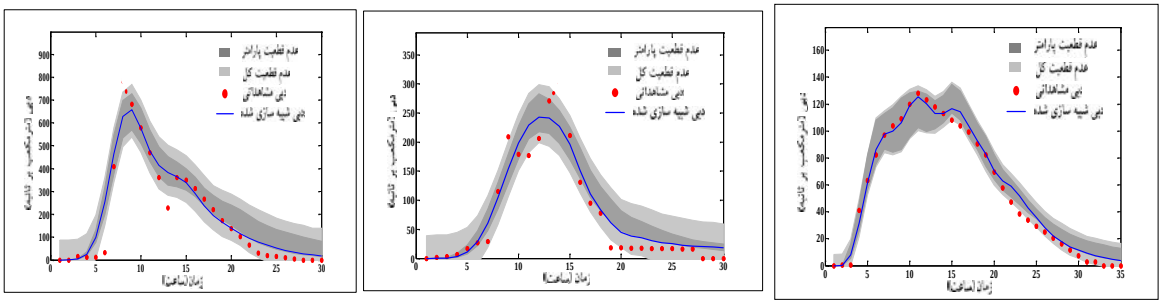
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]



رویداد اول رویداد دوم رویداد سوم

شکل۳- تکامل معیار همگرایی گلمن و رابین (R) هریک از پارامترهای مدل برای رویدادهای سیل در دوره واسنجی (جدول ۲)

Figure 3. Evolution of the Gelman and Rubin (R) convergence statistic each of the model parameters for flood events in calibration phase (Table 2)



شکل ۴- تخمین عدم قطعیت کل (ناحیه رنگ روشن)، عدم قطعیت پارامتر (ناحیه رنگ تیره)، جریان مشاهداتی (نقاط دایره‌ای) و آبنمود بهترین شبیه سازی (خط تیره)

Figure 4. Total prediction uncertainty bounds (lighter shaded region), the uncertainty bounds of parameter (darker shaded region), observed stream flows (dots), best simulation (solid line)

توزیع احتمالی پسین پارامترها

به‌منظور تعیین درجه حساسیت پارامترها از آماره ضریب تغییرات استفاده می‌گردد. ضریب تغییرات کمتر برای پارامتر نشان‌دهنده حساسیت بیشتر آن پارامتر می‌باشد (۲،۳۸،۴۳). هرچه درجه حساسیت پارامتر بیشتر باشد وابستگی بیشتر تابع پاسخ حوزه به تغییرات پارامتر مذکور را ثابت می‌کند. پارامترهای حساس عدم قطعیت مدل را کاهش می‌دهند (۳۷). مقادیر مربوط به این آماره همراه با مقادیر میانگین پارامترها (به‌ازای ۲۰ درصد آخر سری پارامترهای هر زنجیر یعنی ۴۵۰۰ سری پارامتر برای رویداد اول و ۳۰۰۰ سری پارامتر برای بقیه سیلاب‌ها) و مقدار بهینه پارامترها به‌ازای بهترین شبیه‌سازی (کمترین مجموع مربعات خطا) و ضریب همبستگی بین پارامترها در سیلاب‌های دوره واسنجی به‌دست آمد. نتایج نشان داد که ضریب تغییرات در رویداد اول برای بیشتر پارامترها کمتر می‌باشد که حساسیت بالاتر پارامترهای این سیلاب را می‌رساند (جدول۶). مطابق جدول۶ مقادیر پایین ضریب تغییرات برای پارامتر CN (شماره‌منحنی) در تمامی سیلاب‌ها، نشان دهنده این است که دامنه تغییرات پارامترها نسبت به محدوده اولیه پارامترها کوچکتر بوده و این پارامتر به‌عنوان حساس‌ترین پارامتر به‌حساب می‌آید. کسیا و همکاران (۵۴) و رفیعی و همکاران (۴۱) هم در تحقیق خود به این نتیجه دست یافتند. این پارامتر در حداکثر پتانسیل ذخیره حوزه و به‌تبع آن در میزان رواناب نقش دارد و لزوم دقت در برآورد آن را می‌طلبد. ماتریس ضریب همبستگی پسین پارامترها نشان داد که همبستگی بین اکثر پارامترها کوچک است و این با نتایج تحقیق روت و همکاران (۵۰،۵۱) مطابقت دارد. اما بین پارامترهای CN و ضریب تلفات اولیه (a) در تمام زیرحوزه‌ها و در همه رویدادهای سیل همبستگی پسین بالایی حدود ۰/۸ وجود دارد که نشان می‌دهد یکی از این دو پارامتر می‌تواند ثابت درنظر گرفته شود. شوپس و روت (۴۲) هم در تحقیقی که ارائه دادند این همبستگی بالا را در میان بعضی از پارامترها (پارامتر ماکزیمم نرخ نفوذ با پارامترهای تبخیر و رواناب در مدل بارش- رواناب مفهومی یکپارچه بر پایه سیستم مدلسازی FLEX) پیدا کردند. هر سیلاب با توجه به شرایط رطوبتی متفاوت، تاریخ وقوع سیل و ... دارای پارامترهای مربوط به‌خود می‌باشد (۱۷). نمودارهای توابع پسین پارامترهای مدل بارش-رواناب هم در مرحله واسنجی با استفاده از سری پارامترهای تولیدشده پس از رسیدن به همگرایی (۲۰ درصد آخر سری پارامترهای هر زنجیر) تهیه شدند. در این تحقیق برای هرکدام از سیلاب‌ها نمودارهای توزیع احتمالی پسین رسم شدند. هیستوگرام‌های پسین نشان داد که بیشتر پارامترها به‌خوبی تعیین شده‌اند و ناحیه‌ای کوچک از توزیع‌های پیشین یکنواخت (جدول ۵) را اشغال می‌کنند. این نشان‌دهنده قابلیت الگوریتم DREAM است که به‌طور تطبیقی مقیاس و جهت توزیع پیشنهادی را در طول مدت تکامل زنجیرها به توزیع پسین به‌روز می‌کند و منجر به همگرایی پارامترها به توزیع پسین می‌شود (۵۱). با توجه به حساسیت بالای پارامترهای رویداد سیل اول و با درنظر گرفتن عدم قطعیت کمتر و تطابق زیاد آبنمود بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت با آبنمود مشاهداتی مربوط به این سیلاب (شکل ۴)، تنها نمودارهای توزیع پسین

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

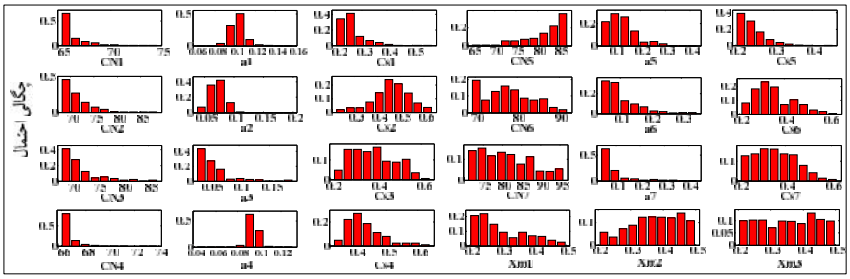
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

مربوط به این سیلاب نشان داده می‌شوند (شکل ۵) همچنین به‌دلایل ذکر شده، از توزیع پسین پارامترهای مربوط به این رخداد هم در مرحله اعتباریابی (در قسمت بعد توضیح داده می‌شود) استفاده گردید. مطابق شکل ۵، بعضی از پارامترها دارای توزیع تقریباً گوسی و برخی از حالت نرمال خارج شده و دارای توزیع با بالاترین جرم احتمال در باند بالاتر یا پایین تر می‌باشند. با توجه به این‌که پارامترهایی نظیر Xm2 وXm3 دارای توزیع یکنواخت و تقریباً در همان محدوده پارامتری اولیه قرار گرفته‌اند می‌توان آن‌ها را به‌عنوان پارامترهایی غیرحساس و بی‌اثر در نظر گرفت.

جدول ۶- خصوصیات آماری (میانگین، ضریب تغییرات- حسب درصد و مقدار بهینه) پارامترها

Table 6. Statistical properties of the parameters (Mean, Coefficient of variation (%) and the optimal values)

پارامتر	رویداد اول			رویداد دوم			رویداد سوم		
	مقدار بهینه	میانگین	ضریب تغییرات (درصد)	مقدار بهینه	میانگین	ضریب تغییرات (درصد)	مقدار بهینه	میانگین	ضریب تغییرات (درصد)
CN1	۶۵/۱۳	۶۶/۱۰	۲/۰۸	۶۵/۶۱	۶۹/۵۸	۶/۴۴	۶۵/۵۳	۷۰/۴۳	۶/۷۶
CN2	۶۸/۶۰	۷۱/۰۴	۳/۸۳	۷۳/۲۳	۷۳/۸۹	۷/۱۵	۷۱/۹۴	۷۵/۹۰	۸/۰۳
CN3	۷۰/۸۶	۷۱/۴۸	۵/۰۵	۸۵/۷۰	۷۹/۹۷	۶/۷۹	۷۱/۷۸	۷۷/۶۰	۸/۷۹
CN4	۶۶/۳۷	۶۶/۵۰	۰/۹۱	۶۹/۲۸	۶۷/۹۵	۲/۶۲	۶۶/۵۸	۶۷/۷۵	۳/۸۶
CN5	۸۵/۱۱	۸۱/۶۹	۵/۷۳	۶۵/۳۸	۷۰/۰۱	۷/۷۲	۶۹/۱۱	۷۱/۱۷	۷/۶۰
CN6	۷۲/۰۹	۷۷/۶۱	۷/۳۵	۶۹/۳۵	۷۷/۹۲	۸/۵۰	۷۰/۱۹	۷۸/۱۲	۸/۲۳
CN7	۷۳/۲۰	۸۰/۹۸	۸/۱۶	۷۸/۱۲	۸۱/۶۲	۸/۱۷	۸۷/۷۰	۸۱/۶۷	۸/۷۷
a1	۰/۱	۰/۱	۷/۶۸	۰/۱	۰/۱	۴۱/۳۲	۰/۱	۰/۱۱	۴۰/۴۸
a2	۰/۰۷	۰/۰۷	۱۹/۳۹	۰/۰۶	۰/۰۸	۵۱/۹۶	۰/۰۶	۰/۰۹	۵۰/۱۷
a3	۰/۰۶	۰/۰۶	۴۷/۶۵	۰/۱۵	۰/۱۱	۴۸/۸۷	۰/۰۶	۰/۱۱	۶۳/۳۲
a4	۰/۰۹	۰/۰۹	۵/۵۹	۰/۱۱	۰/۱	۱۱/۷۹	۰/۰۹	۰/۰۹	۲۳/۸۵
a5	۰/۱۱	۰/۱۳	۴۳/۶۹	۰/۱۲	۰/۱۳	۴۶/۳۹	۰/۱	۰/۱۳	۴۶/۵۱
a6	۰/۰۹	۰/۱	۵۵/۲۶	۰/۰۴	۰/۱	۵۸/۶۲	۰/۰۴	۰/۱	۵۶/۳۱
a7	۰/۰۴	۰/۰۹	۷۶/۴۶	۰/۰۶	۰/۰۹	۶۸/۸۴	۰/۱۳	۰/۱	۷۸/۲۱
Cs1	۰/۲۳	۰/۲۶	۱۷/۵۸	۰/۵۱	۰/۳۹	۲۱/۶۸	۰/۳۴	۰/۳۹	۲۳/۷۸
Cs2	۰/۴۴	۰/۴۶	۱۷/۱۲	۰/۴۱	۰/۴۱	۲۱/۶۵	۰/۲۳	۰/۲۸	۲۱/۴۳
Cs3	۰/۳۵	۰/۳۹	۲۴/۰۲	۰/۲۲	۰/۲۹	۲۵/۰۶	۰/۳۸	۰/۴۲	۲۳/۶۳
Cs4	۰/۴	۰/۴۳	۱۲/۹۹	۰/۴۵	۰/۴۵	۱۵/۶۸	۰/۴۱	۰/۴۵	۱۷/۸۴
Cs5	۰/۲۳	۰/۲۴	۱۴/۴۶	۰/۴۴	۰/۴۳	۱۹/۶۲	۰/۲۹	۰/۳۳	۲۵/۷۸
Cs6	۰/۴	۰/۳۵	۲۴/۳۸	۰/۲۸	۰/۳۴	۲۷/۴۸	۰/۵۷	۰/۴۳	۲۱/۰۸
Cs7	۰/۲۸	۰/۳۶	۲۴/۵۱	۰/۳۶	۰/۳۴	۲۷/۳۸	۰/۳۶	۰/۴	۲۶/۰۸
Xm1	۰/۴۴	۰/۳	۲۵/۸۵	۰/۳۷	۰/۳۴	۲۴/۶۳	۰/۲۳	۰/۳۳	۲۷/۴۹
Xm2	۰/۴۸	۰/۳۷	۲۰/۶۷	۰/۴۳	۰/۳۷	۲۳/۶۰	۰/۴۱	۰/۳۵	۲۴/۴۰
Xm3	۰/۴۷	۰/۳۵	۲۴/۶۳	۰/۴۷	۰/۳۷	۲۵/۹۰	۰/۲۸	۰/۳۲	۲۷/۸۲



شکل ۵- نمودار توزیع احتمالی پسین پارامترها برای رویداد سیل اول (جدول ۲) در دوره واسنجی

Figure 5. Posterior histograms of model parameters for the first flood event (Table 2) in the calibration period

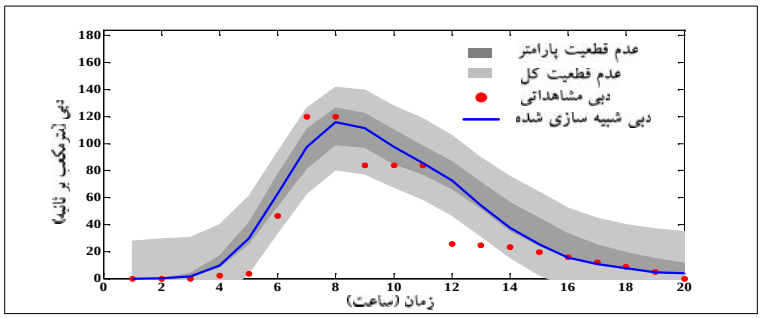
محدوده اطمینان آبنمود در مرحله اعتباریابی

طبق نتایج تحقیقات حیدری و همکاران (۱۷) و دوتو و همکاران (۱۱) توزیع پسین هر پارامتر وابسته به سیلاب می‌باشد. در شبیه‌سازی سیلاب‌های تک رخداد، هر رویداد سیل دارای توزیع پارامتری مختص به خود می‌باشد (۳۷). هر چند در مواردی تشابهاتی بین این توزیع‌ها در رخدادهای با ویژگی‌های مشترک (نزدیک بودن شرایط رطوبتی به هم، مقادیر دبی اوج آبنمود و فصل وقوع رخداد) می‌توان یافت. با توجه به دلایل اشاره شده در مورد عدم قطعیت کمتر و اعتمادپذیری بیشتر رویداد اول و با سعی و خطا بین توزیع‌های پسین پارامترها در سه رخداد دوره واسنجی، توزیع‌های مربوط به رخداد اول مناسب‌تر تشخیص داده شد. بعلاوه مطابق جدول ۲ مقادیر دبی اوج رویداد دوره اعتباریابی با دبی سیلاب رویداد اول در یک محدوده قرار می‌گیرند. از این‌رو از توزیع‌های پسین پارامترهای مربوط به این رخداد برای مرحله اعتباریابی استفاده گردید. نتایج اعتباریابی ناشی از اجرای مدل به ازای ۴۵۰۰ سری پارامتر

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

(برابر با تعداد سری پارامترهای سازنده توزیع احتمالاتی رخداد اول) در شکل۶ نشان داده شده است. مطابق نمودار، محدوده اطمینان ۹۵ درصد مدل (منطقه روشن‌تر) برای پیش‌بینی سیلاب نسبتاً وسیع است که نشان می‌دهد که فاکتور R افزایش یافته است. این بدان معنی‌است که پارامترهای بهینه دوسری رخداد به‌کار رفته در واسنجی و اعتباریابی متفاوت می‌باشند و توزیع‌های پسین پارامتری این دو سری داده مستقل از هم می‌باشند. این نتیجه‌گیری با نتیجه دوتو و همکاران (۱۱) سازگار است. همچنین مدل بارش- رواناب با بهترین مقادیر پارامتر تولید شده حاصل از واسنجی مدل با الگوریتم عدم قطعیت مربوط به رویداد اول اجرا گردید و آبنمود شبیه‌سازی شده (شکل۶) با آبنمود مشاهداتی توسط شاخص‌های آماری مقایسه شدند (جدول ۸). جدول۷ مقادیر فاکتورهای P و R (معیارهای ارزیابی روش عدم قطعیت) را برای همه رویدادهای سیل به‌کار رفته در دو مرحله واسنجی و اعتباریابی و دو بازه پیش‌بینی ۹۵ درصد اطمینان عدم قطعیت ناشی از پارامترها و عدم قطعیت کل (مجموع عدم قطعیت ناشی از پارامتر، ساختار مدل و داده‌های ورودی) را نشان می‌دهد. بهترین عملکرد در رابطه با این دو معیار مربوط به رویداد اول است به‌طوری‌که دارای مقدار فاکتور P زیاد (تعداد زیادی از مشاهدات را در محدوده اطمینان ۹۵ درصد خود قرار می‌دهد) و مقدار فاکتور R کمتر (عرض کمتر محدوده اطمینان) می‌باشد. بعلاوه مقدار کم فاکتور P در ستون مربوط به عدم قطعیت پارامتر به‌علت بالا بودن سهم خطای ناشی از دو منبع دیگر یعنی داده‌های ورودی و ساختار مدل می باشد که با کاهش دادن این دو منبع عدم اطمینان می‌توان دقت شبیه‌سازی را تا حد زیادی بالا برد.



شکل ۶- تخمین عدم قطعیت کل (ناحیه رنگ روشن)، عدم قطعیت پارامتر (ناحیه رنگ تیره) و جریان مشاهداتی (نقاط دایره‌ای) و آبنمود بهترین شبیه سازی (خط تیره) در دوره اعتباریابی (رویداد چهارم)

Figure 6. Total prediction uncertainty bounds (lighter shaded region), the uncertainty bounds of parameter (darker shaded region), observed stream flows (dots), best simulation (solid line) in the validation phase (the fourth flood event)

جدول ۷- مقادیر فاکتورهای P و R (معیارهای ارزیابی روش عدم قطعیت) برای سیلاب‌های دوره‌های واسنجی و اعتباریابی

Table 7. R-factor and R-factor values (indicators of uncertainty assessment) for flood events in calibration and validation phases

روش	رویداد	عدم قطعیت کل		عدم قطعیت پارامتر	
		فاکتور P (درصد)	فاکتور R	فاکتور P (درصد)	فاکتور R
DREAM-ZS	اول	۹۳/۲۲	۰/۴۹	۴۷/۴۶	۰/۲۶
	دوم	۹۲/۶	۱/۱	۱۴/۸۱	۰/۲۶
	سوم	۹۴/۹۲	۱/۰۵	۴۵/۷۶	۰/۳۲
	چهارم	۸۹/۶۵	۱/۵۵	۲۴/۱۴	۰/۳۲

مقایسه الگوریتم عدم قطعیت با الگوریتم نلدر و مید

به‌منظور واسنجی خودکار پارامترهای حوزه با نرم‌افزار HEC-HMS توسط الگوریتم نلدر و مید از همان رویدادهای سیل به‌کار رفته در دوره واسنجی در روش بررسی عدم قطعیت (جدول ۲) استفاده گردید. از رویداد چهارم در مرحله اعتباریابی استفاده و مدل بارش- رواناب با بهترین مقادیر پارامتر تولید شده حاصل از واسنجی مربوط به رویداد اول (به‌علت انطباق بیشتر هیدروگراف‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده) اجرا گردید. آبنمود شبیه‌سازی شده با آبنمود مشاهداتی توسط شاخص‌های آماری RMSE، KGE و NS مقایسه شدند. نتایج حاصل از این واسنجی خودکار با نتایج بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS در جدول ۸ نشان داده شده است. الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS با کمترین میزان خطا نسبت به الگوریتم جستجوی خودکار نلدر و مید برتری دارد و این منطبق بر نتایج موسوی و همکاران (۳۲) است.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

جدول ۸- مقایسه واسنجی خودکار نلدر و مید با بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم DREAM-ZS

Table 8. Comparison of Nelder and Mead automatic calibration and the best simulation derived by DREAM-ZS method

روش	دوره	رویداد	RMSE	KGE	NS
الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS	واسنجی	اول	۴/۳۴	۰/۹۴	۰/۹۹
	واسنجی	دوم	۲۰/۵۲	۰/۸	۰/۹۳
	واسنجی	سوم	۴۵/۷۸	۰/۸۷	۰/۹۴
	اعتباریابی	چهارم	۱۴/۱۹	۰/۷۳	۰/۸۵
الگوریتم جستجوی نلدر و مید	واسنجی	اول	۱۵/۹۹	۰/۷	۰/۸۷
	واسنجی	دوم	۲۹/۱۷	۰/۶	۰/۸۵
	واسنجی	سوم	۷۲/۷۴	۰/۴۸	۰/۸۴
	اعتباریابی	چهارم	۲۹/۶	۰/۳۹	۰/۳۴

به‌منظور بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS از الگوریتم DREAM-ZS استفاده شد و از سه رویداد سیل برای واسنجی و یک رویداد در اعتباریابی استفاده گردید. در مورد تمامی رویدادهای سیل تقریباً تمامی نقاط اطراف و منتهی به دبی اوج که در شبیه سازی وقایع تک رخداد حائز اهمیت است به‌خوبی پیش‌بینی شده‌اند و حتی در مورد رویداد اول نقاط اوج آن در محدوده ۹۵ درصد اطمینان پارامتر نیز قرار می گیرد. بنابراین عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل هیدرولوژیکی به‌خوبی توسط الگوریتم DREAM-ZS شناسایی شده است. بزرگ بودن بازه‌های ۹۵ درصد عدم قطعیت کل در مورد رویدادهای دوم و سوم به‌خصوص در بازوهای بالارونده و پایین رونده آبنمود نشان دهنده این است که باید نقش خطای مدل و خطای داده‌های ورودی هم درنظر گرفت. کم بودن ضریب تغییرات به‌ازای ۲۰ درصد آخر سری پارامترهای هر زنجیر برای بیشتر پارامترها در رویداد اول، حساسیت بالاتر پارامترهای این سیلاب را می‌رساند. به‌علت مقادیر پایین ضریب تغییرات برای پارامتر CN (شماره‌منحنی) در تمامی سیلاب‌ها، این پارامتر به‌عنوان حساس‌ترین پارامتر به‌حساب می‌آید. بین پارامترهای CN و ضریب تلفات اولیه (a) در تمام زیرحوزه‌ها و در همه سیلاب‌ها همبستگی پسین بالایی حدود ۰/۸ وجود دارد. هیستوگرام‌های پسین نشان داد که بیشتر پارامترها به‌خوبی تعیین شده‌اند و ناحیه‌ای کوچک از توزیع‌های پیشین یکنواخت را اشغال می‌کنند. نتایج اعتباریابی ناشی از اجرای مدل به ازای سری پارامترهای سازنده توزیع احتمالاتی رخداد اول نشان داد که محدوده اطمینان ۹۵ درصد مدل (منطقه روشن‌تر) برای پیش‌بینی سیلاب نسبتاً وسیع است. بنابراین پارامترهای بهینه دوسری رخداد به‌کار رفته در واسنجی و اعتباریابی متفاوت می‌باشند. بهترین عملکرد در رابطه با فاکتورهای P و R (معیارهای ارزیابی روش عدم قطعیت) مربوط به رویداد اول است به‌طوری‌که دارای مقدار فاکتور P زیاد (تعداد زیادی از مشاهدات را در محدوده اطمینان ۹۵ درصد خود قرار می‌دهد) و مقدار فاکتور R کمتر (عرض کمتر محدوده اطمینان) می‌باشد. همچنین بهترین شبیه‌سازی حاصل از اجرای الگوریتم عدم قطعیت DREAM-ZS، آشکارا بر شبیه سازی حاصل از الگوریتم جستجوی خودکار نلدر و مید برتری داشت.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

منابع

1. Abbaspour, K.C. 2011. User manual for SWAT-CUP4, SWAT calibration and uncertainty Programs, Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, Eawag, Duebendorf, Switzerland, 103 pp.
2. Alazzy, A.A., H. Lü and Y. Zhu. 2015. Assessing the uncertainty of the Xinanjiang rainfall-runoff model: effect of the likelihood function choice on the GLUE method, Journal of Hydrologic Engineering, 20: 04015016.
3. Asadi H, H. Moradi, A. Telvari and S. Sadeghi. 2010. Evaluating methods of storage coefficient of Clark's instantaneous unit hydrograph in simulation of flood unit hydrograph, Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and Soil Science (JWSS), Isfahan University of Technology, 14: 41-50 (In Persian).
4. Baltas, E.A., N.A. Dervos and M.A. Mimikou. 2007. Technical note: Determination of SCS initial abstraction ratio in an experimental watershed in Greece, Hydrology and Earth System Sciences, 11: 1825-1829.
5. Bates, B.C. and E.P. Campbell. 2001. A Markov Chain Monte Carlo scheme for parameter estimation and inference in conceptual rainfall - runoff modeling, Water Resources Research, 37: 937-947.
6. Beven, K.J. and A.M. Binley. 1992. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction, Hydrological Processes, 6: 279-298.
7. Beven, K.J. 2006. A manifesto for the enquiringly thesis, Journal of Hydrology, 320: 18-36.
8. Blasone, R.S. 2007. Parameter estimation and uncertainty assessment in hydrological modelling, Ph.D. Thesis, Institute of Environment & Resources, Technical University of Denmark, 55 pp.
9. Blazkova, S. and K. Beven. 2009. A limits of acceptability approach to model evaluation and uncertainty estimation in flood frequency estimation by continuous simulation: Skalka catchment, Czech Republic, Water Resources Research, 45: W00B16.
10. Boyle, D.P., H.V. Gupta and S. Sorooshian. 2000. Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods, Water Resources Research, 36: 3663-3674.
11. Dotto, C.B.S., M. Kleidorfer, A. Deletic, W. Rauch, D.T. McCarthy and T.D. Fletcher. 2011. Performance and sensitivity analysis of storm water models using a Bayesian approach and long-term high resolution data, Environmental Modelling & Software, 26: 1225-1239.
12. Gao, G.Y., B.J. Fu, Y.H. Lu, Y. Liu, S. Wang and J. Zhou. 2012. Coupling the modified SCS-CN and RUSLE models to simulate hydrological effects of restoring vegetation in the Loess Plateau of China, Hydrology and Earth System Sciences, 16: 2347-2364.
13. Gelman, A. and D.B. Rubin. 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences, Statistical Science, 7: 457-472.
14. Gupta, H.V., S. Sorooshian and P.Q. Yapo. 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models, Comparison with multi-level expert calibration, Journal of Hydrologic Engineering, 4: 135-143.
15. Gupta, H.V., H. Kling, K.K. Yilmaz and G.F. Martinez. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modeling, Journal of Hydrology, 377: 80-91
16. Hastings, W.K. 1970. Monte Carlo sampling methods using Markov Chains and their applications, Biometrika, 57: 97-109.
17. Heidari, A., B. Saghafian and R. Maknoon. 2006. Assessment of flood forecasting lead time based on generalized likelihood uncertainty estimation, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 20: 363-380.
18. Iran Water Research Institute, Water Resources Department (IWRI). 2008. Report on hydrologic model calibration: Gorganroud flood warning system project, Tehran, Iran (In Persian).
19. Kaatz, J.A. 2014. Development of a HEC-HMS model to inform river gauge placement for a flood early warning system in Uganda, M.Sc. Thesis, Massachusetts Institute of Technology, 67 pp.
20. Kamali, B., S.J. Mousavi and K.C. Abbaspour. 2013. Automatic calibration of HEC-HMS using single-objective and multi-objective PSO algorithms, Hydrological Processes, 27: 4028-4042.
21. Kavetski, D., G. Kuczera and S.W. Franks. 2006b. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 2. Application, Water Resources Research, 42: W03408.
22. Koskela, J.J., B.W.F. Croke, H. Koivusalo, A.J. Jakeman and T. Kokkonen. 2012. Bayesian inference of uncertainties in precipitation-streamflow modeling in a snow affected catchment, Water Resources Research, 48: W11513.
23. Kuczera, G. and E. Parent. 1998. Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: The Metropolis algorithm, Journal of Hydrology, 211: 69-85.
24. Kuczera, G., D. Kavetski, B. Renard and M. Thyer. 2010. A limited-memory acceleration strategy for MCMC sampling in hierarchical Bayesian calibration of hydrological models, Water Resources Research, 46: W07602.
25. Laloy, E. and C.L. Bielders. 2009. Modelling intercrop management impact on runoff and erosion in a continuous maize cropping system: Part II. Model Pareto multi-objective calibration and long-term scenario analysis using disaggregated rainfall, European Journal of Soil Science, 60: 1022-1037.
26. Laloy, E. and J.A. Vrugt. 2012. High-dimensional posterior exploration of hydrologic models using multiple-try DREAM (ZS) and high-performance computing, Water Resources Research, 48: W01526.
27. Lee, G., Y. Tachikawa and K. Takara. 2007. Quantification of parameter uncertainty in distributed rainfall-runoff modeling, Annuals of Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University, 50B: 44-56.
28. Mahdavi, M. 1999. Applied hydrology, Vol. 2, 2nd edn., Tehran University Press, Tehran, Iran, 401 pp (In Persian).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

29. Metropolis, N., A.W. Rosenbluth, M.N. Rosenbluth, A.H. Teller and E. Teller. 1953. Equations of state calculations by fast computing machines, Journal of Chemical Physics, 21: 1087-1091.
30. Montanari, A. and G. Grossi. 2008. Estimating the uncertainty of hydrological forecasts: A statistical approach, Water Resources Research, 44: W00B08.
31. Montanari, A. and D. Koutsoyiannis. 2012. A blueprint for process-based modeling of uncertain hydrological systems, Water Resources Research, 48: W09555.
32. Mousavi S.J., K.C. Abbaspour, B. Kamali, M. Amini and H. Yang. 2012. Uncertainty-based automatic calibration of HEC-HMS model using sequential uncertainty fitting approach. Journal of Hydro informatics, 14: 286-309.
33. Najafi, M.R. 2002. Hydrologic systems (rainfall-runoff modelling), Vol. 2, Tehran University Press, Tehran, Iran, 1056 pp (In Persian).
34. Natural Resources and Watershed Management Administration of Golestan. 2007. Report on: Gorganroud Watershed, Gorgan, Iran (In Persian).
35. Neal, R. 1993. Probabilistic inference using Markov Chain Monte Carlo methods, Technical Report CRG-TR-93-1, Department of Computer Science, University of Toronto, Toronto, Canada, 144 pp.
36. Nelder, J.A. and R. Mead. 1965. A simple method for function minimization, The Computer Journal, 7: 308-313.
37. Pourreza-Bilondi, M., A.M. Akhond Ali and B. Ghahraman. 2012. Parameters Uncertainty Analysis in distributed single- event rainfall-runoff model with MCMC approach, Iranian Water Research Journal, 6: 165-173 (In Persian).
38. Pourreza-Bilondi, M., K.C. Abbaspour and B. Ghahraman. 2013. Application of three different calibration-uncertainty analysis methods in a semi-distributed rainfall-runoff model application, Middle-East Journal of Scientific Research, 15: 1255-1263.
39. Pourreza-Bilondi, M., A.M. Akhond Ali, B. Ghahraman and A.R. Telvari. 2015. Uncertainty analysis of a single event distributed rainfall-runoff model by using two different Markov Chain Monte Carlo methods, Journal of Water and Soil Conservation, 21: 1-26 (In Persian).
40. Price, K.V., R.M. Storn and J.A. Lampinen. 2005. Differential evolution, A practical approach to global optimization, Springer, Berlin, 538 pp.
41. Rafiei Sardoii, E., N. Rostami, S. Khalighi Sigaroudi and S. Taheri. 2012. Calibration of loss estimation methods in HEC-HMS for simulation of surface runoff (Case Study: Amirkabir Dam Watershed, Iran), Advances in Environmental Biology, 6: 343-348.
42. Schoups, G. and J.A. Vrugt. 2010. A formal likelihood function for parameter and predictive inference of hydrologic models with correlated, heteroscedastic and non-Gaussian errors, Water Resources Research, 46:W10531.
43. Shafiei, M., B. Ghahraman, B. Saghafian, K. Davary, S. Pande and M. Vazifedous. 2014. Uncertainty assessment of the agro-hydrological SWAP model application at field scale: A case study in a dry region , Agricultural Water Management, 146: 324-334.
44. Storn, R. and K. Price. 1997. Differential evolution-A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, Journal of Global Optimization, 11: 341-359.
45. Straub, T.D., C.S. Melching and K.E. Kocher. 2000. Equations for estimating Clark unit-hydrograph parameters for small rural watersheds in Illinois, U.S. Geological Survey, Water-Resources Investigations Report 00-4184, 36 pp.
46. Ter Braak, C.J.F. 2006. A Markov chain Monte Carlo version of the genetic algorithm differential evolution: Easy Bayesian computing for real parameter spaces, Statistics and Computing, 16: 239-249.
47. Tolson, B.A. and C.A. Shoemaker. 2008. Efficient prediction uncertainty approximation in the calibration of environmental simulation models, Water Resources Research, 44: W04411.
48. USACE. 2000. HEC-HMS Technical Reference Manual, US Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center, Davis, California, 158 pp.
49. USACE. 2013. HEC-HMS User's Manual, US Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center, Davis, California, 442 pp.
50. Vrugt, J.A., H.V. Gupta, W. Bouten and S. Sorooshian. 2003. A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic parameter estimation, Water Resources Research, 39(8): 1201.
51. Vrugt, J.A., C.J.F. Ter Braak, M.P. Clark, J.M. Hyman and B.A. Robinson. 2008. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation, Water Resources Research, 44: W00B09.
52. Vrugt, J.A., C.J.F. Ter Braak, H.V. Gupta and B.A. Robinson. 2008. Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling? Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 23: 1011-1026.
53. Vrugt, J.A., C.J.F. Ter Braak, C.G.H. Diks, B.A. Robinson, J.M. Hyman and D. Higdon. 2009. Accelerating Markov Chain Monte Carlo simulation using self-adaptative differential evolution with randomized subspace sampling, International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation, 10: 273-290.
54. Xiao, B., Q.H. Wang, J. Fan, F.P. Han and Q.H. Dai. 2011. Application of the SCS-CN Model to Runoff Estimation in a Small Watershed with High Spatial Heterogeneity, Pedosphere, 21: 738-749.
55. Yang, J., P. Reichert, K.C. Abbaspour, J. Xia and H. Yang. 2008. Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China, Journal of Hydrology, 358: 1-23.
56. Zhang, H.L., Y.J. Wang, Y.Q. Wang, D.X. Li and X.K. Wang. 2013. The effect of watershed scale on HEC-HMS calibrated parameters: a case study in the Clear Creek watershed in Iowa, US, Hydrology and Earth System Sciences, 17: 2735-2745.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]

Uncertainty Estimation of HEC-HMS Flood Simulation Model using Markov Chain Monte Carlo Algorithm

Mahrouz Nourali[1], Bijan Ghahraman[2], Mohsen Pourreza Bilondi[3] and Kamran Davary[4]

1-Ph.D. Candidate of Irrigation and Drainage, International Campus, Ferdowsi University of Mashhad
2- Professor, Water Engineering Department, College of Agricultural, Ferdowsi University of Mashhad
(Corresponding Author Email: bijangh@um.ac.ir)
3- Assistant Professor, Water Engineering Department, College of Agricultural, University of Birjand
4- Professor, Water Engineering Department, College of Agricultural, Ferdowsi University of Mashhad
Received: March 20, 2015 Accepted: February 22, 2016

Abstract

There are some parameters in hydrologic models that cannot be measured directly. Estimation of hydrologic model parameters by various approaches and different optimization algorithms are generally error-prone, and therefore, uncertainty analysis is necessary. In this study we used DREAM-ZS, Differential Evolution Adaptive Metropolis, to investigate uncertainties of hydrologic model (HEC-HMS) parameters in Tamar watershed (1530 km2) in Golestan province. In order to assess the uncertainty of 24 parameters used in HMS, three flood events were used to calibrate and one flood event was used to validate the model. The results showed that the 95% total prediction uncertainty bounds bracketed most of the observed data especially peak discharge values but the uncertainty due to other sources than parameter uncertainty (e.g. forcing data (rainfall) and model structure error) are significant. Coefficient of variation for curve number (CN) was small for all flood events, therefore this parameters is more sensitive than the others. Histograms of the posterior probability density functions (pdfs) show that most of the individual parameters are well-defined and occupy only a relatively small region of the uniform prior distributions. Best simulation under DREAM-ZS was obviously better than simulation results of Nelder and Mead search algorithm.

Keywords: DREAM-ZS Algorithm, HEC-HMS, Nelder and Mead Algorithm, Tamar watershed, Uncertainty

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-02-07]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.235]