

Effect of Likelihood Function Selection on Estimating Uncertainty of HEC-HMS Flood Simulation Model Using Markov Chain Monte Carlo Algorithm

M. Nourali¹, B. Ghahraman^{2*}, M. Pourreza-Bilondi³ and K. Davary⁴

Abstract

In the present study, DREAM_(ZS) (DiffeRential Evolution Adaptive Metropolis) is used to investigate uncertainty of parameters in the HEC-HMS flood modeling 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 posterior distributions. Moreover, performance of five different likelihood functions (L1-L5) was assessed by means of DREAM_(ZS) approach. Three likelihood functions, L1, L2 and L3, are considered as informal whereas remaining (L4 and L5) is represented as formal categories. Likelihood function L1 is Nash-Sutcliffe (NS) efficiency and L2 is based on minimum mean square error. L3 uses estimation of model error variance and L4 focuses on the relationship between the traditional least squares fitting and the Bayesian inference. In likelihood function L5 the serial dependence of residual errors is accounted using a first-order autoregressive (AR) model of the residuals. According to the results sensitivities of the parameters depend strongly on the likelihood function and vary for different likelihood functions. Most of the parameters were better defined by likelihood functions L4 and L5 and showed high sensitivities to model performance. Calculating P-factor values (percentage of measured data bracketed by 95% prediction uncertainty) showed that 75-100% of observed data were ranged in 95% total prediction uncertainty. Considering all the statistical indicators and criteria of uncertainty assessment, including P-factor and R-factor (relative width of the 95% prediction uncertainty), root-mean-square error (RMSE), Kling-Gupta Efficiency (KGE), and Nash-Sutcliffe (NS) the results showed that DREAM_(ZS) algorithm performed better under formal likelihood functions L4 and L5.

Keywords: Uncertainty, DREAM(ZS) Algorithm, Likelihood function, HEC-HMS, First-order autoregressive.

Received: February 14, 2016

Accepted: September 5, 2016

تأثیر انتخاب تابع درستمایی در تخمین عدم قطعیت مدل شبیه سازی سیلاب HEC-HMS با استفاده از الگوریتم مونت کارلو زنجیر مارکوف

مه روز نورعلی^۱، بیژن قهرمان^{۲*}، محسن پوررضا بیلندی^۳ و کامران داوری^۴

چکیده

در تحقیق حاضر از الگوریتم DREAM_(ZS) (از الگوریتم‌های مبتنی بر مونت کارلو زنجیر مارکوف) به منظور بررسی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS در حوزه آبخیز تمر به مساحت ۱۵۳۰ کیلومتر مربع واقع در استان گلستان استفاده شد. از سه رویداد برای واسنجی و یک رویداد در اعتباریابی استفاده گردید و تعداد ۲۴ پارامتر واسنجی برای کل حوزه در نظر گرفته شد. همچنین تأثیر ۵ تابع درستمایی مختلف بر روی نتایج روش DREAM_(ZS) ارزیابی گردید. سه تابع درستمایی (L1 تا L3) به عنوان توابع درستمایی غیرصریح (informal) و توابع درستمایی L4 و L5 به عنوان توابع درستمایی صریح (formal) در نظر گرفته شدند. تابع درستمایی L1، راندمان ناش ساتکلیف (NS) می‌باشد. تابع درستمایی L2، حداقل میانگین مربعات خطا است. تابع درستمایی L3، از واریانس خطای تخمین مدل استفاده می‌کند. تابع درستمایی L4، ارتباط بین برازش حداقل مربعات استاندارد (SLS) و استنباط بیزی را مشخص می‌کند. در تابع درستمایی L5، وابستگی پیاپی خطاهای باقی‌مانده با استفاده از مدل خودرگرسیون مرتبه اول باقی‌مانده‌های خطا (AR) محاسبه می‌شود. نتایج نشان داد که حساسیت پارامترها وابسته به انتخاب تابع درستمایی بوده و حساسیت همه پارامترها در برابر توابع مختلف درستمایی یکسان نیستند. بیشتر پارامترها توسط تابع درستمایی L4 و L5 بهتر تعیین شده و حساسیت بالایی را به عملکرد مدل نشان دادند. مقدار فاکتور P (درصد قرارگیری داده اندازه‌گیری شده در محدوده اطمینان ۹۵ درصد عدم قطعیت کل) نشان داد که ۷۵ تا ۱۰۰ درصد مشاهدات در بازه‌های عدم اطمینان ۹۵٪ پیش‌بینی مدل قرار می‌گیرد. نتایج بررسی معیارهای ارزیابی عدم قطعیت شامل فاکتور P، فاکتور R (ضخامت نسبی محدوده اطمینان ۹۵ درصد)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، معیارهای کلینگ گوپتا (KGE) و ناش-ساتکلیف (NS) نشان داد که عملکرد DREAM_(ZS) با توابع درستمایی L4 و L5 بهتر از توابع دیگر درستمایی است.

کلمات کلیدی: عدم قطعیت، الگوریتم DREAM(ZS)، تابع درستمایی، HEC-HMS، خودرگرسیون مرتبه اول.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۱۱/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۵/۶/۱۵

1- Ph.D. Candidate of Irrigation and Drainage, International Campus, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.

۲- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Iran, Email: bijangh@um.ac.ir

3- Assistant Professor, Department of Water Engineering, College of Agricultural, University of Birjand, Iran

4- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.

*- Corresponding Author

۱- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، پردیس بین الملل دانشگاه فردوسی مشهد

۲- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

۴- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد.

*- نویسنده مسئول

هیدرولوژیکی و محیطی مورد توجه مدل‌سازان هیدرولوژیکی است (Vrugt et al., 2003; Vrugt et al., 2006). در دو دهه گذشته به‌منظور واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی و عدم قطعیت پارامتر، ساختار مدل و داده‌ها (داده‌های ورودی مثلاً بارندگی، و داده‌های واسنجی) توجه زیادی به روش‌های MCMC شده است (Schoups and Vrugt, 2010).

در این روش برای تولید تخمین‌های عدم قطعیت معنی‌دار معمولاً می‌باید مدل هیدرولوژیکی هزاران بار ارزیابی شود (Zhang, 2008). روش MCMC الگوریتم شبیه‌سازی تصادفی است که به‌طور پی در پی راه حل‌ها را در فضای پارامتری بررسی کرده و زنجیر مارکوف با دنباله‌ای از تکرارهای ثابت سرانجام به تابع چگالی پسین پارامترها همگرا می‌شود. انواع مختلفی از روش‌های MCMC برای مسئله در دست بررسی را می‌توان توسط توزیع پیشین پیشنهادی یا نمونه‌برداری مختلف ایجاد کرد به شرطی که منجر به همگرایی به توزیع هدف پسین شود (Vrugt et al., 2003; Blasone, 2007). مثلاً با توجه به این‌که در مورد مدل‌های هیدرولوژیکی پیچیده آگاهی کمی در مورد موقعیت نواحی با چگالی احتمالاتی بالا در فضای پارامتری وجود دارد، Beven and Binley (1992) استفاده از تابع توزیع یکنواخت (یا پخشیده) را برای محدوده وسیعی از مقادیر پارامتر پیشنهاد کردند. چندین الگوریتم مختلف بر مبنای MCMC نظیر الگوریتم متروپولیس هستینگس (M-H) (Kuczera and Parent, 1998) به‌علت کاهش سرعت همگرایی و الگوریتم SCEM-UA (Vrugt et al., 2003) به‌علت نیاز به تعداد اجرای زیاد و لزوم حذف مسیرهای پرت مورد انتقاد واقع شده‌اند (Laloy and Vrugt, 2012). پژوهش‌های زیادی بر روی بهبود همگرایی و راندمان نمونه‌برداری MCMC به‌منظور نمونه‌برداری از توزیع‌های پارامتر با ابعاد بالا انجام شده است (ter Braak and Vrugt, 2008; Vrugt et al., 2009a; Kuczera et al., 2010). (Vrugt et al., 2009a) برای تخمین مؤثر تابع چگالی احتمال پسین پارامترهای مدل هیدرولوژیکی پیچیده و مسایل نمونه‌برداری با ابعاد بالا و نیز افزایش راندمان نمونه‌برداری، یک نمونه بردار MCMC جدید به نام متروپولیس تطبیقی تکامل تفاضلی (DREAM) را در چارچوب بیزی معرفی کردند. (Vrugt et al., 2009a, b) جزئیات این استراتژی تطبیقی را ارائه کردند. الگوریتم MCMC استفاده شده در مقاله حاضر DREAM_(ZS) نامیده می‌شود. DREAM_(ZS) بر پایه الگوریتم اولیه DREAM است. اما برای تولید نقاط پیشنهادی در هر زنجیر منفرد

مدل‌های بارش-رواناب مفهومی با توجه به استفاده گسترده آن‌ها، ابزار مهمی برای مدیریت حوزه آبخیز و اهداف تحقیقی و کاربردی هستند. پیش‌بینی این مدل‌ها با عدم قطعیت همراه بوده که ناشی از خطاهای تصادفی طبیعی، خطاهای اندازه‌گیری در داده‌های ورودی و خروجی، عدم قطعیت پارامترهای مدل و ساختار مدل می‌باشد (Blasone, 2007; Alazzy et al., 2015). بعلاوه بسیاری از پارامترهای مدل‌های هیدرولوژیکی را نمی‌توان به‌طور مستقیم اندازه‌گیری کرد و تخمین این پارامترها توسط فرایند واسنجی هم با خطا همراه است، زیرا در داده‌های استفاده شده برای واسنجی نیز خطای اندازه‌گیری وجود دارد (Vrugt et al., 2003). بنابراین برای این مدل‌ها بررسی و تجزیه و تحلیل عدم قطعیت امری ضروری به شمار می‌آید (Beven, 2006). 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 نشان داده شود (Blasone, 2007). از روش‌های مختلفی مانند فیلترکردن فضای حالت (DeChant and Moradkhani, 2012)، میانگین‌گیری چندنمایی (Vrugt and Robinson, 2007) و روش‌های بی‌بیزی (Renard et al., 2011) به‌منظور تخمین عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی، تعیین توزیع پسین پارامترها و پیش‌بینی خروجی مدل استفاده شده است. با استفاده از تئوری بیزی، تابع درستنمایی (Likelihood) با توزیع پیشین پارامترها ترکیب شده و توزیع پسین پارامترها به‌دست خواهد آمد. در بیش‌تر مدل‌های هیدرولوژیکی توزیع پسین نمی‌تواند توسط تقریب‌های تحلیلی تخمین زده شود و از این رو روش‌های شبیه‌سازی مانند روش نمونه-برداری مونت کارلو زنجیر مارکوف (MCMC) به‌منظور اجرای موفقیت‌آمیز روش بیزی می‌تواند به‌کار رود. این روش می‌تواند به‌طور مؤثری تابع چگالی احتمال پسین پارامترها (pdf) را تخمین بزند.

فرایند تصادفی که به برآمدهای قبل از خود بستگی دارد را فرایند تصادفی با ویژگی مارکوف می‌گویند. بر این اساس فرایند تصادفی که در ویژگی مارکوف صدق می‌کند فرایند یا زنجیرهای مارکوف می‌گویند. همچنین مواردی که در آن نتایج مدل در پی شبیه‌سازی با تکرار زیاد بررسی گردد گفته می‌شود که از شبیه‌سازی مونت کارلو استفاده شده است. روش مونت کارلو زنجیر مارکوف بیزی (MCMC) برای تجزیه و تحلیل عدم قطعیت مدل‌های

فرض‌های خطاهای باقی‌مانده مورد انتقاد واقع شده‌اند (Thyer et al., 2009)، زیرا در موارد زیادی خطاهای باقی‌مانده همبسته، غیر ایستا و غیر گوسی هستند (Kuczera, 1983). با این حال باقی‌مانده‌های مدل‌های بارش-رواناب به علت عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل اغلب، خودهمبسته هستند (Laloy et al., 2010). نقض فرض‌های SLS منجر به اریب در مقادیر پارامتر تخمینی شده و عدم قطعیت پیش بینی و پارامتر را به دنبال دارد. به منظور کاهش بعضی از فرض‌های خطای SLS، بعضی از روش‌های صریح (formal) تهیه شدند (Sorooshian and Dracup, 1980; Schoups and Vrugt, 2010). همچنین تلاش‌هایی هم در جهت جداسازی منابع مختلف خطا در مدل‌سازی هیدرولوژیکی وجود داشته است (Vrugt et al., 2008, 2009b; Thyer et al., 2009; Kuczera et al., 2010; Renard et al., 2011). Vrugt et al. (2009b) به منظور بررسی تأثیر خطای ساختاری مدل از طرح خودرگرسیون مرتبه اول باقی مانده‌های خطا استفاده کردند. طرح خودرگرسیون مرتبه اول باقی مانده‌های خطا، خودهمبستگی زمانی باقی مانده‌ها را برطرف می‌کند (Sorooshian and Dracup, 1980; Bates and Campbell, 2001).

بیشتر تحقیقات هیدرولوژیکی به بررسی تأثیر انتخاب تابع درست‌نمایی بر روی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت در روش GLUE پرداخته‌اند و نشان دادند که انتخاب تابع درست‌نمایی می‌تواند به طور مستقیم بر روی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت و حساسیت پارامترها اثر کند (Freer et al., 1996; Stedinger et al., 2008; Freni et al., 2009; Alazzy et al., 2015). همچنین در بیشتر تحقیقات انجام شده، از روش‌های تحلیل عدم قطعیت به منظور واسنجی پارامترهای مدل‌های هیدرولوژیکی پیوسته استفاده گردید (Schoups and Vrugt, 2010; Koskela et al., 2012). بنابراین در تحقیق حاضر، تأثیر سه تابع درست‌نمایی informal (L1 تا L3) و دو تابع درست‌نمایی formal (L4 تا L5) بر روی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی (HEC-HMS) در روش DREAM_(ZS) بررسی گردید و از وقایع سیل تک‌رخداد استفاده شد. تابع درست‌نمایی L1 راندمان ناش-سانکلیف NS (Nash and Sutcliffe, 1970) می‌باشد. تابع ناش-سانکلیف (NS) به طور مکرر در روش GLUE در بسیاری از مدل‌های هیدرولوژیکی به کار رفته است (Jin et al., 2010). تابع درست‌نمایی L2، از حداقل میانگین مربعات خطا استفاده کرده و توسط Wang et al. (2005) مطرح شد. تابع درست‌نمایی L3، از واریانس خطای تخمین مدل

از بایگانی از حالت‌های گذشته استفاده می‌کند. این نمونه‌بردار برای تسریع همگرایی و برای مسایل با ابعاد پارامتر زیاد طرح‌ریزی شد و برای جستجوی مناسب تابع چگالی پسین مورد نیاز تنها از ۳ تا ۵ زنجیر موازی استفاده می‌کند (Schoups and Vrugt, 2010). Laloy and Vrugt (2012) به بررسی عملکرد DREAM_(ZS) برای مدل‌های هیدرولوژیکی با ابعاد پارامترهای زیاد پرداختند. در استفاده از روش DREAM به منظور تخمین عدم قطعیت پارامتر مدل هیدرولوژیکی، اطمینان از انتخاب تابع درست‌نمایی مناسب که بتواند پارامترهای قابل اطمینانی از مدل را تولید کند مهم است. تخمین برازش خوب بین مشاهدات و مقادیر شبیه‌سازی متناظر اصولاً به انتخاب تابع درست‌نمایی وابسته است (Beven and Binley, 1992). انتخاب تابع درست‌نمایی مناسب، موضوع مورد بحثی است که به طور قابل توجهی در نشریات هیدرولوژیکی مطرح بوده است (Vrugt and Sadegh, 2013). در پژوهش‌های مختلف در زمینه هیدرولوژی نشان داده شده که انتخاب تابع درست‌نمایی به طور مستقیم بر روی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت اثر دارد (Freni et al., 2009). (Alazzy et al., 2015) در بررسی تأثیر انتخاب توابع درست‌نمایی بر روی عدم قطعیت مدل هیدرولوژیکی XAJ-RR در حوزه Nangao چین با استفاده از روش GLUE نشان دادند که تابع درست‌نمایی تأثیر زیادی بر روی حساسیت پارامترها و بررسی عدم قطعیت دارد. انتخاب دقیق تابع درست‌نمایی نیازمند شرح مستدلی از توزیع خطاهای مدل برای استنباط آماری و نتیجه‌گیری عدم قطعیت و صحت فواصل پیش‌بینی است (He et al., 2010). به علاوه از آن توابع درست‌نمایی باید استفاده شود که بتواند عدم قطعیت در ساختار مدل، داده‌های ورودی و پارامتر را نشان دهد. به منظور تخمین عدم قطعیت پارامترها دو دسته تابع درست‌نمایی غیرصریح (informal) و صریح (formal) وجود دارد (McMillan and Clark, 2009; Vrugt et al., 2009b). توابع درست‌نمایی غیر صریح (informal)، احتمالات درست‌نمایی ذهنی (subjective) هستند و منتج از یک مدل معلوم برای سری‌های خطای تصادفی نمی‌باشند (Smith et al., 2008). در مقابل، توابع درست‌نمایی صریح (formal) از یک مدل آماری فرضی برای خطاهای باقی‌مانده منتج می‌شوند (Box and Tiao, 1992). به عنوان مثال با فرض این که باقی مانده‌های خطا غیر همبسته (مستقل)، توزیع شده نرمال یا گوسی با میانگین صفر و واریانس ثابت هستند، از روش حداقل مربعات استاندارد (SLS) به منظور استنتاج تابع درست‌نمایی صریح (formal) استفاده می‌شود (Vrugt et al., 2009b). اما این روش به علت اعتماد زیاد روی

استفاده می‌کند. تابع درست‌نمایی L4، تابع حداکثر درست‌نمایی استفاده شده توسط Makowski et al. (2002) است و ارتباط بین برآزش حداقل مربعات سنتی و استنباط بیزی را مشخص می‌کند (Vrugt and Sadegh, 2013). در تابع درست‌نمایی L5، وابستگی پیاپی خطاهای باقی‌مانده با استفاده از مدل خودرگرسیون مرتبه اول باقی‌مانده‌های خطا (AR) محاسبه می‌شود.

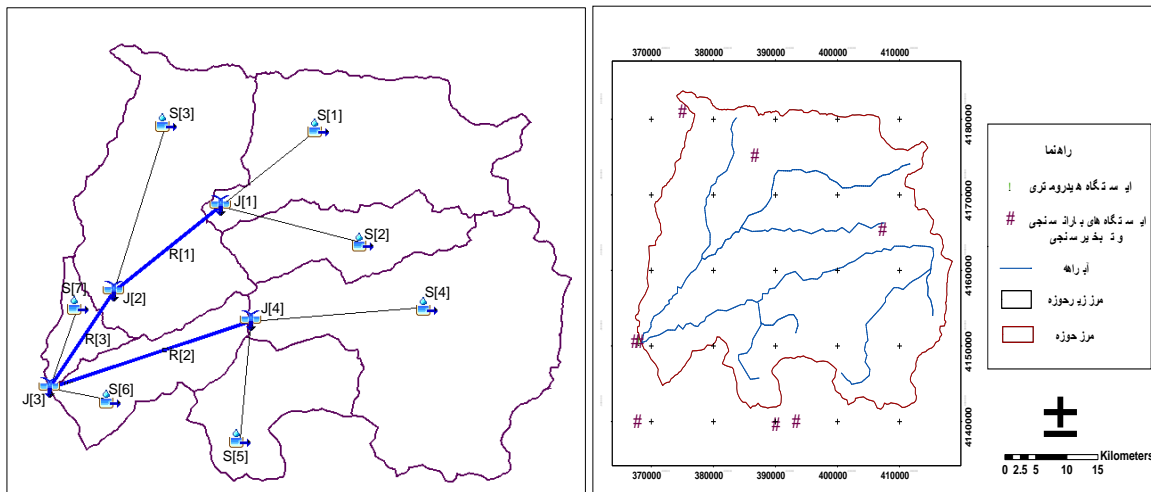
در این تحقیق اهمیت انتخاب تابع درست‌نمایی بر روی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت در روش DREAM(ZS) نشان داده می‌شود. بعلاوه از مدل بارش-رواناب بر پایه رویداد سیل (HEC-HMS) و وقایع سیل تک‌رخداد استفاده گردید. این تحقیق با شرح منطقه مورد مطالعه و مدل هیدرولوژیکی آغاز شده و در ادامه آن توضیح مختصری از روش DREAM(ZS) با روابط مختلف توابع درست‌نمایی ارائه می‌شود. همچنین شرحی از معیارهای استفاده شده برای مقایسه اثرات توابع درست‌نمایی بر روی نتایج روش DREAM(ZS) داده شده و به دنبال آن بحثی از نتایج تجزیه و تحلیل و خلاصه‌ای از مهمترین نتایج ارائه می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه و اطلاعات

منطقه مورد مطالعه در حوزه رودخانه گرگانرود در استان گلستان واقع است. این حوزه به مساحت ۳۶۲۶/۵ کیلومترمربع در شمال غربی استان خراسان رضوی بوده و به سه زیرحوزه به نام‌های تمر، تنگراه و

گالیکش (به ترتیب 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 این حوزه ضروری است. توزیع سالانه ارتفاع بارندگی در حوزه از ۲۰۰ تا ۸۵۰ میلی‌متر تغییر می‌کند (IWRI, 2008). این تحقیق در حوزه‌آبخیز تمر بعنوان یکی از زیرحوزه‌های آبخیز گرگانرود که بیشترین داده موثق را دارد انجام شد. حوزه آبخیز تمر در محدوده جغرافیایی ۳۰° ۵۵' تا ۳۷° ۳۷' شمالی و ۴۹° ۲۴' ۳۷' تا ۴۸° ۴۷' ۳۷' عرض شمالی واقع شده است. شکل (الف) حوزه‌آبخیز تمر و زیرحوزه‌های آن را نشان می‌دهد. بر اساس نقشه توپوگرافی و بازه‌های روندیابی، حوزه به ۷ زیرحوزه تقسیم شد (شکل ۱-ب). در خروجی حوزه مورد مطالعه ایستگاه آسنجی تمر وجود دارد. با توجه به وجود ایستگاه‌های بارانسنجی در داخل و اطراف حوزه (شکل ۱-الف)، میانگین بارش زیرحوزه‌ها برای هر رویداد بارش متناظر با سیل، از طریق روش پلی‌گون تیسن به دست می‌آید. جدول ۱ مشخصات کلی ایستگاه‌های هواشناسی اطراف و داخل حوزه و مشخصات کلی ایستگاه آب‌سنجی خروجی حوزه را نشان می‌دهد. از میان تمام وقایع سیل اندازه‌گیری شده در ایستگاه آسنجی، ۴ رویداد سیل دارای اطلاعات مطمئن‌تری می‌باشد و در این تحقیق استفاده شدند که مشخصات آنها در جدول ۲ آورده شده است. نقشه کاربری اراضی و همچنین نقشه بافت خاک منطقه تهیه و با بررسی میزان نفوذپذیری خاک، نقشه گروه‌های هیدرولوژیک خاک حوزه در محیط GIS تهیه شد (Natural Resources and Watershed Management Administration of Golestan, 2007).



(ب)

(الف)

شکل ۱- (الف) زیرحوزه‌ها و شبکه آبراهه‌های حوزه آبخیز تمر (ب) طرح شماتیک مدل حوزه در مدل HEC-HMS

جدول ۱- مشخصات کلی ایستگاه‌های هواشناسی اطراف و داخل حوزه و ایستگاه هیدرومتری خروجی حوزه

نام ایستگاه	مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌ها		
	طول (UTM)	عرض (UTM)	ارتفاع (متر)
تمر	۳۶۷۵۸۴	۴۱۵۰۵۰۴	۱۳۲
گلیداغ	۴۰۷۴۲۹	۴۱۶۵۳۴۱	۱۰۰۰
قویجیق	۳۷۵۲۲۴	۴۱۸۰۸۷۱	۵۰۰
قرناق	۳۸۶۸۹۲	۴۱۷۵۱۵۴	۵۰۰
قوچمز	۳۶۷۹۹۷	۴۱۳۹۸۹۸	۱۶۰
تنگراه	۳۹۰۲۸۸	۴۱۳۹۴۷۱	۳۳۰
پارک ملی گلستان	۳۹۳۵۶۸	۴۱۳۹۹۰۳	۴۶۰
تمر	۳۶۷۹۱۱	۴۱۴۹۶۸۳	۱۳۲

جدول ۲- مشخصات رویدادهای سیل مشاهداتی در حوزه تمر

رویداد	تاریخ رویداد	دوره	دبی اوج (مترمکعب بر ثانیه)	مقدار بارندگی (میلی متر)	مدت بارندگی (ساعت)
اول	۱۹ سپتامبر ۲۰۰۴	واسنجی	۱۲۸	۵۵	۲۰
دوم	۶ مه ۲۰۰۵	واسنجی	۲۹۹	۵۴	۳۰
سوم	۹ اگوست ۲۰۰۵	واسنجی	۷۸۳	۶۸	۱۹
چهارم	۸ اکتبر ۲۰۰۵	اعتباریابی	۱۲۰	۴۳	۱۳

مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS

مدل HEC-HMS (USACE, 2013) توسط مهندسين ارتش ایالات متحده تهیه شده و از انواع مدل‌های ریاضی کامپیوتری است که دارای قابلیت واسنجی و اعتباریابی پارامترها بوده و پس از اعتباریابی می‌توان آن را برای مدل‌سازی حوزه و پیش‌بینی اثر تغییر پارامترها به کار برد. در این تحقیق فرایند تبدیل بارش به رواناب در مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS 4.0 انجام شد. در مدل HEC-HMS شبیه‌سازی و محاسبه هیدروگراف در حوزه نیازمند معرفی مؤلفه‌های مدل حوزه، مدل اقلیمی، داده‌های سری زمانی و شاخص‌های کنترل می‌باشد. بدین منظور باید اطلاعات و خصوصیات فیزیکی حوزه شامل مساحت، شماره منحنی 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.

برای تخمین تلفات از روش شماره‌منحنی SCS، برای تبدیل بارش به رواناب از روش هیدروگراف کلارک و برای روندیابی جریان در مسیرها از روش ماسکینگام استفاده گردید. برای جداسازی آب پایه از طریق رسم خط مستقیم از نقطه شروع هیدروگراف تا شاخه پایین رونده استفاده شد. با توجه به اینکه این تحقیق بر روی وقایع تک رخداد انجام شد، در شبیه‌سازی وقایع تک رخداد، نقاط اطراف و منتهی به دبی اوج آبنمودهای سیلاب بیشتر حائز اهمیت هستند و لازم است که به خوبی پیش بینی شوند. بنابراین استفاده از روش‌های مختلف جداسازی آب پایه تأثیری بر روی پیش‌بینی این نقاط ندارد. پس از جداسازی آب پایه از دبی مشاهده‌ای، مدل در تمام زیرحوزه‌ها بدون آب پایه اجرا شد، چون تأثیر آن بر روی رویدادهای سیل ناچیز است (Mousavi et al., 2012; Kamali et al., 2013). روش SCS-CN شامل دو پارامتر شماره منحنی (CN) و تلفات اولیه (Ia) می‌باشد.

$$I_a = aS \quad (1)$$

$$S = \frac{25400 - 254CN}{CN} \quad (2)$$

در روابط فوق S حداکثر پتانسیل ذخیره حوزه به میلی‌متر، CN شماره منحنی متوسط حوزه و Ia تلفات اولیه به میلی‌متر و a ضریبی است که طبق گزارش SCS برابر با ۰/۲ می‌باشد. اما در تحقیقات

منظور ارزیابی تأثیرشان بر روی نتایج شبیه‌سازی روش DREAM_(ZS) در ارزیابی عدم قطعیت HEC-HMS انتخاب شدند.

$$L_1(\theta_i|O) = NS = 1 - \frac{\sigma_0^2}{\sigma_i^2} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^M (P_j(\theta_i) - O_j)^2}{\sum_{j=1}^M (O_j - \bar{O})^2} \quad (7)$$

$$L_2(\theta_i|O) = \exp\left(-\frac{MSE_i}{\min(MSE)}\right) \quad (8)$$

$$L_3(\theta_i|O) = \exp\left(-\frac{MSE_i}{2\sigma_0^2}\right) \quad (9)$$

$$L_4(\theta_i|O) = \prod_{j=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left(-\frac{(P_j(\theta_i) - O_j)^2}{2\sigma_0^2}\right) \quad (10)$$

$$L_5(\theta_i|O) = -\frac{M}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln \frac{\sigma_0^2 M}{1-R^2} - \frac{1}{2} (1-R^2) \times \sigma_0^{-2} \varepsilon_1(\theta_i)^2 - \frac{1}{2} \sigma_0^{-2} \times \sum_{j=1}^M \delta_j(\theta_i, R)^2 \quad (11)$$

که در همه معادلات ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) می‌باشد و θ_i دسته پارامتر i ام، $P_j(\theta_i)$ خروجی مدل (جریان شبیه‌سازی شده) تحت دسته پارامتر θ_i ، O جریان مشاهداتی، O_j مشاهده j ام، σ_0^2 واریانس خطاهای مدل که در این مطالعه برابر با واریانس مشاهدات فرض شده، \bar{O} مقدار میانگین مشاهدات (رابطه ۱۳)، MSE_i میانگین مربعات خطای پیش‌بینی مدل برای دسته پارامتر i ام (رابطه ۱۲)، $\min(MSE)$ مقدار حداقل MSE_i ، ضریب همبستگی مرتبه اول، $\delta_j(\theta, R)$ سری زمانی تصحیح شده خودهمبستگی مرتبه اول باقی مانده‌ها (رابطه ۱۶)، $\varepsilon(\theta)$ مقدار باقی مانده (رابطه ۱۴)، N تعداد دسته پارامترها و M تعداد مشاهدات است.

$$MSE_i = \frac{1}{M} \left(\sum_{j=1}^M (P_j(\theta_i) - O_j) \right)^2 \quad (12)$$

$$\bar{O} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M O_j \quad (13)$$

بردار باقی مانده‌ها از روی تفاوت بین $P(\theta)$ و O به دست می‌آید.

$$\varepsilon_j(\theta) = P_j(\theta) - O_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, M \quad (14)$$

هر چه باقی مانده‌ها به صفر نزدیک‌تر باشد مقادیر مشاهداتی بهتر شبیه‌سازی می‌شود. اگرچه به علت خطای داده‌های ورودی (بارندگی)، عدم کفایت ساختاری مدل، خطاها در اندازه‌گیری خروجی O_j و عدم قطعیت همبسته با انتخاب درست θ مقادیر باقی مانده صفر نخواهد شد. تطابق بهتر جریان مشاهداتی و شبیه‌سازی شده و نزدیک شدن مقدار باقی مانده‌ها به عدد صفر توسط تنظیم مقادیر پارامتر می‌باشد که به طور معمول عدم قطعیت داده‌های ورودی (بارندگی) و ساختاری مدل به عنوان منابع پتانسیل خطا در نظر گرفته نمی‌شود (Vrugt et al., 2008, 2009b) که برای کاربردهای دنیای واقعی واقع بینانه نیست. بنابراین توسعه یک روش استنباطی که همه منابع خطای مجزا و مناسب را مورد عمل قرار دهد بسیار مناسب است

مختلف مقادیر کمتر و بیشتر از آن هم گزارش شده است (Gao et al., 2012). این ضریب در رگبارهای مختلف یا در حوزه‌های مختلف متفاوت است (Baltas et al., 2007). سپس شماره منحنی متوسط وزنی زیرحوزه‌ها با تلفیق نقشه کاربری اراضی و گروه هیدرولوژیکی خاک و با استفاده از جدول تعیین شماره منحنی، بعنوان شماره منحنی اولیه به دست آمد (Mahdavi, 1999). در این تحقیق، CN معرفی شده به مدل برای تمام رویدادها با در نظر گرفتن میزان بارش ۵ روز قبل از رویدادهای سیل برابر با شرایط خاک در وضعیت رطوبت پیشین متوسط (AMC II) 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.

$$Tc = 1.67 \times \frac{(L \times 3.28)^{0.8} \times \left(\frac{1000}{CN} - 9\right)^{0.7}}{1900y^{0.5}} \quad (3)$$

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. مقدار ثابت منطقه‌ای (Cs) رابطه بین ضریب ذخیره (R) و زمان تمرکز (Tc) را نشان می‌دهد و به صورت زیر تعیین می‌شود (Straub, 2000):

$$Cs = \frac{R}{R+Tc} \quad (4)$$

دو پارامتر روش روندیابی ماسکینگام Xm و Km می‌باشد. Km زمان عبور موج در طول مسیر است. Xm پارامتری بی بعد است که مقدار آن با استفاده از داده‌های مقطع عرضی تخمین زده می‌شود.

$$Km = \frac{L}{3600.C} \quad (5)$$

$$Xm = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{Q}{B.S.C.L} \right) \quad (6)$$

که Km به ساعت، Q دبی به مترمکعب بر ثانیه، C سرعت موج به متر بر ثانیه، L طول بازه روندیابی به متر، B عرض بالای مقطع و S شیب طولی بستر بر حسب متر به متر می‌باشد (USACE, 2000; IWRI, 2008).

توابع درستنمایی

تابع درستنمایی توانایی مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS را برای برازش دقیق داده‌های مشاهده‌ای نشان می‌دهد. عملکرد هر دسته پارامتر در پیش بینی حالت‌های مدل توسط مقدار درستنمایی ارزیابی می‌شود (He et al., 2010). در این مطالعه ۳ تابع درستنمایی informal (L1 تا L3) و ۲ تابع درستنمایی formal (L4 تا L5) به

$$Y = E + e \quad (17)$$

که Y برداری متشکل از n مقدار داده جریان مشاهداتی، E بردار متناظر از مقادیر مورد انتظار و e بردار خطا یا باقی مانده‌های تصادفی است. خطاهای باقی مانده بوسیله تابع چگالی احتمال و برداری از پارامترها (η_e) مشخص می‌شوند. روش معمول این است که خطاها مستقل و هم توزیع با تابع چگالی احتمال گوسی با میانگین صفر و واریانس ثابت، $N(0, \sigma^2)$ ، فرض شوند.

اگر پارامترهای مدل تنها منبع عدم قطعیت در نظر گرفته شوند، توزیع پسین پارامتر $p(\eta|Y)$ از قضیه بیز تخمین زده می‌شود:

$$p(\eta|Y) = \frac{p(\eta)p(Y|\eta)}{p(Y)} \quad (18)$$

که $p(\eta)$ توزیع پیشین پارامترها و $p(Y|\eta)$ معادل با تابع درستنمایی $l(\eta|Y)$ می‌باشد. $p(Y)$ ثابت نرمال‌ساز و $\{\eta_h, \eta_e\}$ نشان‌دهنده پارامترها (شامل پارامترهای مدل هیدرولوژیکی η_h و پارامترهای مدل باقی مانده η_e) است. عدم قطعیت پارامتر با وجود داده مشاهده‌ای Y توسط pdf پسین پارامتر بیان می‌شود (Box and Tiao, 1992). با مشخص کردن pdf پیشین، برای محاسبه عدم قطعیت پارامتر پسین توسط روش‌های نمونه‌برداری (مثلاً روش نمونه‌برداری مونت کارلو تکراری از دسته پارامترها از فضای پارامتر پیشین یا روش شبیه‌سازی MCMC)، از تابع درستنمایی استفاده می‌شود. به منظور تخمین عدم قطعیت پارامتر، ۲۰ درصد آخر پارامترهای پسین مدل برای تولید خروجی‌های مدل استفاده شدند. معیار گلن-رابین برای بررسی همگرایی استفاده شد. سپس نتایج تجزیه و تحلیل شدند و بازه‌های اطمینان ۹۵ درصد با محاسبه چندک‌های ۲/۵ درصد پایینی و ۹۷/۵ درصد بالایی به دست آمد.

نمونه‌برداری مونت کارلو زنجیر مارکوف با الگوریتم DREAM_(ZS)

الگوریتم DREAM_(ZS) از الگوریتم‌های مبتنی بر مونت کارلو زنجیر مارکوف و برپایه نسخه اولیه الگوریتم DREAM بوده و در مورد برآورد توزیع پسین پارامترهای مدل‌های پیچیده غیرخطی و همچنین توزیع‌های چندنمایی بسیار کارا می‌باشد. جزئیات این الگوریتم توسط Vrugt et al. (2009a, b) ارائه گردید.

الگوریتم DREAM_(ZS) برای جستجوی مناسب تابع چگالی احتمال پسین تنها از ۳ تا ۵ زنجیر موازی استفاده می‌کند که موجب

(Vrugt et al., 2008). اگر فرض شود که مقدار خطاها در رابطه ۱۴ متقابلاً مستقل (غیرهمبسته) و دارای توزیع گوسی با واریانس خطای σ_0^2 باشد مقدار درستنمایی شکل رابطه ۱۰ (تابع درستنمایی L4) را می‌گیرد. استفاده از این فرمول مناسب بوده اما فرض خطاهای مستقل در مدل‌سازی هیدرولوژیکی واقع‌بینانه نمی‌باشد. باقی مانده‌های مدل‌های بارش-رواناب به علت عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل اغلب، خودهمبسته هستند (Laloy et al., 2010).

بنابراین می‌توان مدل خطای آماری مناسب‌تری را برای ناکارایی داده‌های ورودی (بارندگی) و ساختار مدل فرض کرد و همزمان با پارامترهای مدل هیدرولوژیکی در طول مدت واسنجی مدل، مجهولات این مدل‌ها را نیز تخمین زد. این روش تعداد پارامترهای تخمینی را افزایش می‌دهد. بنابراین برای حل این مسئله از نمونه‌برداری جدید (DREAM_(ZS)) که به روش کارتری به نمونه‌گیری از توزیع پسین با ابعاد پارامتری بالا می‌پردازد، استفاده می‌شود.

روشی که DREAM_(ZS) برای خطاهای همبسته به کار می‌برد، استفاده از خودرگرسیون مرتبه اول (AR-1) باقی مانده‌هاست:

$$\varepsilon_j = R\varepsilon_{j-1} + \delta_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, M \quad (15)$$

که در آن $\delta \sim N(0, \sigma_\delta^2)$ خطای باقی مانده با میانگین صفر و واریانس ثابت σ_δ^2 است. سری‌های زمانی تصحیح شده AR-1 از باقی مانده‌ها به صورت زیر است.

$$\delta_j(\theta, R) = \varepsilon_j(\theta) - R\varepsilon_{j-1}(\theta) \quad j = 1, 2, 3, \dots, M \quad (16)$$

مطابق با رابطه ۱۱ (تابع درستنمایی L5)، مدل AR-1 در درون فرمول لگاریتم تابع درستنمایی ترکیب می‌شود (Sorooshian and Dracup, 1980; Vrugt et al, 2009b). طرح خودرگرسیون مرتبه اول باقی مانده‌های خطا، خودهمبستگی زمانی باقی مانده‌ها را برطرف می‌کند. پارامتر R در این مدل همزمان با پارامترهای مدل هیدرولوژیکی (جدول ۳) در طول مدت واسنجی تخمین زده می‌شوند. محدوده عدم قطعیت پیشین پارامتر R (ضریب همبستگی) بین صفر و یک در نظر گرفته می‌شود (Schoups and Vrugt, 2010).

عدم قطعیت پارامتر

تجزیه و تحلیل ارائه شده به منظور به دست آوردن عدم قطعیت پارامتر بر پایه مدل رگرسیون غیرخطی زیر است:

(Gelman and Rubin, 1992) R محاسبه شده و جهت ساختن توزیع پسین پارامترها تنها از سری پارامترهایی استفاده می‌شود که به همگرایی رسیده باشند. برای همگرا شدن تمامی پارامترها، معیار همگرایی گلמן و رابین (R) برای همه پارامترها باید از ۱/۲ کمتر باشد ($R \leq 1.2$) (Vrugt et al., 2009a, b). سپس با استفاده از سری پارامترهای تولیدشده پس از رسیدن به همگرایی (۲۰ درصد آخر سری پارامترهای هر زنجیر)، توابع پسین پارامترهای مدل بارش-رواناب در مرحله واسنجی تهیه شدند. 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 (Vrugt et al., 2009b). روشی پرکاربرد برای به دست آوردن فواصل اطمینان ۹۵ درصد عدم قطعیت پیش‌بینی کل (شامل خطاهای اندازه‌گیری، ساختار مدل و پارامتر) که در این تحقیق هم از آن استفاده شد، اضافه کردن عبارت خطا به ۲۰ درصد آخر تمامی مقادیر شبیه‌سازی شده می‌باشد. این عبارت خطا به صورت توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار جذر میانگین مربعات خطای مربوط به بهترین شبیه‌سازی می‌باشد. سپس بازه‌های اطمینان ۹۵ درصد پیش‌بینی مدل با محاسبه چندک‌های ۲/۵ درصد پایینی و ۹۷/۵ درصد بالایی به دست می‌آید.

محدوده پارامترهای نمونه‌گیری

پارامترهای شماره منحنی (CN)، ضریب تلفات اولیه (a)، مقدار منطقه‌ای (Cs) (رابطه ۴) و پارامتر روندیابی Xm به‌عنوان پارامترهای واسنجی در نظر گرفته شدند و حدود و بازه‌های اولیه این پارامترها به الگوریتم عدم قطعیت DREAM(ZS) معرفی شدند. به طوری که در مورد شماره منحنی (CN) ± 15 درصد مقادیر شماره منحنی اولیه (شماره منحنی متوسط وزنی زیرحوزه‌ها) به‌عنوان حدود بالا و پایین مقادیر CN در نظر گرفته شدند. همچنین حدود تغییرات ضریب تلفات اولیه (a) بین ۰/۳۵ تا ۰/۴۵ انتخاب گردید. حدود تغییرات پارامتر روندیابی ماسکینگام (Xm) از صفر تا ۰/۵ است (Alizadeh, 2000) که در منطقه مورد مطالعه بین ۰/۲ تا ۰/۵ در نظر گرفته شد (Mousavi et al., 2012; Kamali et al., 2013). مقدار ثابت منطقه‌ای (Cs) نیز بین ۰/۲ تا ۰/۶۵ در نظر گرفته شد (Straub, 2000; Mousavi et al., 2012; Kamali et al., 2013).

بنابراین برای هر زیرحوزه سه پارامتر واسنجی در نظر گرفته شد که

افزایش سرعت همگرایی می‌شود. همچنین جهت افزایش تنوع نمونه‌های پیشنهادی در فرایند بهنگام‌سازی زنجیرها، ter Braak and Vrugt (2008) از جستجوگری بهنگام‌کننده (snooker updater) نیز استفاده کردند. ابتدا با استفاده از توزیع پیشین و روش نمونه‌گیری مربع لاتین (LHS)، جمعیت اولیه از بردار پارامترها θ^i ($i=1, \dots, N$) ایجاد گردید. پارامترها شامل پارامترهای مدل هیدرولوژیکی و پارامترهای مدل باقی مانده می‌باشند. سپس با استفاده از سری پارامتر انتخاب شده و محاسبه چگالی $\pi(\theta^i)$ برای هر زنجیر i ، مدل بارش-رواناب اجرا و توسط توابع درست‌نمایی مختلف (L1 تا L5) ارزیابی شد. در این جا هدف، یافتن مقادیری از بردار پارامتر است که تابع درست‌نمایی را بیشینه کند (Vrugt et al., 2008). در ادامه جهت بهنگام‌سازی زنجیرها، سری پارامترهای پیشنهادی (v^i) در هر زنجیر (i) تولید می‌شود:

$$v^i = \theta^i + (1 + e)\gamma(\delta, d') \sum_{j=1}^{\delta} (\theta^{r_1(j)} - \theta^{r_2(j)}) + \varepsilon \quad (19)$$

که در آن θ^i سری پارامتر زنجیر i در گام پیش (جمعیت اولیه)، $\theta^{r_1(j)}$ 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 ε عبارات تصادفی، γ مقدار جهش است که به مقادیر δ و d' بستگی داشته و بهترین تخمین آن با رابطه $\gamma = \frac{2.38}{\sqrt{2\delta d'}}$ بیان می‌شود (ter Braak, 2006). δ تعداد جفت زنجیر به کار رفته برای تولید سری پیشنهادی و d' تعداد پارامترهایی از زنجیر i ام بوده که مقدار آنها در سری پیشنهادی تغییر می‌یابد.

آن گاه بردار U با بعد $(d \times 1)$ (برابر تعداد پارامترها و $U \in [0, 1]$) به صورت تصادفی و با توزیع یکنواخت استاندارد تولید شده و سپس با استفاده از طرح زیر و با احتمال تلاقی CR ، هر جزء ($j=1, 2, \dots, d$) v_j^i با جایگزین می‌شود:

$$v_j^i = \begin{cases} \theta_j^i & \text{if } U \leq 1 - CR, d' = d' - 1 \\ v_j^i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

در ادامه با استفاده از تابع هدف و محاسبه احتمال پذیرش متروپولیس $\alpha(\theta^i, v^i)$ ، چگالی $\pi(v^i)$ محاسبه می‌شود:

$$\alpha(\theta^i, v^i) = \begin{cases} \min\left(\frac{\pi(v^i)}{\pi(\theta^i)}, 1\right) & \text{if } \pi(\theta^i) > 0 \\ 1 & \text{if } \pi(\theta^i) = 0 \end{cases} \quad (21)$$

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

برای هر پارامتر معیار همگرایی گلמן و رابین

(RMSE: رابطه ۲۲)، معیارهای کلینگ گوپتا^۲ (KGE: رابطه ۲۳) (Gupta et al., 2009) و ناش-ساتکلیف^۳ (NS: رابطه ۲۴) است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{esti} - y_{acti})^2}{n}} \quad (22)$$

$$KGE = 1 - \sqrt{(cc - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (23)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{esti} - y_{acti})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{acti} - \bar{y}_{acti})^2} \quad (24)$$

که در آن‌ها 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_{est} و y_{act} ، α نسبت انحراف معیار y_{est} بر انحراف معیار y_{act} و β نسبت میانگین y_{est} بر میانگین y_{act} می‌باشد. هر چه مقدار RMSE کمتر و مقادیر KGE و NS بیشتر و نزدیک به یک باشد عملکرد تابع درست‌نمایی بهتر است.

نتایج و بحث

توابع توزیع پسین پارامترها

مدل هیدرولوژیکی شامل ۲۴ پارامتر واسنجی برای کل حوزه است که مطابق با جدول ۳ شامل پارامترهای شماره‌منحنی (CN)، ضریب تلفات اولیه (a) و مقدار منطقه‌ای (Cs) و پارامتر روندیابی (Xm) می‌باشد. واسنجی و بررسی عدم قطعیت برای هر واقعه سیل به‌طور جداگانه صورت گرفت. پس از انجام عمل واسنجی برای رویدادهای سیل اول تا سوم (جدول ۲)، از رویداد سیل چهارم در مرحله صحت سنجی استفاده شد. طبق نتایج تحقیقات (Heidari et al. 2006) و Dotto et al. (2011) توزیع پسین هر پارامتر وابسته به سیلاب می‌باشد. در شبیه‌سازی سیلاب‌های تک رخداد، هر رویداد سیل دارای توزیع پارامتری مختص به خود می‌باشد (Pourreza-Bilondi et al., 2012). هر چند در مواردی تشابهاتی بین این توزیع‌ها در رخدادها با ویژگی‌های مشترک (نزدیک بودن شرایط رطوبتی به هم، مقادیر دبی اوج آب‌نمود و فصل وقوع رخداد) می‌توان یافت. مدل در مرحله صحت سنجی با در نظر گرفتن تمام توابع درست‌نمایی و با استفاده از ۲۰ درصد آخر سری پارامترهای سیلاب‌های دوره واسنجی که به همگرایی رسیده‌اند اجرا شد. با سعی و خطا مشخص شد که در مورد تمام توابع درست‌نمایی، توزیع‌های پسین پارامترهای رویداد سیل دوم دارای عدم قطعیت کمتر و حساسیت بیشتر بوده و از توزیع‌های پسین پارامترهای مربوط به این رویدادهای سیل در مرحله صحت‌سنجی استفاده گردید. از تعداد ۲۴ پارامتر مدل هیدرولوژیکی در مرحله صحت‌سنجی (جدول ۳)، تعداد ۲۱ پارامتر قابل شناسایی و حساس به‌منظور رسم توابع توزیع پسین و توزیع تجمعی پارامترها در نظر

شامل شماره‌منحنی (CN)، ضریب تلفات اولیه (a) و مقدار منطقه‌ای (Cs) می‌باشد که با در نظر گرفتن پارامتر روندیابی (Xm) برای ۳ بازه روندیابی، مدل هیدرولوژیکی برای کل حوزه شامل ۲۴ پارامتر است. حدود بالا و پایین (محدوده عدم قطعیت پیشین) پارامترهای مدل هیدرولوژیکی در هر زیرحوزه با فرض توزیع یکنواخت برای تمامی پارامترها در جدول ۳ ارائه شده‌است. 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 (جدول ۲).

جدول ۳- حدود بالا و پایین پارامترهای واسنجی

پارامتر	موقعیت	حد بالا	حد پایین
زیرحوزه ۱* (S1)		۸۹	۶۵
زیرحوزه ۲ (S2)		۹۳	۶۸
زیرحوزه ۳ (S3)		۹۳	۶۸
زیرحوزه ۴ (S4)		۹۰	۶۶
زیرحوزه ۵ (S5)		۸۷	۶۴
زیرحوزه ۶ (S6)		۹۳	۶۹
زیرحوزه ۷ (S7)		۹۶	۷۱
ضریب تلفات اولیه (a)	۷ زیرحوزه	۰/۴۵	۰/۰۳۵
مقدار منطقه‌ای (Cs)	۷ زیرحوزه	۰/۶۵	۰/۲
پارامتر روندیابی ماسکینگام (Xm)	۳ بازه روندیابی	۰/۵	۰/۲

* برای تعریف زیرحوزه‌ها، شکل (۱) را ببینید.

معیارهای ارزیابی روش DREAM_(ZS) با توابع مختلف درست‌نمایی

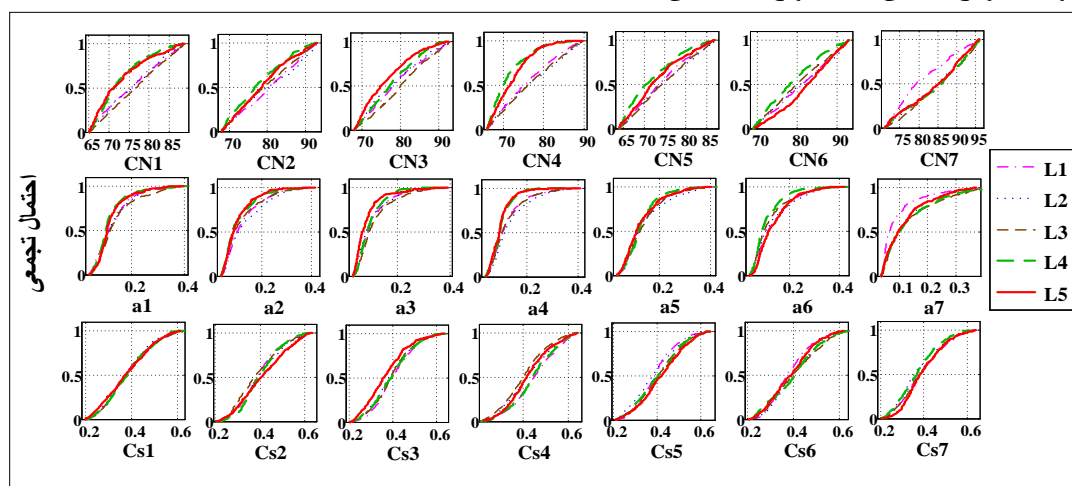
معیارهای مورد استفاده در این مقاله برای بررسی عدم قطعیت، فاکتور P (درصد قرارگیری داده اندازه‌گیری شده در محدوده بازه اطمینان ۹۵ درصد عدم قطعیت پیش‌بینی؛ 95PPU) و فاکتور R (میانگین ضخامت بازه 95PPU تقسیم بر انحراف استاندارد داده‌های اندازه‌گیری شده) می‌باشد. عملکرد بهتر روش DREAM_(ZS) مقدار R کمتر و مقدار P بزرگتر است (Abbaspour, 2011). بعلاوه در مورد هر سیلاب پس از اجرای مدل بارش-رواناب با الگوریتم عدم قطعیت، بهترین دسته مقادیر پارامتر که کمترین مقدار تابع هدف (حداکثر تابع درست‌نمایی) را دارد وارد مدل بارش-رواناب HEC-HMS شده و پس از اجرای مدل، آب‌نمود شبیه‌سازی شده حاصل از بهترین دسته پارامترها تولید و با آب‌نمود مشاهداتی مقایسه گردید. معیار مقایسه، شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا

گرفته شدند. پارامترهای روندیابی ($Xm1$, $Xm2$, $Xm3$; جدول ۳) دارای توزیع یکنواخت بوده و نسبت به توزیع یکنواخت پیشین تغییر معنی داری نداشتند (به علت افزایش تعداد صفحات مقاله نشان داده نشدند) که دلالت بر عدم قطعیت بالای این پارامترها دارند.

تقریباً مشابه هستند و این توابع درستنمایی تأثیر تقریباً مشابهی بر روی حساسیت پارامتر دارند. بنابراین تأثیر انتخاب این توابع درستنمایی بر روی پارامترها ناچیز می‌باشد.

نتایج حاصل از رسم توابع توزیع پسین پارامتر (شکل ۳) نشان داد که توزیع پسین بیشتر پارامترها برای توابع درستنمایی L1 تا L3 از نظر حدود پارامتر و شکل توزیع تا حد زیادی مشابه می‌باشد. بعلاوه در مورد توابع درستنمایی L4 و L5، توزیع پسین بیشتر پارامترها (از نظر محدوده پارامتر و شکل توزیع) از بقیه توابع درستنمایی متفاوت هستند. توزیع پسین برای بیشتر پارامترها توسط توابع درستنمایی L4 و L5 بهتر تعیین شده و دارای عدم قطعیت کمتری می‌باشند به طوری که توزیع‌های پسین بدست آمده توسط این توابع درستنمایی برای بیشتر پارامترها دارای توزیع تقریباً نرمال بوده و بعضی از آنها به سمت مقداری مشخص با احتمال (چگالی) بالا میل کرده و دامنه پسین آنها نسبت به دامنه اولیه کوچکتر شده‌است که نشان می‌دهد بیشتر پارامترها توسط تابع درستنمایی L4 و L5 بهتر تعیین می‌شوند و از عدم قطعیت کمتر و قابلیت تشخیص‌پذیری بیشتری برخوردارند. (Vrugt et al. (2009b) و Schoups and Vrugt (2010) نشان دادند که برای بیشتر پارامترها، عرض یا دامنه هیستوگرام‌های پارامتر پسین به دست آمده توسط تابع درست‌نمایی L4 (برپایه فرض‌های ذاتی SLS) و تابع درستنمایی L5 (برپایه طرح خودرگرسیون مرتبه اول، AR-1 باقی مانده‌ها) فقط یک ناحیه نسبتاً کوچکی را در مقایسه با توزیع‌های پیشین یکنواخت پوشش می‌دهند و بنابراین این پارامترها از عدم قطعیت کمتری برخوردارند.

برای نشان دادن حساسیت پارامترها نسبت به توابع درستنمایی مختلف، توزیع‌های تجمعی ۲۰ درصد آخری سری پارامترهای استفاده شده در مرحله صحت‌سنجی (در مورد تمام توابع درستنمایی پارامترهای رویداد سیل دوم) برای ۵ تابع درستنمایی رسم شدند. شکل ۲ نشان می‌دهد که تابع درستنمایی تأثیری زیادی بر روی حساسیت پارامترها دارد و حساسیت همه پارامترها در برابر توابع مختلف درستنمایی یکسان نیستند و به همین دلیل در مورد انتخاب توابع درستنمایی به علت اهمیت‌شان در مقادیر پارامتر باید دقت بیشتری نمود. (Alazzy et al. (2015) در بررسی توزیع تجمعی پارامترهای پسین مدل هیدرولوژیکی XAJ-RR برای توابع درستنمایی مختلف با استفاده از روش تخمین عدم قطعیت GLUE نیز نشان دادند که همه پارامترها دارای حساسیت یکسانی در برابر توابع مختلف درستنمایی نمی‌باشند. (Abebe et al. (2010) در بررسی توزیع تجمعی پارامترهای پسین مدل هیدرولوژیکی HBV در حوزه leaf می‌سی‌سی‌پی با تابع هدف ناش-ساتکلیف به این نتیجه رسیدند که پارامترهای مختلف از نظر قابلیت شناسایی و حساسیت متفاوتند. تقریباً برای بیشتر پارامترها به ویژه در مورد پارامتر شماره منحنی، تابع درستنمایی L4 و L5 (خط چین سبز و خط قرمز) تأثیر کاملاً متفاوتی نسبت به سایر توابع درستنمایی بر روی حساسیت پارامترها دارد. مقایسه توزیع تجمعی پارامترها نشان داد که برای بیشتر زیرحوزه‌ها، توزیع تجمعی تحت توابع درستنمایی L1 تا L3



شکل ۲- توزیع‌های تجمعی ۲۰ درصد آخری سری پارامترهای استفاده شده در مرحله صحت سنجی برای ۵ تابع درستنمایی

بررسی ضریب تغییرات پارامترها

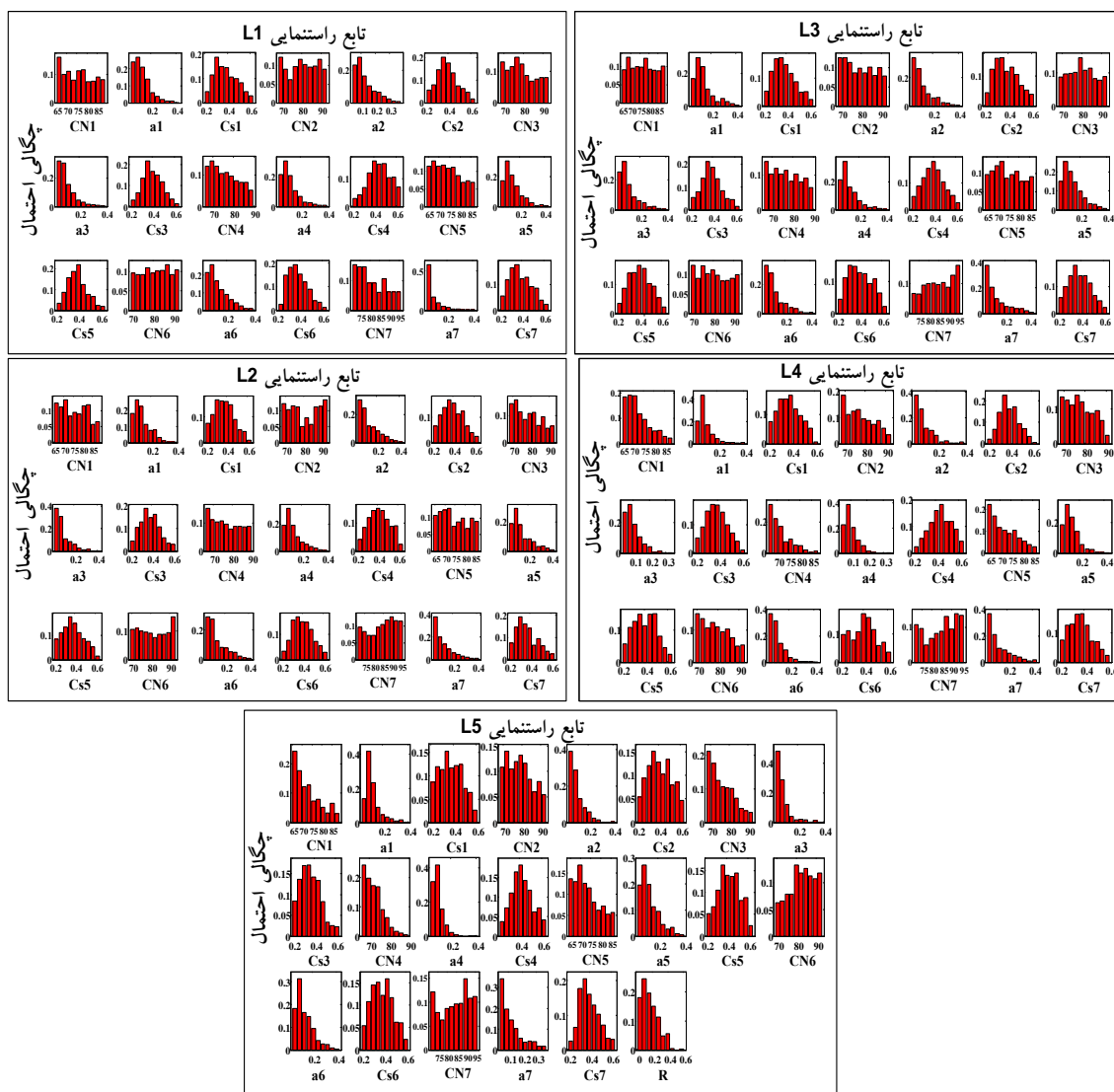
به منظور تعیین درجه حساسیت پارامترها از آماره ضریب تغییرات استفاده می‌گردد. ضریب تغییرات کمتر برای پارامتر نشان دهنده حساسیت بیشتر آن پارامتر می‌باشد (He et al., 2010; Pourreza-Bilondi et al., 2013; Shafiei et al., 2014; Alazzy et al., 2015). میانگین و ضریب تغییرات (CV) پارامترهای استفاده شده در مرحله صحت سنجی در جدول ۴ ارائه شده است. با مقایسه مقادیر پارامترها در توابع مختلف در دستنمایی در جدول ۴ مشخص می‌شود که در تابع در دستنمایی L4 و L5، ضریب تغییرات بیشتر پارامترها در مقایسه با سایر توابع در دستنمایی کوچکتر است که نشان می‌دهد بیشتر پارامترها با تابع در دستنمایی L4 و L5 بهتر تعیین شده و دارای عدم قطعیت کمتر، حساسیت بیشتر و قابلیت تشخیص پذیری بالاتری می‌باشد. این نتیجه در تأیید شکل ۳ مربوط به شکل توابع توزیع پسین این پارامترها است. نتایج نشان می‌دهد که در مورد بیشتر پارامترهای مدل بارش-رواناب با توجه به بالا بودن ضریب تغییرات، عملکرد مدل نسبت به تابع در دستنمایی L2 از حساسیت و قابلیت تشخیص پذیری کمتر و عدم قطعیت بیشتر برخوردار است. مطابق جدول ۴ مقادیر پایین ضریب تغییرات برای پارامتر CN (شماره منحنی؛ کمتر از ۱۰ درصد) در تمامی سیلاب‌ها، نشان دهنده این است که دامنه تغییرات پارامترها نسبت به محدوده اولیه پارامترها کوچکتر شده و این پارامتر به عنوان حساس‌ترین پارامتر به حساب می‌آید. (Xiao et al., 2011) و Rafiei Sardoii et al. (2012) هم در تحقیق خود به این نتیجه دست یافتند. این پارامتر در حداکثر پتانسیل ذخیره حوضه و به تبع آن در میزان رواناب حوضه نقش داشته و لزوم دقت در برآورد آن را می‌طلبد. همچنین ماتریس همبستگی بین پارامترها (به علت افزایش تعداد صفحات مقاله نشان داده نشده) نشان داد که همبستگی بسیار ضعیفی بین پارامترها در مورد تمام توابع در دستنمایی وجود دارد و این منطبق با نتایج تحقیق (Vrugt et al., 2003, 2008) است، هرچند که بین پارامترهای CN و a در تمام زیرحوضه‌ها و در همه رویدادهای سیل همبستگی پسین بالایی حدود ۰/۸ وجود دارد که نشان می‌دهد یکی از این دو پارامتر می‌تواند در این حوضه ثابت در نظر گرفته شده و وارد واسنجی نگردد. (Schoups and Vrugt (2010) هم در تحقیق خود همبستگی بالایی بین پارامتر حداکثر نرخ نفوذ با پارامترهای تبخیر و رواناب در مدل بارش رواناب مفهومی یکپارچه بر پایه سیستم مدل‌سازی FLEX پیدا کردند. همچنین Vrugt et al. (2003) همبستگی بالایی بین پارامترهای حداکثر

ذخیره حوضه و تغییرپذیری مکانی ذخیره رطوبت خاک در مدل بارش رواناب مفهومی HYMOD گزارش دادند.

نتایج حاصل از بررسی توابع پسین پارامترها و ضریب تغییرات پارامترها نشان داد که تابع در دستنمایی L4 و L5 بطور نسبی تأثیر بزرگتری روی نتایج پایانی تجزیه و تحلیل عدم قطعیت پارامتر نسبت به سایر توابع در دستنمایی مورد استفاده در این تحقیق را دارد.

بازه‌های عدم اطمینان پیش بینی مدل

شکل ۴ بازه‌های عدم اطمینان ۹۵٪ پیش‌بینی مدل HEC-HMS تخمین زده شده توسط الگوریتم DREAM_(ZS) را برای ۵ تابع در دستنمایی و سه سیلاب دوره واسنجی و یک سیلاب دوره اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. مطابق شکل، حدود ۹۵٪ عدم قطعیت کل پیش‌بینی، بیشتر جریان مشاهده‌ای را در طول دوره دربر می‌گیرند اما نسبتاً بزرگ هستند که نشان دهنده بالا بودن سهم عدم قطعیت مربوط به داده‌های اندازه‌گیری شده و همچنین ساختار مدل می‌باشد. بعلاوه ناحیه تیره (مربوط به عدم قطعیت پارامتر) داده جریان مشاهده‌ای را در کل دوره دربر نمی‌گیرد که نشان دهنده عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل می‌باشد. بنابراین به منظور دستیابی به پیش‌بینی دقیق‌تر لازم است اندازه‌گیری مشاهدات و ساختار مدل بهبود یابد (Laloy et al., 2010). همچنین می‌توان از روش استنباطی استفاده کرد که نقش خطای ساختار مدل و داده‌های ورودی (بارندگی) را هم در نظر بگیرد. همان‌طور که گفته شد یک روش تخمین عدم قطعیت پارامتر استفاده از آماره بیزی مرتبط با نمونه‌برداری مونت کارلو می‌باشد (Vrugt et al., 2009b). به طوری که در آن فرض می‌شود که خطاهای باقی مانده مستقل و دارای توزیع گوسی با واریانس ثابت باشند (تابع در دستنمایی L4) که این تابع رابطه بین برازش سنتی حداقل مربعات (SLS) و استنباط بیزی را روشن می‌کند (Vrugt and Sadegh, 2013). استفاده از تابع L4 مناسب است اما فرض خطاهای مستقل در مدل‌سازی هیدرولوژیکی مخصوصاً در سری‌های زمانی باقی‌مانده‌ها واقع‌بینانه نیست، هرچند در این تحقیق از رویدادهای سیل و وقایع تک‌رخداد استفاده شد. باقی‌مانده‌های مدل‌های بارش-رواناب به علت عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل اغلب، خودهمبسته هستند.



شکل ۳- توزیع‌های احتمالاتی پسین پارامترهای مدل هیدرولوژیکی مربوط به همه توابع درستنمایی و پارامتر R (ضریب همبستگی مربوط به تابع درستنمایی L5)

دارند. هر چند که محققانی مانند (Schoups and Vrugt, 2010) وجود خودهمبستگی در باقی مانده‌ها را در داده‌های سری‌های زمانی طولانی اثبات کرده‌اند، باقی‌مانده‌های وقایع تک‌رخداد و رویدادهای سیل مورد استفاده در این تحقیق خودهمبستگی زیادی را از خود نشان نمی‌دهند.

بازه‌های عدم اطمینان پیش‌بینی مدل

شکل ۴ بازه‌های عدم اطمینان ۹۵٪ پیش‌بینی مدل HEC-HMS تخمین‌زده شده توسط الگوریتم DREAM_(ZS) را برای ۵ تابع

بنابراین به نظر می‌رسد که روشی مناسب برای خطاهای غیر مستقل (همبسته) استفاده از طرح خودرگرسیون مرتبه اول (AR-1) باقی‌مانده‌هاست (تابع درستنمایی L5). فرمول AR-1 به وضوح برای خودهمبستگی در باقی مانده‌ها و بنابراین تأثیر خطای ساختاری مدل به کار می‌رود (Vrugt et al., 2009b). پس از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی L5 هیستوگرام توزیع پسین متناظر با پارامتر ضریب خودهمبستگی باقی مانده‌ها (R) بدست آمد که دارای بیشترین فراوانی در محدوده ۰/۲ می‌باشد (شکل ۳) که با توجه به ضریب خودهمبستگی کم بین باقی مانده‌ها، نتایج حاصل از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی L4 و L5 تا حد زیادی به همدیگر شباهت

جدول ۴- خصوصیات آماری (میانگین و ضریب تغییرات-حسب درصد) توزیع پسین پارامترهای گرفته شده از اجرای الگوریتم

DREAM(zs)

تابع درستنمایی

L5		L4		L3		L2		L1		پارامتر
ضریب تغییرات	میانگین	ضریب تغییرات	میانگین	ضریب تغییرات	میانگین	ضریب تغییرات	میانگین	ضریب تغییرات	میانگین	
۸/۷۹	۷۲/۹۷	۷/۹۲	۷۲/۸۰	۸/۸۹	۷۶/۷۴	۸/۹۲	۷۵/۸۶	۹/۳۵	۷۵/۸۱	CN1
۸/۵۸	۷۸/۹۱	۸/۶۵	۷۷/۷۹	۹/۱۹	۷۹/۵۲	۹/۷۸	۸۰/۵۳	۹/۰۳	۸۰/۵۷	CN2
۸/۱۹	۷۶/۴۱	۷/۸۴	۷۷/۸۷	۸/۴۷	۸۰/۳۰	۸/۹۷	۷۸/۵۰	۸/۸۱	۷۹/۰۶	CN3
۶/۳۵	۷۲/۳۳	۶/۵۴	۷۱/۴۳	۸/۸۸	۷۶/۸۴	۹/۳۰	۷۶/۹۲	۸/۶۰	۷۶/۰۵	CN4
۸/۵۰	۷۳/۱۳	۸/۴۳	۷۱/۹۷	۸/۶۱	۷۴/۸۷	۸/۹۴	۷۴/۸۱	۸/۵۲	۷۴/۱۸	CN5
۷/۷۹	۸۲/۳۱	۸/۳۳	۷۸/۹۸	۸/۶۰	۸۰/۴۵	۸/۹۵	۸۱/۲۲	۸/۴۵	۸۱/۲۲	CN6
۸/۷۶	۸۴/۲۸	۸/۹۲	۸۴/۷۱	۸/۴۱	۸۵/۱۰	۸/۴۸	۸۴/۵۲	۸/۷۹	۸۱/۱۸	CN7
۴۹/۰۵	۰/۱۲	۵۲/۶۶	۰/۱۲	۵۵/۲۱	۰/۱۴	۴۸/۸۱	۰/۱۳	۵۳/۴۲	۰/۱۳	a1
۵۵/۹۰	۰/۱۱	۶۱/۲۴	۰/۱۱	۶۲/۴۰	۰/۱۲	۶۰/۴۷	۰/۱۴	۵۵/۸۵	۰/۱۳	a2
۶۵/۸۸	۰/۰۹	۴۸/۹۸	۰/۱۰	۶۰/۵۲	۰/۱۲	۶۴/۵۶	۰/۱۰	۵۷/۶۴	۰/۱۱	a3
۴۳/۱۸	۰/۱۰	۴۱/۰۴	۰/۱۰	۵۴/۱۶	۰/۱۳	۵۳/۰۳	۰/۱۴	۵۳/۶۳	۰/۱۲	a4
۵۴/۰۸	۰/۱۳	۴۶/۸۵	۰/۱۳	۵۱/۴۷	۰/۱۴	۵۷/۸۱	۰/۱۵	۴۹/۵۱	۰/۱۴	a5
۵۱/۴۸	۰/۱۴	۵۵/۴۶	۰/۱۱	۶۱/۱۳	۰/۱۲	۶۱/۹۲	۰/۱۳	۵۵/۵۰	۰/۱۳	a6
۶۴/۸۰	۰/۱۲	۶۹/۵۳	۰/۱۳	۷۰/۱۲	۰/۱۳	۶۵/۹۴	۰/۱۲	۷۶/۰۲	۰/۱۰	a7
۲۶/۷۲	۰/۳۸	۲۴/۴۴	۰/۳۹	۲۵/۱۶	۰/۳۹	۲۴/۷۸	۰/۳۸	۲۵/۵۹	۰/۳۸	Cs1
۲۵/۵۴	۰/۴۱	۲۱/۱۸	۰/۴۰	۲۵/۳۲	۰/۳۹	۲۴/۴۶	۰/۴۰	۲۳/۲۸	۰/۳۹	Cs2
۲۵/۵۱	۰/۳۷	۲۳/۲۷	۰/۳۹	۲۲/۵۰	۰/۳۹	۲۳/۵۸	۰/۳۹	۲۱/۶۰	۰/۴۰	Cs3
۲۲/۵۵	۰/۴۲	۲۱/۶۹	۰/۴۴	۲۳/۹۸	۰/۴۰	۲۴/۱۳	۰/۴۲	۲۲/۴۱	۰/۴۵	Cs4
۲۳/۹۶	۰/۴۲	۲۴/۶۰	۰/۴۱	۲۴/۰۰	۰/۴۱	۲۶/۱۰	۰/۳۹	۲۱/۷۲	۰/۴۰	Cs5
۲۴/۴۶	۰/۳۹	۲۶/۱۹	۰/۴۰	۲۵/۴۹	۰/۴۱	۲۳/۴۹	۰/۴۱	۲۲/۷۷	۰/۳۹	Cs6
۲۲/۹۶	۰/۴۰	۲۴/۷۶	۰/۳۷	۲۴/۷۹	۰/۳۹	۲۶/۶۷	۰/۳۷	۲۵/۶۳	۰/۳۹	Cs7

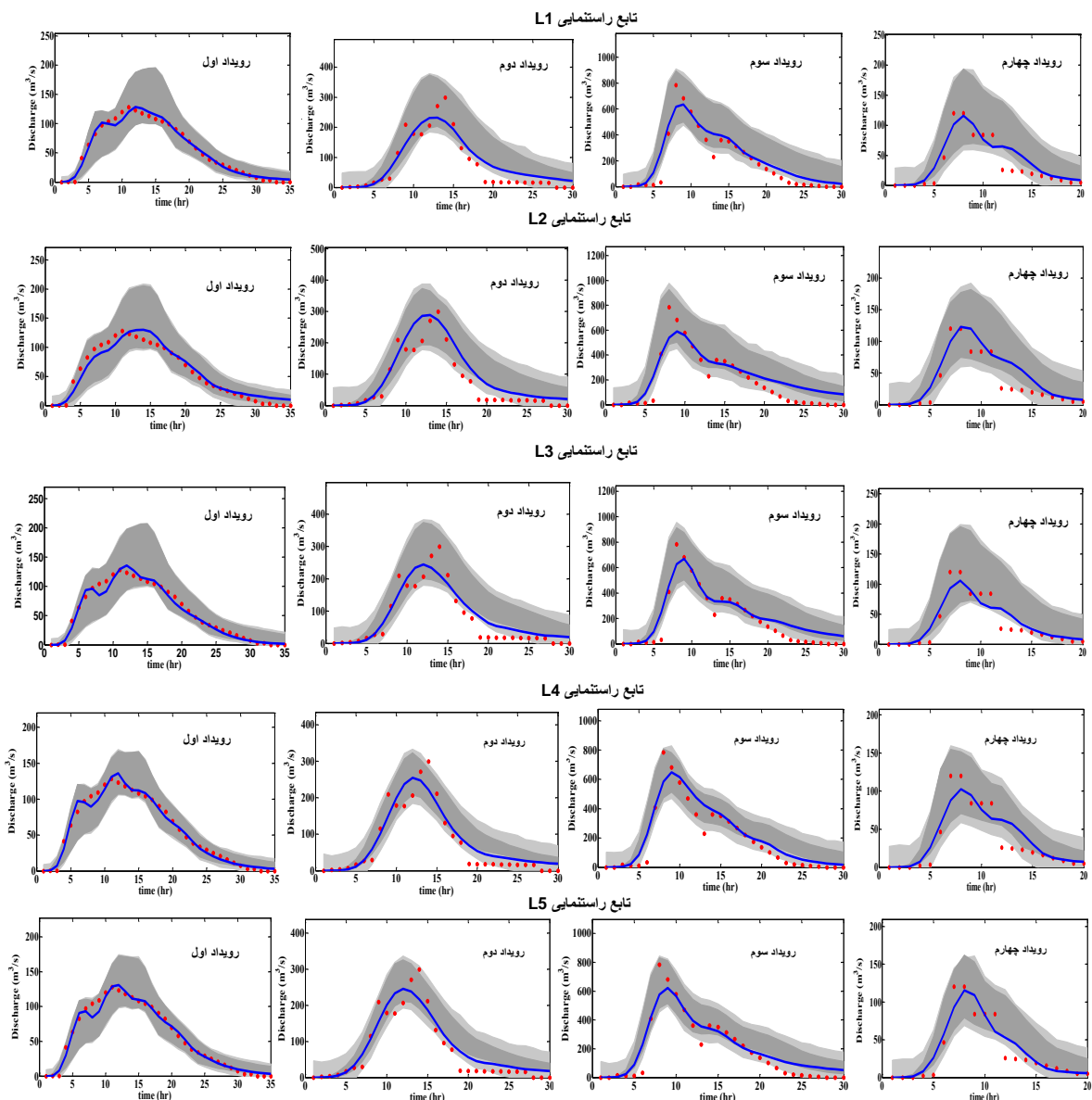
دارای توزیع گوسی با واریانس ثابت باشند (تابع درستنمایی L4) که این تابع رابطه بین برازش سنتی حداقل مربعات (SLS) و استنباط بیزی را روشن می‌کند (Vrugt and Sadegh, 2013). استفاده از تابع L4 مناسب است اما فرض خطاهای مستقل در مدل‌سازی هیدرولوژیکی مخصوصاً در سری‌های زمانی باقی‌مانده‌ها واقع‌بینانه نیست، هرچند در این تحقیق از رویدادهای سیل و وقایع تک‌رخداد استفاده شد. باقی‌مانده‌های مدل‌های بارش-رواناب به‌علت عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختارمدل اغلب، خودهمبسته هستند. بنابراین به نظر می‌رسد که روشی مناسب برای خطاهای غیر مستقل (همبسته) استفاده از طرح خودرگرسیون مرتبه اول (AR-1) باقی‌مانده‌هاست (تابع درستنمایی L5). فرمول AR-1 به وضوح برای خودهمبستگی در باقی‌مانده‌ها و بنابراین تأثیر خطای ساختاری مدل به‌کار می‌رود (Vrugt et al., 2009b). پس از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی L5 هیستوگرام توزیع پسین متناظر با پارامتر ضریب خودهمبستگی باقی‌مانده‌ها (R) بدست آمد که دارای

درستنمایی و سه سیلاب دوره واسنجی و یک سیلاب دوره اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. مطابق شکل، حدود ۹۵٪ عدم قطعیت کل پیش‌بینی، بیشتر جریان مشاهده‌ای را در طول دوره دربر می‌گیرند اما نسبتاً بزرگ هستند که نشان‌دهنده بالا بودن سهم عدم قطعیت مربوط به داده‌های اندازه‌گیری شده و همچنین ساختار مدل می‌باشد. بعلاوه ناحیه تیره (مربوط به عدم قطعیت پارامتر) داده جریان مشاهده‌ای را در کل دوره در بر نمی‌گیرد که نشان‌دهنده عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل می‌باشد. بنابراین به‌منظور دستیابی به پیش‌بینی دقیق‌تر لازم است اندازه‌گیری مشاهدات و ساختار مدل بهبود یابد (Laloy et al., 2010). همچنین می‌توان از روش استنباطی استفاده کرد که نقش خطای ساختار مدل و داده‌های ورودی (بارندگی) را هم در نظر بگیرد. همان‌طور که گفته شد یک روش تخمین عدم قطعیت پارامتر استفاده از آماره بیزی مرتبط با نمونه‌برداری مونت کارلو می‌باشد (Vrugt et al., 2009b). به‌طوری‌که در آن فرض می‌شود که خطاهای باقی‌مانده مستقل و

ارزیابی عملکرد روش DREAM_(ZS) با توابع درستنمایی

برای ۵ تابع درستنمایی مقدار فاکتور P و فاکتور R (معیارهای ارزیابی روش عدم قطعیت) مربوط به عدم قطعیت کل و عدم قطعیت پارامتر به دست آمد. مطابق شکل ۵ در مورد ۵ تابع درستنمایی، مقدار فاکتور P مربوط به عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل نشان می دهد که برای توابع درستنمایی مختلف، حدود ۲۵ تا ۸۰ درصد داده های مشاهداتی در محدوده ۹۵٪ عدم قطعیت پارامتر و حدود ۷۵ تا ۱۰۰ درصد داده های مشاهداتی در محدوده ۹۵٪ عدم قطعیت کل پیش بینی قرار می گیرند.

بیشترین فراوانی در محدوده ۰/۲ می باشد (شکل ۳) که با توجه به ضریب خودهمبستگی کم بین باقی مانده ها، نتایج حاصل از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی L4 و L5 تا حد زیادی به همدیگر شباهت دارند. هر چند که محققانی مانند Schoups and Vrugt (2010) وجود خودهمبستگی در باقی مانده ها را در داده های سری های زمانی طولانی اثبات کرده اند، باقی مانده های وقایع تک رخداد و رویدادهای سیل مورد استفاده در این تحقیق خودهمبستگی زیادی را از خود نشان نمی دهند.



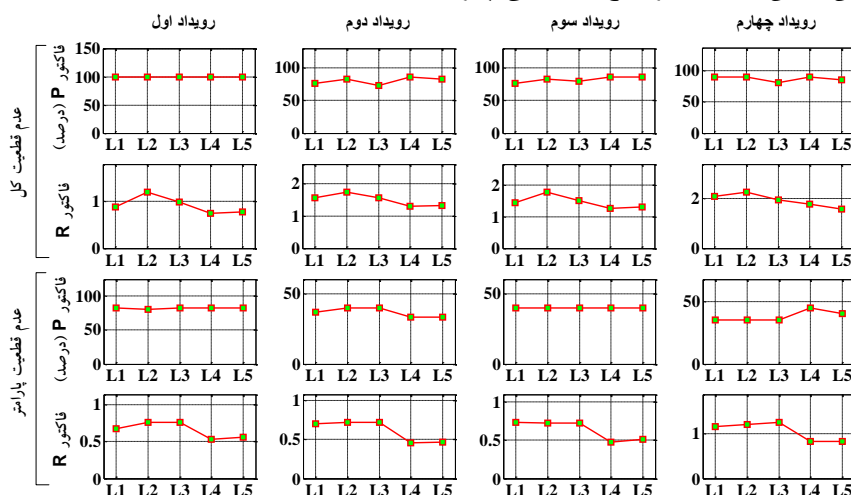
شکل ۴- دبی مشاهداتی (نقاط دایره ای شکل)، بهترین شبیه سازی (حداکثر درستنمایی) (خطوط پیوسته آبی رنگ)، محدوده ۹۵ درصد عدم قطعیت پیش بینی مدل مربوط به خطای پارامتر (ناحیه سایه خورده تیره) و خطای کل (ناحیه سایه خورده روشن)

می‌گردد. با بررسی شاخص‌های آماری RMSE، KGE و NS مربوط به ۴ سیلاب و ۵ تابع در دستنمایی مشخص شد که تابع در دستنمایی L4 و L5 بهترین عملکرد را نشان می‌دهند.

نتیجه‌گیری

تابع در دستنمایی باید بتواند به روشنی سهم و نقش منابع خطای جداگانه (پارامتر، ساختار مدل و داده‌های ورودی) را در تعیین باقی مانده‌های خطا تشخیص دهد. باقی‌مانده‌های مدل‌های بارش-رواناب به علت عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل اغلب خودهمبسته هستند. طرح خودرگرسیون مرتبه اول باقی مانده‌های خطا، خودهمبستگی زمانی باقی مانده‌ها را برطرف می‌کند. در تحقیق حاضر، تأثیر سه تابع در دستنمایی (L1 تا L3) و دو تابع در دستنمایی (L4 تا L5) formal به منظور تخمین پارامترهای مدل هیدرولوژیکی (HEC-HMS) تحت روش DREAM_(ZS) ارزیابی

مقدار کم فاکتور P مربوط به عدم قطعیت پارامتر به علت بالا بودن سهم خطای ناشی از خطاهای داده‌های ورودی و ساختار مدل می‌باشد که با بهبود داده‌های اندازه‌گیری و ساختار مدل می‌توان بر دقت شبیه‌سازی افزود. شکل ۵ به وضوح نشان می‌دهد که مقادیر فاکتور R مربوط به بازه عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل در توابع در دستنمایی L1 تا L3 مقادیر بالاتری هستند و از این رو این توابع عملکرد خوبی را نشان نمی‌دهند. کمترین مقدار فاکتور R مربوط به بازه عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل در مورد تمامی سیلاب‌ها مربوط به توابع در دستنمایی L4 و L5 است. نتایج نشان داد که توابع در دستنمایی L4 و L5 عملکرد بهتری را نشان می‌دهند. مقایسه توابع مختلف در دستنمایی با استفاده از شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE، رابطه ۲۲)، معیارهای کلینگ گوپتا (KGE، رابطه ۲۳) و ناش-سانتکلیف (NS، رابطه ۲۴) انجام شد. کمینه شدن مقدار RMSE و بیشینه شدن مقادیر KGE و NS مورد هدف بوده و بنابراین در این راستا عملکرد تابع در دستنمایی بهتر



شکل ۵- مقادیر معیارهای ارزیابی ناشی از توابع در دستنمایی مختلف برای سیلاب‌های دوره‌های واسنجی و اعتباریابی

جدول ۵- مقایسه توابع مختلف در دستنمایی با استفاده از شاخص‌های آماری

رویداد												تابع در دستنمایی
۴			۳			۲			۱			
NS	KGE	RMSE	NS	KGE	RMSE	NS	KGE	RMSE	NS	KGE	RMSE	
۰/۸۴	۰/۷۰	۱۴/۶۶	۰/۹۲	۰/۸۰	۵۲/۸۰	۰/۸۹	۰/۷۴	۲۵/۱۶	۰/۹۹	۰/۹۷	۴/۷۰	L1
۰/۷۸	۰/۵۸	۱۶/۹۸	۰/۸۵	۰/۵۸	۷۰/۹۸	۰/۸۶	۰/۵۷	۲۸/۸۳	۰/۹۶	۰/۹۰	۸/۵۴	L2
۰/۸۸	۰/۷۹	۱۲/۴۷	۰/۹۰	۰/۶۸	۵۶/۷۵	۰/۸۹	۰/۷۵	۲۵/۰۶	۰/۹۹	۰/۹۸	۵/۴۳	L3
۰/۸۸	۰/۷۹	۱۴/۰۷	۰/۹۲	۰/۸۲	۵۲/۱۰	۰/۹۱	۰/۷۸	۲۲/۸۷	۰/۹۹	۰/۹۹	۴/۷۰	L4
۰/۹۰	۰/۸۴	۱۱/۷۰	۰/۹۲	۰/۷۵	۵۲/۸۰	۰/۹۱	۰/۷۷	۲۳/۲۴	۰/۹۹	۰/۹۸	۴/۷۰	L5

خودهمبستگی باقی مانده‌ها (R) بدست آمد که دارای بیشترین فراوانی در محدوده $0/2$ می‌باشد که با توجه به ضریب خودهمبستگی کم بین باقی مانده‌ها، نتایج حاصل از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی $L4$ و $L5$ تا حد زیادی به همدیگر شباهت دارند. مقادیر فاکتور R مربوط به بازه عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل در توابع درستنمایی $L1$ تا $L3$ مقادیر بالاتری هستند و از این رو این توابع عملکرد خوبی را نشان نمی‌دهند. کمترین مقدار فاکتور R مربوط به بازه عدم قطعیت پارامتر و عدم قطعیت کل در مورد تمامی سیلاب‌ها مربوط به توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ است و این توابع درستنمایی عملکرد بهتری را نشان می‌دهند. با بررسی شاخص‌های آماری $RMSE$ ، KGE و NS مربوط به 4 سیلاب و 5 تابع درستنمایی مشخص شد که توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ بهترین عملکرد را نشان می‌دهند.

در این تحقیق از خطای داده مشاهده‌ای (بارندگی) که خطای غالب حوزه‌های آبخیز به علت تغییرپذیری مکانی و زمانی می‌باشد، استفاده نشد. پیشنهاد می‌گردد که در تحقیق بعدی در تخمین عدم قطعیت مدل شبیه‌سازی سیلاب HEC-HMS با استفاده از $DREAM_{(ZS)}$ خطای داده مشاهده‌ای (بارندگی) را هم در نظر گرفت، چون غفلت از عدم قطعیت داده‌های ورودی در واسنجی بر ساختار عدم قطعیت پارامتر و حدود اطمینان پارامتر اثر گذاشته و موجب انحراف از پیش‌بینی‌های دقیق مدل می‌شود (Kavetski et al., 2006). بعلاوه در تحقیقات آینده به منظور ارزیابی دقیق‌تر خطاهای ساختاری مدل، می‌توان یک روش استنباطی بکار برد که به وضوح نقش خطاهای داده‌های بارندگی و اندازه‌گیری خروجی را در نظر بگیرد.

پی‌نوشت‌ها

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

۷- مراجع

- Abbaspour KC (2011) User manual for SWAT-CUP4. SWAT calibration and uncertainty Programs, Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, Eawag, Duebendorf, Switzerland, 103p
- Abebe NA, Ogden FL, Pradhan NR (2010) Sensitivity and uncertainty analysis of the conceptual HBV

شد. تابع درستنمایی $L1$ ، راندمان ناش ساتکلیف (NS) می‌باشد. تابع درستنمایی $L2$ از حداقل میانگین مربعات خطا و تابع درستنمایی $L3$ از واریانس خطای تخمین مدل استفاده می‌کند. تابع درستنمایی $L4$ ارتباط بین برآزش حداقل مربعات سستی و استنباط بیزی را مشخص می‌کند. در تابع درستنمایی $L5$ وابستگی پیاپی خطاهای باقی‌مانده با استفاده از مدل خودرگرسیون مرتبه اول باقی‌مانده‌های خطا (AR) محاسبه می‌شود. نتایج توزیع تجمعی پارامترها نشان داد که انتخاب تابع درستنمایی می‌تواند به‌طور مستقیم بر تجزیه و تحلیل عدم قطعیت پارامتر با استفاده از روش $DREAM_{(ZS)}$ اثر می‌گذارد. بعلاوه تابع درستنمایی تأثیر زیادی روی حساسیت پارامترها داشته و همه پارامترها دارای حساسیت یکسانی در برابر توابع مختلف درستنمایی نمی‌باشند. برای بیشتر پارامترها به‌ویژه در مورد پارامتر شماره منحنی، توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ ، تأثیر کاملاً متفاوتی نسبت به سایر توابع درستنمایی بر روی حساسیت پارامترها دارد. نتایج حاصل از رسم توابع توزیع پسین پارامتر نشان داد که توزیع پسین بیشتر پارامترها برای توابع درستنمایی $L1$ تا $L3$ از نظر حدود پارامتر و شکل توزیع تا حد زیادی مشابه می‌باشد. توزیع پسین برای بیشتر پارامترها توسط توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ بهتر تعیین شده و از عدم قطعیت کمتر و قابلیت تشخیص‌پذیری بیشتری برخوردارند. در توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ ، ضریب تغییرات بیشتر پارامترها در مقایسه با سایر توابع درستنمایی کوچکتر است که نشان می‌دهد بیشتر پارامترها با توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ بهتر تعیین شده و دارای عدم قطعیت کمتر، حساسیت بیشتر و قابلیت تشخیص‌پذیری بالاتری می‌باشند. حدود 95% عدم قطعیت کل پیش‌بینی، بیشتر جریان مشاهده‌ای را در طول دوره در بر می‌گیرد اما نسبتاً بزرگ هستند که نشان‌دهنده بالا بودن سهم عدم قطعیت مربوط به داده‌های اندازه‌گیری شده و همچنین ساختار مدل می‌باشد. بعلاوه ناحیه تیره (مربوط به عدم قطعیت پارامتر) داده جریان مشاهده‌ای را در کل دوره دربر نمی‌گیرد که نشان دهنده عدم قطعیت داده‌های مشاهداتی و نارسایی ساختار مدل می‌باشد. بنابراین به منظور دستیابی به پیش‌بینی دقیق‌تر لازم است اندازه‌گیری مشاهدات و ساختار مدل بهبود یابد. نتایج نشان داد که در صورت استفاده از آماره بیزی مرتبط با SLS و با فرض اینکه خطاهای اندازه‌گیری مستقل و دارای توزیع گوسی و با واریانس ثابت هستند (تابع درستنمایی $L4$) و استفاده از طرح خودرگرسیون مرتبه اول (تابع درستنمایی $L5$) توابع درستنمایی $L4$ و $L5$ بهتر از توابع دیگر درستنمایی عمل می‌کنند. پس از اجرای مدل توسط تابع درستنمایی $L5$ هیستوگرام توزیع پسین متناظر با پارامتر ضریب

- methodology. *The Science of the Total Environment* 408(1):138–145
- Gao GY, Fu BJ, Lu YH, Liu Y, Wang S, Zhou J (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(7):2347–2364
- Gelman A, Rubin DB (1992) Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science* 7(4):457–472
- Gupta HV, Kling H, Yilmaz KK, Martinez GF (2009) Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modeling. *Journal of Hydrology* 377(1):80–91
- He J, Jones JW, Graham WD, Dukes MD (2010) Influence of likelihood function choice for estimating crop model parameters using the generalized likelihood uncertainty estimation method. *Agricultural Systems* 103:256–264
- Heidari A, Saghafian B, Maknoon R (2006) Assessment of flood forecasting lead time based on generalized likelihood uncertainty estimation. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 20(5):363–380
- Iran Water Research Institute, Water Resources Department (IWRI) (2008) Report on hydrologic model calibration: Gorganroud flood warning system project. Tehran, Iran (In Persian)
- Jin XL, Xu CY, Zhang Q, Singh VP (2010) Parameter and modeling uncertainty simulated by GLUE and a formal Bayesian method for a conceptual hydrological model. *Journal of Hydrology* 383(3–4):147–155
- Kamali B, Mousavi SJ, Abbaspour KC (2013) Automatic calibration of HEC-HMS using single-objective and multi-objective PSO algorithms. *Hydrological Processes* 27(26):4028–4042
- Kavetski D, Kuczera G, Franks SW (2006) Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 1. Theory. *Water Resources Research*, 42:W03407
- Koskela JJ, Croke BWF, Koivusalo H, Jakeman AJ, Kokkonen T (2012) Bayesian inference of uncertainties in precipitation-streamflow modeling in a snow affected catchment. *Water Resources Research* 48(11):W11513
- Kuczera G (1983) Improved parameter inference in catchment models: 1. Evaluating parameter rainfall–runoff model: Implications for parameter estimation. *Journal of Hydrology* 389:301–310
- Alazzy AA, Lü H, Zhu Y (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(10):04015016
- Alizadeh, A (2000) *Principles of Applied Hydrology*. Imam Reza University Press, Mashhad, Iran, 622p (In Persian)
- Baltas EA, Dervos NA, Mimikou MA (2007) Technical note: Determination of SCS initial abstraction ratio in an experimental watershed in Greece. *Hydrology and Earth System Sciences* 11(6):1825–1829
- Bates BC, Campbell EP (2001) A Markov Chain Monte Carlo scheme for parameter estimation and inference in conceptual rainfall-runoff modeling. *Water Resources Research* 37(4):937–947
- Beven KJ, Binley AM (1992) The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes* 6(3):279–298
- Beven KJ (2006) A manifesto for the enquiringly thesis. *Journal of Hydrology* 320:18–36
- Blasone RS (2007) Parameter estimation and uncertainty assessment in hydrological modeling. Ph.D. Thesis, Institute of Environment & Resources, Technical University of Denmark, 55p
- Box GEP, Tiao GC (1992) *Bayesian inference in statistical analysis*. Wiley-Interscience, New York, USA, 608 p
- DeChant CM, Moradkhani H (2012) Examining the effectiveness and robustness of sequential data assimilation methods for quantification of uncertainty in hydrologic forecasting. *Water Resources Research* 48:W04518
- Dotto CBS, Kleidorfer M, Deletic A, Rauch W, McCarthy DT, Fletcher TD (2011) Performance and sensitivity analysis of stormwater models using a Bayesian approach and long-term high resolution data. *Environmental Modelling & Software* 26(10):1225–1239
- Freer J, Beven KJ, Ambrose B (1996) Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach. *Water Resources Research* 32:2161–2173
- Freni G, Mannina G, Viviani G (2009) Uncertainty in urban stormwater quality modelling: The influence of likelihood measure formulation in the GLUE

- uncertainty analysis methods in a semi-distributed rainfall-runoff model application. *Middle-East Journal of Scientific Research* 15(9):1255-1263
- Rafiei Sardoi E, Rostami N, Khalighi Sigaroudi S, Taheri S (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(1):343-348
- Renard B, Kavetski D, Leblois E, Thyer M, Kuczera G, Franks SW (2011) Toward a reliable decomposition of predictive uncertainty in hydrological modeling: Characterizing rainfall errors using conditional simulation. *Water Resources Research* 47:W11516
- Schoups G, Vrugt JA (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
- Shafiei M, Ghahraman B, Saghafian B, Davary K, Pande S, Vazifedous M (2014) Uncertainty assessment of the agro-hydrological SWAP model application at field scale: A case study in a dry region. *Agricultural Water Management* 146(1):324-334
- Smith PJ, Beven K, Tawn JA (2008) Informal likelihood measures in model assessment: Theoretic development and investigation. *Advances in Water Resources* 31(8):1087-1100
- Sorooshian S, Dracup JA (1980) Stochastic parameter estimation procedures for hydrologic rainfall-runoff models: Correlated and heteroscedastic error cases. *Water Resources Research* 16(2):430-442
- Stedinger JR, Vogel RM, Lee SU, Batchelder R (2008) Appraisal of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) method. *Water Resources Research* 44:W00B06
- Straub TD, Melching CS, Kocher KE (2000) Equations for estimating Clark unit-hydrograph parameters for small rural watersheds in Illinois. U.S. Geological Survey, Water-Resources Investigations Report 00-4184, 36p
- ter Braak CJF (2006) A Markov chain Monte Carlo version of the genetic algorithm differential evolution: Easy Bayesian computing for real parameter spaces. *Statistics and Computing* 16(3):239-249
- ter Braak CJF, Vrugt JA (2008) Differential evolution Markov chain with snooker updater and fewer chains. *Statistics and Computing* 18(4):435-446
- uncertainty. *Water Resources Research* 19(5):1151-1162
- Kuczera G, Parent E (1998) Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: The Metropolis algorithm. *Journal of Hydrology* 211:69-85
- Kuczera G, Kavetski D, Renard B, Thyer M (2010) A limited-memory acceleration strategy for MCMC sampling in hierarchical Bayesian calibration of hydrological models. *Water Resources Research* 46(7):W07602
- Laloy E, Fasbender D, Bielder CL (2010) Parameter optimization and uncertainty analysis for plot-scale continuous modeling of runoff using a formal Bayesian approach. *Journal of Hydrology* 380:82-93
- Laloy E, Vrugt JA (2012) High-dimensional posterior exploration of hydrologic models using multiple-try DREAM(ZS) and high-performance computing. *Water Resources Research* 48(1):W01526
- Mahdavi M (1999) *Applied hydrology*. Vol. 2, 2nd edn., Tehran University Press, Tehran, Iran, 401p (In Persian)
- Makowski D, Wallach D, Tremblay M (2002) Using a Bayesian approach to parameter estimation: comparison of the GLUE and MCMC methods. *Agronomie* 22(2):191-203
- McMillan H, Clark M (2009) Rainfall-runoff model calibration using informal likelihood measures within a Markov chain Monte Carlo sampling scheme. *Water Resources Research* 45:W04418
- Mousavi SJ, Abbaspour KC, Kamali B, Amini M, Yang H (2012) Uncertainty-based automatic calibration of HEC-HMS model using sequential uncertainty fitting approach. *Journal of Hydroinformatics* 14(2):286-309
- Nash JE, Sutcliffe JV (1970) River flow forecasting through the conceptual model. Part 1: A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10(3):282-290
- Natural Resources and Watershed Management Administration of Golestan (2007) Report on: Gorganroud Watershed. Gorgan, Iran (In Persian)
- Pourreza-Bilondi M, Akhond Ali AM, Ghahraman B (2012) Parameters uncertainty analysis in distributed single-event rainfall-runoff model with MCMC approach. *Iranian Water Research Journal* 6(11):165-173 (In Persian)
- Pourreza-Bilondi M, Abbaspour KC, Ghahraman B (2013) Application of three different calibration-

- Vrugt JA, ter Braak CJF, Diks CGH, Robinson BA, Hyman JM, Higdon D (2009a) Accelerating Markov Chain Monte Carlo simulation using self-adaptative differential evolution with randomized subspace sampling. *International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation* 10(3):273-290
- Vrugt JA, ter Braak CJF, Gupta HV, Robinson BA (2009b) Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling?. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 23(7):1011-1026
- Vrugt JA, Sadegh M (2013) Toward diagnostic model calibration and evaluation: Approximate Bayesian computation. *Water Resources Research* 49:4335-4345
- Wang X, He X, Williams JR, Izaurralde RC, Atwood JD (2005) Sensitivity and uncertainty analyses of crop yields and soil organic carbon simulated with EPIC. *Transaction of ASAE* 48(3):1041-1054
- Xiao B, Wang QH, Fan J, Han FP, Dai QH (2011) Application of the SCS-CN model to runoff estimation in a small watershed with high spatial heterogeneity. *Pedosphere* 21(6):738-749
- Zhang X (2008) Evaluating and developing parameter optimization and uncertainty analysis methods for a computationally intensive distributed hydrological model. Ph.D. dissertation, Texas A&M University, 181p
- Thyer M, Renard B, Kavetski D, Kuczera G, Franks SW, Srikanthan S (2009) Critical evaluation of parameter consistency and predictive uncertainty in hydrological modeling: A case study using Bayesian total error analysis. *Water Resources Research*, 45:W00B14
- USACE (2000) HEC-HMS Technical Reference Manual. US Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center, Davis, California, 158p
- USACE (2013) HEC-HMS User's Manual. US Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center, Davis, California, 442p
- Vrugt JA, Gupta HV, Bouten W, Sorooshian S (2003) A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic parameter estimation. *Water Resources Research* 39(8):1201
- Vrugt JA, Gupta HV, Dekker SC, Sorooshian S, Wagener T, Bouten W (2006) Application of stochastic parameter optimization to the Sacramento soil moisture accounting model. *Journal of Hydrology* 325(1-4):288-307
- Vrugt JA, Robinson BA (2007) Treatment of uncertainty using ensemble methods: Comparison of sequential data assimilation and Bayesian model averaging. *Water Resources Research* 43:W01411
- Vrugt JA, ter Braak CJF, Clark MP, Hyman JM, Robinson BA (2008) Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation. *Water Resources Research*, 44(12):W00B09