



دانشگاه گوارش و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و هفتم، شماره سوم، ۱۳۹۹

۲۳-۴۳

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

DOI: 10.22069/jwsc.2020.14360.2909

مقاله کامل علمی - پژوهشی

## ارزیابی روش برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی تعمیم‌یافته در مدل‌های HBV و HyMod (مطالعه موردی: حوضه چهل‌چای استان گلستان)

\* محمد مهدی معیری<sup>۱</sup> و یعقوب دین‌پژوه<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانش‌آموخته دکتری گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، <sup>۲</sup> دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۹/۱۴؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۱۱/۲۴

### چکیده

**سابقه و هدف:** یکی از مهم‌ترین مشکلات مسائل بدطرح<sup>۱</sup> معکوس در بیش‌برازش<sup>۲</sup> مدل با داده‌های مشاهداتی، در بهینه‌سازی پارامترها است که با این عمل، پارامترهایی که برازش کم‌تری با داده‌های مشاهداتی دارند و ممکن بود با داده‌های غیر از صحت‌سنجی، نتیجه‌ای حتی بهتر از جواب بهینه نشان می‌دادند، حذف می‌شوند. این پارامترها، نباید حذف شوند بلکه باید به‌نحوی در نظر گرفته شوند. در روش برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی تعمیم‌یافته<sup>۳</sup> (GLUE) این دیدگاه، به‌کار رفته است.

**مواد و روش‌ها:** در این مطالعه، از روش GLUE در مدل‌سازی بارش-رواناب استفاده شد که در آن، با استفاده از یک تابع درست‌نمایی نامرسوم<sup>۴</sup> و فرض یک مقدار آستانه‌ای از آن، مجموعه‌ای از پارامترهای رفتاری<sup>۵</sup> برای تولید باندهای عدم قطعیت پیش‌بینی در نظر گرفته شده‌اند. روش GLUE، جهت برآورد عدم قطعیت در مدل‌سازی بارش-رواناب حوضه آبریز چهل‌چای در استان گلستان مورد استفاده واقع شد. برای این کار، از دو مدل یکپارچه<sup>۶</sup> HyMod<sup>۷</sup> و HBV<sup>۸</sup> و شش تابع درست‌نمایی شامل واریانس معکوس، نش-ساتکلیف، کلینگ-گوپتا، ویتل<sup>۹</sup>، نرمال، نرمال با واریانس ناهمسان<sup>۱۰</sup> بهره گرفته شد.

**یافته‌ها:** برای ارزیابی روش GLUE، مناسب‌ترین توابع درست‌نمایی انتخاب شده و تأثیر عوامل مؤثر بر آن مورد تحلیل قرار گرفت. برای حوضه مورد مطالعه، از بین شش تابع درست‌نمایی ارزیابی‌شده، توابع واریانس معکوس،

\* مسئول مکاتبه: [moayeri.mehdi@yahoo.com](mailto:moayeri.mehdi@yahoo.com)

- 1- Ill-posed problem
- 2- Overfitting
- 3- Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)
- 4- Informal
- 5- Behavioral
- 6- Lumped
- 7- HyMod (HYdrologic MODel)
- 8- HBV (Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning)
- 9- Whittle
- 10- Heteroscedastic

کلینگ گوپتا و نرمال به دلیل نتیجه بهتر انتخاب شدند. آستانه جداسازی پارامترها نیز مورد تحلیل حساسیت قرار گرفت و ۵ درصد تعداد کل شبیه‌سازی‌ها مناسب تشخیص داده شد. نتایج نشان داد که با افزایش پارامتر شکل، وزن بیش‌تر به جواب‌هایی تعلق می‌گیرد که دارای برازش بهتری هستند؛ بنابراین روش GLUE مشابه یک روش بهینه‌سازی عمل می‌کند. بررسی عدم قطعیت پارامترهای دو مدل نشان داد اکثر پارامترها همبستگی کمی با یکدیگر دارند که می‌توان نتیجه گرفت که پارامترها خوب تعریف شده‌اند، اما به خاطر ضریب تغییرات نسبتاً بالای آن‌ها، تشخیص‌پذیری<sup>۱</sup> آن‌ها پایین است. باندهای عدم قطعیت در مدل HyMod حدود ۶۲ درصد و در مدل HBV حدود ۵۵ درصد از داده‌های مشاهداتی را (در دوره‌های صحت‌سنجی و واسنجی) پوشش دادند بازه‌های پیش‌بینی، در جریان‌های پایه بیشترین عرض را داشتند.

**نتیجه‌گیری:** با توجه به نتایج، روش GLUE، نسبت به تابع درست‌نمایی مورد استفاده، آستانه جداسازی پارامترهای قابل قبول و نوع مدل، حساس بود. برای حوضه چهل‌چای، بهترین تابع درست‌نمایی، تابع کلینگ-گوپتا، بهترین آستانه جداسازی، برابر ۵ درصد تعداد کل شبیه‌سازی‌ها بوده و از بین دو مدل مورد بررسی، مدل HyMod نسبت به مدل HBV، نتایج نسبتاً بهتری داشت. همچنین عدم قطعیت پارامترها در این روش، به این دلیل که کل عدم قطعیت را در پارامترها خلاصه می‌کند، بالاست. از مزایای روش می‌توان به اجتناب نسبی آن از بیش‌برازش و سادگی آن اشاره کرد.

**واژه‌های کلیدی:** بارش-رواناب، برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی تعمیم‌یافته، تابع درست‌نمایی، HyMod و HBV

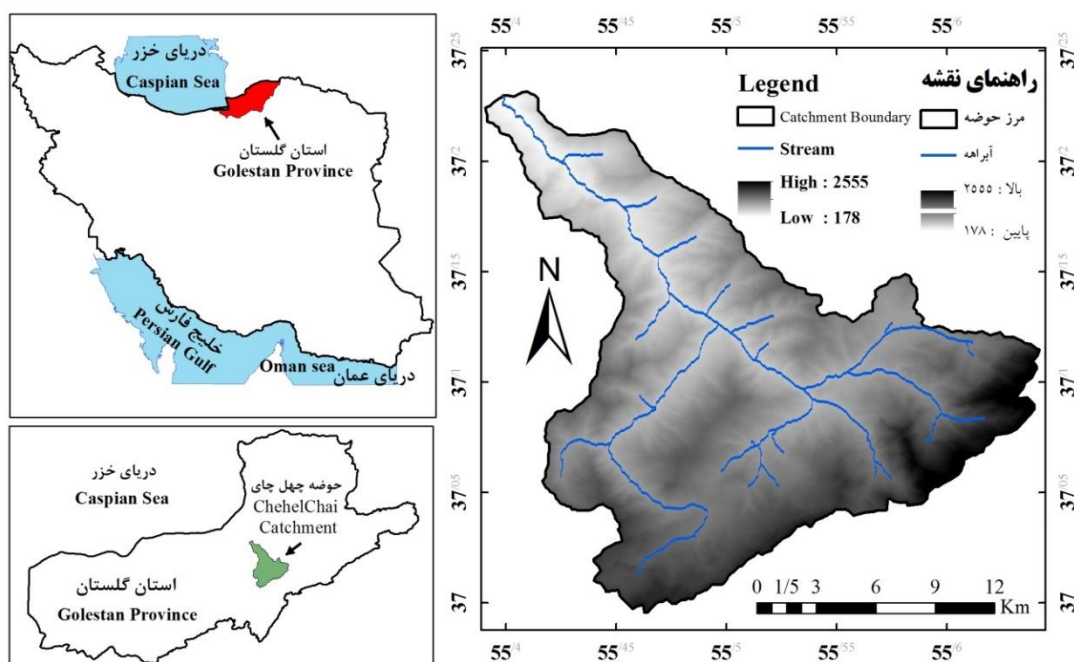
## مقدمه

یکی از معایب مدل‌های مفهومی در هیدرولوژی، عدم امکان تخمین مستقیم پارامترهای آن‌هاست. بسیاری از پارامترها، فاقد مفهوم فیزیکی هستند و حتی پارامترهای دارای مفهوم فیزیکی هم با مشکلاتی چون عدم امکان اندازه‌گیری در مقیاس مطلوب همراه هستند. مثلاً در مورد پارامتر هدایت هیدرولیکی، روش‌های اندازه‌گیری آن در حال حاضر به مقیاس کم‌تر از یک مترمربع محدود است. درحالی‌که مدل‌های هیدرولوژیکی توزیعی به مقیاس بیش‌تر از صد مترمربع نیاز دارند (۸). چنین مشکلاتی باعث گرایش پژوهشگران به استفاده از روش‌هایی جهت استنباط (و در نتیجه واسنجی) از داده‌های مشاهداتی می‌شود. این کار معمولاً به معنی بهینه‌سازی یا اصلاح مقادیر پارامترها بود که با آزمون نکویی برازش یعنی مقایسه مقادیر محاسباتی با مقادیر مشاهداتی حاصل

می‌شود؛ اما در این حالت، چون اطلاعات مسأله کافی نیست، آن را به یک مسأله بدطرح تبدیل می‌نماید (۳). در مسأله بدطرح اطلاعات موجود، اجازه رسیدن به جواب واحد را نمی‌دهد و به عبارت بهتر، مسأله بیش از یک جواب دارد. با انجام بهینه‌سازی و رسیدن به مجموعه پارامتر واحد، پارامترهای قابل قبول دیگری که مقادیر مانند خروجی مدل آن‌ها، برازش کم‌تری با مشاهدات دارند (که ممکن است در صحت‌سنجی، نتیجه‌ای بهتر از جواب بهینه نشان دهند)، رد می‌شود؛ بنابراین، بون (۱۹۹۳) ایده هم‌پایانی<sup>۲</sup> را که قبلاً در نظریه سامانه‌ها مطرح بود، به علم هیدرولوژی وارد کرد (۲). هم‌پایانی به معنی این است که یک سامانه می‌تواند از مسیرهای مختلف به حالت پایانی برسد. این مفهوم بر این نکته تأکید دارد که مدل‌های قابل قبول زیادی وجود دارند که نباید رد شوند، بلکه باید در ارزیابی عدم قطعیت پیش‌بینی مورد بررسی قرار گیرند. این

کشور نیز پژوهش‌های مختلفی در مورد تحلیل عدم قطعیت و روش GLUE صورت گرفته است. برای یک حوضه در شرق استان خوزستان، عدم قطعیت پارامترهای مدل توزیعی AFFDE با دو الگوریتم DREAM و SCEM UA بررسی شد و نتیجه نشان داد که روش اول از نظر همگرایی سریع‌تر و کارا تر است (۱۸). با استفاده از روش GLUE عدم قطعیت پارامترهای مدل MODFLOW را برای دشت بیرجند مورد بررسی قرار گرفته که نتایج آن، نشان داد در حدود ۸۶ درصد مشاهدات در بازه اطمینان قرار می‌گیرند (۱۱). برای حوزه گرگان‌رود نیز، پارامترهای مدل نیمه‌توزیعی SWAT با کاربرد روش GLUE تحلیل شده و نتیجه، پوشش ۶۹ درصد داده‌های مشاهداتی را نشان داد (۱۲). هدف از مطالعه حاضر، ارزیابی روش GLUE در برآورد عدم قطعیت مدل‌سازی بارش- رواناب است. بدین منظور، شش تابع درست‌نمایی که در ادبیات پژوهش بیشتر استفاده شدند انتخاب شد. در ارزیابی‌های قبلی (۱۴، ۱۶ و ۲۱) غالباً از مدل‌های بسیار ساده مانند مدل رگرسیونی و داده‌های مصنوعی، استفاده شده بود. در این پژوهش، از مدل بارش- رواناب HyMod که مدلی نسبتاً ساده و مدل HBV که کمی پیچیده‌تر است با داده‌های واقعی استفاده شده است. در مطالعه حاضر، در بخش مواد و روش‌ها، پس از معرفی حوضه و داده‌های مورداستفاده، روش GLUE، توابع درست‌نمایی به‌کار رفته و دو مدل بارش- رواناب ذکر شده، معرفی می‌شوند. در بخش نتایج، توابع درست‌نمایی مطرح شده، مورد ارزیابی می‌گیرند. آن‌گاه حساسیت جواب‌های حاصل از روش GLUE نسبت به دو عامل پارامتر شکل و تعداد فرض شده برای جواب‌های رفتاری منتخب، تحلیل می‌شوند. در نهایت، نتایج حاصل از پیش‌بینی دو مدل بارش- رواناب در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی بررسی شده و در آخر، پیش‌بینی‌ها، بر مبنای هیدروگراف جریان طبقه‌بندی می‌شوند.

دیدگاه، در روش برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی تعمیم‌یافته (GLUE) به کار گرفته شد (۵، ۷ و ۱۲). در روش GLUE، پارامترها به دو دسته رفتاری و غیررفتاری تقسیم می‌شوند. منظور از پارامترهای رفتاری، پارامترهایی هستند که خروجی مانند آن‌ها از مدل، نسبت به مشاهدات پایدار بوده و قابل قبول هستند. تعبیر غیررفتاری به پارامترهای رد شده اطلاق می‌شود. در روش GLUE، عدم قطعیت در همه اجزای مدل (ورودی‌ها، پارامترها، متغیرهای حالت و غیره) به صورت یکجا در نظر گرفته می‌شود، درحالی‌که در برخی روش‌ها، عدم قطعیت اجزای مختلف مدل، به صورت مجزا برآورد می‌شود. از جمله این روش‌ها، می‌توان به تحلیل بیزی عدم قطعیت (۱۳) و استفاده از تلفیق داده‌ها (۲۲) اشاره کرد. در این پژوهش، جهت برآورد عدم قطعیت، از روش GLUE استفاده شد. مونتائاری (۲۰۰۵) چند آزمایش با مدل HyMod بر روی روش GLUE انجام داد (۱۶). در این آزمایش‌ها ابتدا داده‌های مصنوعی به وسیله مدل‌های دیگری تولید شد و در حالت فقدان خطا، روش مذکور مورد بررسی قرار گرفت. این آزمایش‌ها نشان داد که روش GLUE به نوع مدل، تابع درست‌نمایی و محدوده پارامترهای انتخاب شده وابسته است. مونتائوان و تودینی (۲۰۰۶) معایب روش GLUE را از دیدگاه بیزی بررسی نمودند. آن‌ها نشان دادند که از این دیدگاه، روش GLUE ظرفیت استخراج اطلاعات را کاهش داده و جواب‌های آن ناپایدار و ناسازگار است (۱۴). استدینگر و همکاران (۲۰۰۸) با به‌کار بردن یک مدل رگرسیونی بارش- رواناب و داده‌های مصنوعی نشان دادند که انتخاب تابع درست‌نمایی نامناسب به نتایج نامناسب در روش GLUE می‌انجامد. آن‌ها نتیجه گرفتند که تابع درست‌نمایی مرسوم (واریانس معکوس) در کاربردهای GLUE، قادر نیست عدم نرمال بودن، ناهمسانی واریانس و هم‌چنین خودهمبستگی خطاها را پوشش دهد (۲۱). مقالاتی نیز مروری بر مهم‌ترین کاربردهای روش GLUE ارائه دادند (۶ و ۱۴). در



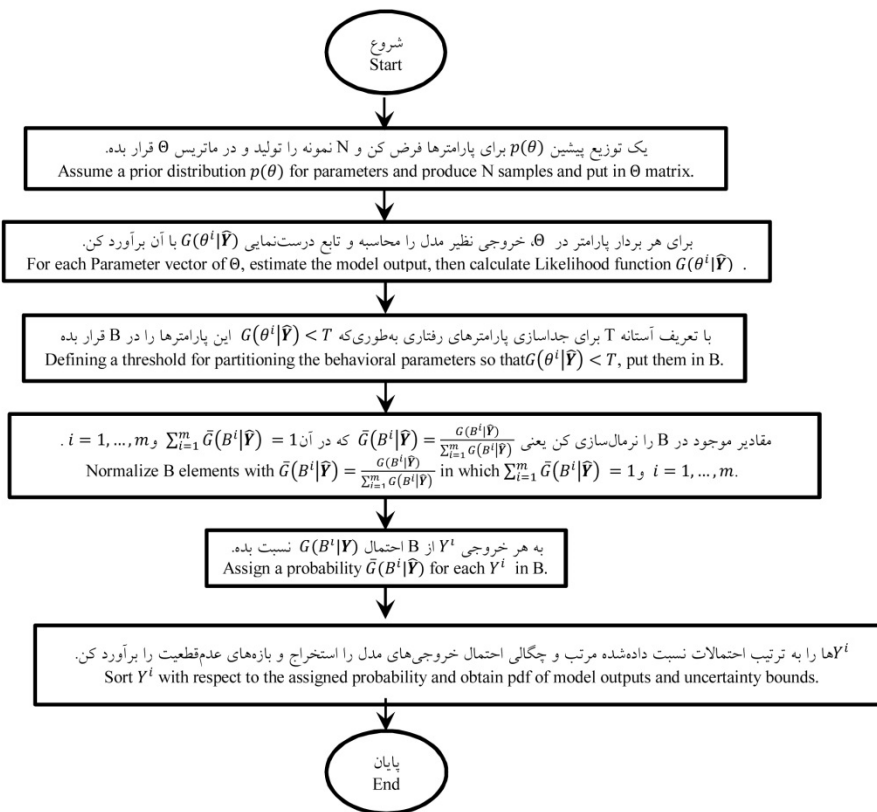
شکل ۱- منطقه مورد مطالعه و موقعیت آن در استان گلستان و کشور ایران.

Figure 1. Case study catchment and its location in Golestan Province and in Iran.

۱۳۸۸ استفاده شد. این اطلاعات شامل داده‌های سال ۱۳۸۰ به‌عنوان شروع به کار مدل، به‌منظور به حداقل رساندن شرایط اولیه مدل و داده‌های چهار سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ برای صحت‌سنجی و چهار سال ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۸ برای واسنجی، استفاده شد. برای داده‌های بارش، از اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی سازمان آب منطقه‌ای استان (گزوه، تیل‌آباد، فارسیان و نرآب) استفاده و مقادیر میانگین ناحیه‌ای بارش با روش تیسن در هر سال به‌دست آمد. برای داده‌های تبخیر از تشت، از آمار ثبت‌شده دو ایستگاه گزوه و نرآب در مقیاس زمانی روزانه استفاده شد. افزون بر این، از رواناب ثبت‌شده در نقطه خروجی حوضه، از داده‌های ایستگاه گزوه به‌عنوان دبی مشاهداتی بهره گرفته شد.

## مواد و روش‌ها

**منطقه مورد مطالعه:** منطقه مورد مطالعه، حوضه آبریز چهل‌چای در قسمت شرقی استان گلستان در شهرستان مینودشت واقع شده و یکی از زیرحوضه‌های گرگان‌رود است. مساحت حوضه در محل ایستگاه گزوه و طول آبراهه اصلی به‌ترتیب ۲۵۵ کیلومتر مربع و ۳۶ کیلومتر است. حداقل و حداکثر ارتفاع حوضه به‌ترتیب، ۱۷۸ متر در شمال حوضه (بیابان ترکمنستان در شمال شرقی حوضه و دریای خزر در شمال غربی حوضه) و ۲۵۵۵ متر در جنوب (ارتفاعات البرز) است (شکل ۱). میانگین بلندمدت دمای هوا در این حوضه ۱۶/۵ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش سالانه ۷۶۵ میلی‌متر است. میانگین و حداکثر دبی رواناب خروجی حوضه طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۰ به‌ترتیب برابر ۱/۵ و ۱۱/۲ مترمکعب بر ثانیه است. در این مطالعه، از اطلاعات موجود در بازه زمانی ۱۳۸۰ تا



شکل ۲- فلوجارت روش GLUE.

Figure 2. GLUE flowchart.

اصلی این توابع نسبت به توابع مرسوم این است که همه منابع خطای فرض شده در آن لحاظ نمی‌شوند. در مرحله بعد، تمام پارامترهای مدلی که مقدار تابع درست‌نمایی دبی‌های شبیه‌سازی شده آن‌ها بزرگ‌تر از یک حد آستانه‌ای فرضی باشند، انتخاب می‌شوند که اصطلاحاً به مجموعه، پارامترهای «رفتاری» اطلاق می‌شود. باندهای عدم قطعیت براساس وزندهی به درست‌نمایی پارامترهای رفتاری تعیین می‌شود. هر پارامتر رفتاری، یک سری زمانی دبی شبیه‌سازی شده که با نماد  $Q_{sim}^i(t)$  نشان داده می‌شود و در آن  $n$   $(i = 1, \dots, n)$  است، را تولید می‌کند که در آن،  $n$  تعداد جواب‌های رفتاری است. در حالت آرمانی اگر هر بردار پارامترهای مدل، بتواند توزیع مشاهدات متفاوتی تولید کند، پارامترها تشخیص‌پذیرترند.

**معرفی مختصر روش GLUE:** مبنای روش GLUE بر شبیه‌سازی مونت‌کارلو بنا شده است. ابتدا مجموعه‌ای از پارامترها با استفاده از توزیع یکنواخت انتخاب می‌شود. به این منظور، از روش نمونه‌گیری مکعب لاتین<sup>۱</sup> استفاده شد. هر مجموعه پارامتر، جهت تولید خروجی مدل به کار می‌رود. قابلیت پذیرش هر اجرای مدل با استفاده از یک تابع راست‌نمایی نامرسوم معلوم می‌شود. مفهوم تابع درست‌نمایی نامرسوم (یا کم‌تر مرسوم) مهم‌ترین تفاوت روش GLUE با استنباط بیزی بوده و نیاز به توابع توزیع پیشرفته خطا را در مسائل پیچیده مرتفع می‌سازد. این توابع، شرایط واقعی غیرآرمانی خطای موجود در این مسائل را با کاهش محتوای اطلاعات در توابع اما با پایداری بیشتر نشان می‌دهند (۴). بنابراین تفاوت

2- Behavioral

1- Latin Hypercube Sampling (LHS)

توابع درست‌نمایی مورد استفاده: در این پژوهش، شش تابع درست‌نمایی به شرح جدول ۱ استفاده شد. در ادامه متغیرهای به‌کار رفته در این جدول، شرح داده شده‌اند.

۱- تابع درست‌نمایی واریانس معکوس ( $L_{IV}$ ): در رابطه ۱،  $S_E$  انحراف معیار خطای مدل و  $N$  عامل شکل است.

۲- تابع درست‌نمایی نش-ساتکلیف ( $L_{NS}$ ): در رابطه ۲،  $S_Q$  انحراف معیار دبی‌های مشاهداتی است.

۳- تابع درست‌نمایی کلینگ-گوپتا ( $L_{KGE}$ ): در رابطه (۳)  $KGE$ ، از رابطه ۴ به‌دست می‌آید که در آن،  $r$  ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی بوده و  $\alpha$  نسبت انحراف معیار جریان‌های شبیه‌سازی به مقدار مانند مشاهداتی و  $\beta$  برابر نسبت میانگین جریان‌های شبیه‌سازی به مقدار نظیر مشاهداتی است.

پارامترهای مدل‌های هیدرولوژی به‌دلیل هم‌پایانی، با شرایط آرمانی فاصله دارد. جهت محاسبه باندهای عدم قطعیت، ابتدا مقادیر تابع درست‌نمایی پارامترهای رفتاری، مرتب‌سازی شده و طوری تغییر مقیاس داده می‌شوند که مجموع آن‌ها ۱/۰ باشد. برای هر گام زمانی، مقادیر دبی شبیه‌سازی شده،  $Q_{sim}^i(t)$ ، به‌صورت نزولی مرتب می‌شود و به هر یک از آن‌ها یک احتمال کم‌تری برابر مجموع تجمعی<sup>۱</sup> درست‌نمایی‌های تبدیل‌شده تخصیص می‌یابد؛ بنابراین، یک تابع توزیع تجمعی به‌دست می‌آید که بزرگ‌ترین دبی  $Q_{sim}^i(t)$  مربوط به احتمال کم‌تری برابر ۱/۰ است. با استفاده از این توزیع، به‌راحتی با اعمال سطح اطمینان موردنظر، باندهای اطمینان و هم‌چنین میانه دبی‌های شبیه‌سازی شده برای هر گام زمانی محاسبه شد (۹). لازم به ذکر است تمامی مراحل محاسبات، در محیط MATLAB صورت گرفته است. شکل ۲ فلوجارت روش GLUE را نشان می‌دهد.

جدول ۱- روابط توابع درست‌نمایی مورد استفاده.

Table 1. Formula of the likelihood functions used in this study.

رابطه Formula	شماره Number	تابع درست‌نمایی Likelihood function
$L_{IV} = (S_E^2)^{-N}$	۱	واریانس معکوس Inverse Variance
$L_{NS} = \left(1 - \frac{S_E^2}{S_Q^2}\right)^N$	۲	نش-ساتکلیف Nash-Sutcliffe
$L_{KGE} = (KGE)^N$ (۳)	۳	کلینگ-گوپتا
$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2}$	۴	Kling-Gupta
$L_{W(\theta)} = \sum_{j=1}^{N/2} \left\{ \log(f_M(\lambda_j, \theta) + f_e(\lambda_j, \phi)) + \frac{J(\lambda_j)}{f_M(\lambda_j, \theta) + f_e(\lambda_j, \phi)} \right\}$	۵	ویتل
$e(t) = \phi \cdot e(t-1) + \varepsilon(t)$	۶	Whittle
$f_e(\lambda_j, \phi) = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{2\pi \phi(e^{-i\lambda_j}) ^2}$	۷	
$L_N = \frac{n}{2} \log(2\pi) - \sum_{t=1}^n (\log(\sigma_t)) - \frac{1}{2\sigma_t} \sum_{t=1}^n (e_t(\theta))^2$	۸	نرمال با واریانس همسان Normal with homoscedastic variance
$\sigma_t = \sqrt{\left(\frac{2u}{u}\right)^{-1} (\Delta^u \tilde{y}_t)}$	۹	نرمال با واریانس ناهمسان Normal with heteroscedastic variance

۵- تابع درست‌نمایی نرمال ( $L_N$ ): با فرض عدم همبستگی خطاها و تبعیت آنها از توزیع نرمال، تابع درست‌نمایی نرمال با واریانس همسان از رابطه ۸ به دست می‌آید که در آن،  $e_t$  سری زمانی خطاها و  $\sigma$  انحراف معیار داده‌های مشاهداتی است.

تابع درست‌نمایی نرمال با واریانس ناهمسان: تابع درست‌نمایی همان رابطه ۸ است با این تفاوت که به جای مقدار ثابت  $\sigma$ ، مقدار  $\sigma_t$  از رابطه تفاضلی ناپارامتری ۹ جهت در نظر گرفتن ناهمسانی واریانس محاسبه می‌گردد. در این رابطه،  $\Delta^u$  عملگر تفاضل است که باید به تعداد  $u$  بار، اعمال شود. در مطالعه حاضر از  $u=3$  استفاده شد (۲۲). شایان ذکر است دو تابع درست‌نمایی (رابطه‌های ۵ و ۶) مرسوم و بقیه نامرسوم هستند.

۴- تابع درست‌نمایی ویتل ( $LW(\theta)$ ): در رابطه ۵،  $\lambda$  فرکانس فوریه،  $J$  چگالی طیفی<sup>۱</sup> داده‌های مشاهداتی،  $f_M$  چگالی طیفی مدل هیدرولوژیکی بوده و از تناوب‌نگار<sup>۲</sup> مدل به دست می‌آید. هم‌چنین فرض شده که  $e(t)$  سری زمانی حاصل از مدل  $M$  بوده و با استفاده از تابع خودهمبستگی مرتبه اول  $AR(1)$  از رابطه ۶ به دست می‌آید که در آن،  $\phi$  پارامتر خودهمبستگی بوده و  $\mathcal{E}(t)$  سری زمانی مقادیر خطای مدل که متغیر تصادفی مستقل با توزیع یکسان<sup>۳</sup> است. در رابطه ۵، چگالی طیفی عملگر خودهمبستگی بوده و از رابطه ۷ به دست می‌آید که در آن،  $\sigma_{\mathcal{E}}$  انحراف معیار سری زمانی  $\mathcal{E}(t)$  است (۲۳).

جدول ۲- پارامترهای مدل HyMod و محدوده آنها در نمونه‌گیری.

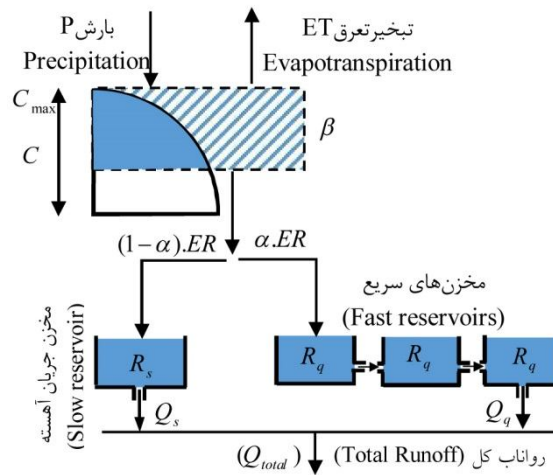
Table 2. Parameters of HyMod models and their prior ranges.

پارامتر Parameter	واحد Unit	شرح Description	محدوده Range
$C_{max}$	mm	حداکثر ظرفیت ذخیره حوضه Maximum storage capacity	1-500
$\beta$	-	درجه توزیع مکانی رطوبت خاک Spatial variability of soil moisture	0.1-2
$\alpha$	-	عامل سهم دو نوع مخزن سریع و آهسته Partitioning between fast and slow reservoirs	0.1-0.8
$R_s$	$\frac{1}{day}$	مقیاس زمانی مخزن آهسته Timescales of the slow reservoir	0.0-0.1
$R_q$	$\frac{1}{day}$	مقیاس زمانی مخازن سریع Timescales of the fast reservoir	0.3-0.7

1- Spectral Density

2- Periodogram

3- Independent and identically distributed (i.i.d)



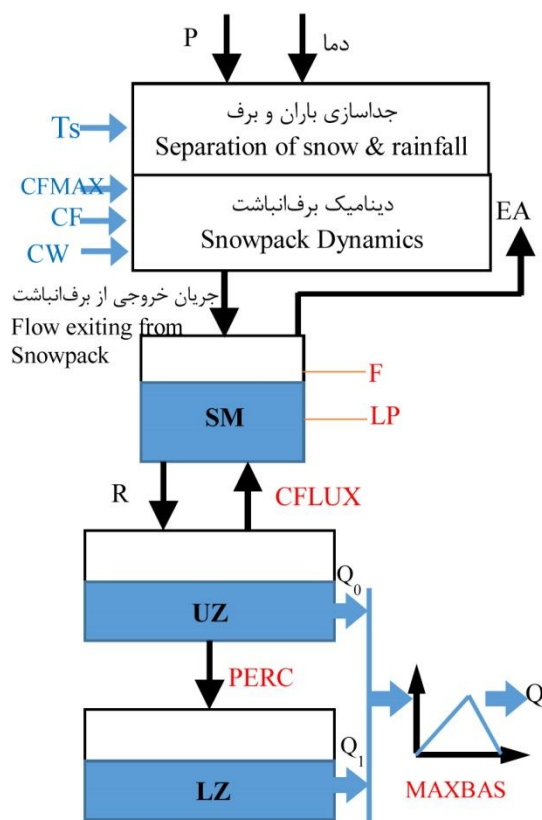
شکل ۳- ساختار و اجزای تشکیل‌دهنده مدل HyMod.  
Figure 3. Structure and elements of HyMod model.

جدول ۳- پارامترهای مدل HBV و محدوده آنها در نمونه‌گیری.

Table 3. HBV model Parameters limits in sampling method.

پارامتر Parameters	واحد Unit	توضیحات Description	محدوده Range
Ts	(C)	دمای آستانه Threshold temperature	-3-+3
CFMAX	(mm/C)	عامل درجه روز Degree day factor	0-20
CFR	(-)	عامل یخ‌زدگی مجدد Refreezing factor	0-1
CWH	(-)	ظرفیت نگهداری آب توسط برف Water holding capacity of snow	0-0.8
BETA	(-)	پارامتر نمای رابطه رطوبت خاک Exponential parameter in soil routine	0-7
LP	(-)	محدودیت تبخیر تعرق پتانسیل Limit for potential evapotranspiration	0.3-1
FC	(mm)	حداکثر رطوبت خاک Maximum soil moisture	1-2000
PERC	(mm/Dt)	حداکثر جریان از مخزن بالا به پایین Maximum flow from upper to lower tank	0-100
K0	(1/Dt)	ضریب جریان نزدیک سطح Near surface flow coefficient	0.05-2
K1	(1/Dt)	ضریب فروکش مخزن بالایی Recession coefficient for upper tank	0.01-1
K2	(1/Dt)	ضریب فروکش مخزن پایینی Recession coefficient for lower tank	.05-1
UZL	(mm/C)	آستانه جریان نزدیک سطح Near surface flow threshold	0-100
MAXBAS	day	پارامتر تابع انتقال Transfer function parameter	1-6





شکل ۴- ساختار و اجزای تشکیل دهنده مدل HBV.

Figure 4. Structure and elements of HBV model.

ه) مدل بارش- رواناب **HBV**: مدل HBV شامل ۴ بخش است (شکل ۴). بخش اول، تأثیر برف در حوضه را در نظر می‌گیرد و خود دارای دو مخزن و چهار پارامتر است. بخش دوم مربوط به رطوبت خاک و بارش مؤثر است و تبخیر و تعرق در آن برآورد می‌شود و دو بخش آخر به نام‌های لایه بالایی و پایینی، برای شبیه‌سازی پاسخ رواناب است. مدل در حالت کلی دارای ۱۳ پارامتر بوده که در جدول ۳ اشاره شده است (۱).

و) **معیارهای عملکرد به کار رفته**: در این پژوهش از معیارهای ریشه مجموع مربعات خطا (RMSE)، نش-ساتکلیف (NSE)، کلینگ-گوپتا (KGE)، خطای آریبی (BIAS) و ضریب همبستگی پیرسون (CORR) استفاده شد. معیار RMSE جهت تعیین میزان پراکنش داده‌های دبی شبیه‌سازی ( $Q_{sim}$ ) و

د) مدل بارش- رواناب **HyMod**: مدل HyMod (شکل ۳)، یک مدل یکپارچه پنج پارامتری است که به دلیل سادگی و هم‌چنین برازش مناسب، در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است (۱۶). اساس بخش غیراشباع، مدل بارش- رواناب PDM<sup>۱</sup> است که فرض مهم آن، این است که به جای در نظر گرفتن یک مخزن برای ذخیره رطوبت خاک، مجموعه‌ای از مخزن‌ها برای حوضه تصور شده و یک توزیع احتمالاتی برای آن فرض می‌شود (۱۷). در مدل HyMod، یک مخزن جریان آهسته به منظور در نظر گرفتن تأثیر جریان آب زیرزمینی و سه مخزن جریان سریع به صورت سری جهت محاسبه روندیابی جریان سریع در نظر گرفته شده‌اند. در جدول ۲ محدوده پارامترهای مدل HyMod، ارائه شده است.

1- Probability Distributed Model

$Q_{obs}$  به مرکز بازه اطمینان نزدیک‌تر و هرچه  $S$  به  $0/5$  و  $T$  به  $1$  نزدیک‌تر باشد به این معنی است که  $Q_{obs}$  به محدوده باند نزدیک‌تر است و برای مقادیر بالاتر از  $0/5$  (برای  $S$ ) و  $1$  (برای  $T$ ) نیز نزدیک‌تر بودن به این مقادیر مطلوب‌تر است. معیارهای  $D$  و  $RD$  نیز انحراف را نسبت به  $Q_{obs}$  موردسنجش قرار می‌دهد. جهت مشخص‌تر شدن نتایج، طبقه‌بندی نیز صورت گرفت. بدین جهت از روش‌های معرفی شده در سلاتو و کروز (۱۹۹۶) استفاده شد (۲۰). این روش‌ها، به صورت ترسیمی بوده که به برنامه رایانه‌ای تبدیل شده‌اند و شامل بازه ثابت، بازه متحرک و کمینه موضعی است که در اینجا روش سوم مورد استفاده قرار گرفت. جریان بر اساس مقادیر مشاهداتی، به نمایه‌های دبی پایه (BF)، بازوی بالارونده (RL)، منحنی فروکش (RC) و دبی اوج (PD) هیدروگراف طبقه‌بندی شد.

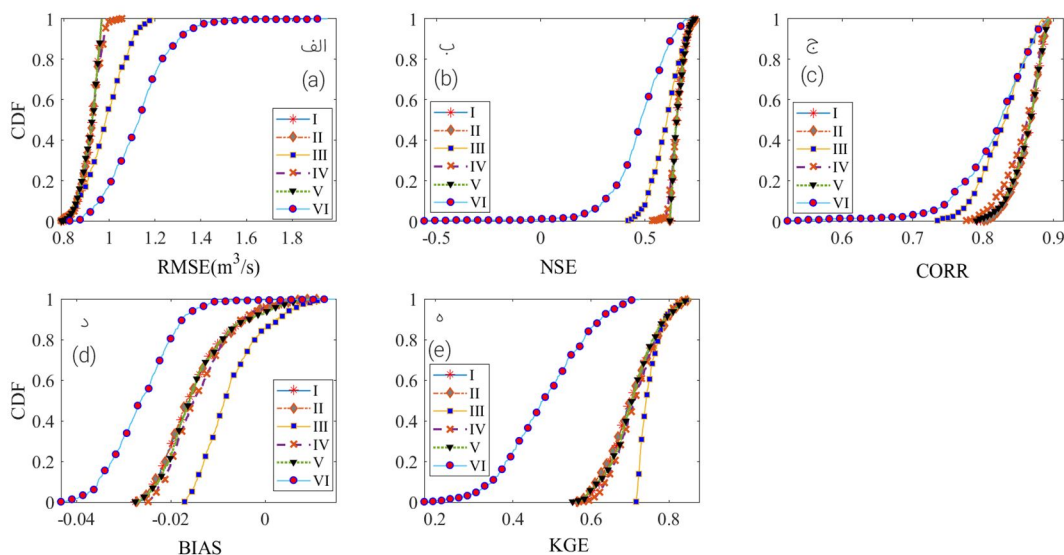
### نتایج

۱) تأثیر تابع درست‌نمایی انتخاب‌شده: شکل ۵ توزیع معیار عملکردهای مختلف توابع درست‌نمایی را نشان می‌دهد. هر منحنی ترسیم‌شده مربوط به یک تابع درست‌نمایی بوده که با استفاده از شبیه‌سازی (۲۰,۰۰۰ تکرار) رسم شده است و بر اساس آن‌ها پارامترهای رفتاری انتخاب‌شده‌اند، در صورتی که هر یک از شکل‌های ۵-الف تا ۵-ه، خروجی‌های حاصل از پارامترهای رفتاری را با مقادیر مشاهداتی مقایسه می‌کند. در شکل ۵-الف برای تابع  $RMSE$ ، درست‌نمایی نرمال با واریانس ناهمسان (۶) بیشترین خطا را داشت که توزیع آن در خطاهای بالاتر، دارای احتمال نزدیک به یک بوده و در نتیجه دارای فراوانی بیش‌تری است. در این شکل‌ها، منحنی‌های موجود در سمت،  $RMSE$  پایین‌تری دارند و در نتیجه مطلوب‌تر است. درست‌نمایی‌های واریانس معکوس با شماره ۱،

مشاهداتی ( $Q_{obs}$ ) بوده و هرچه به مقدار صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده فاصله کم‌تر آن‌هاست. معیار  $NSE$ ، میانگین مربعات خطای مدل را با واریانس  $Q_{obs}$  مقایسه می‌کند و می‌تواند مقادیری بین منفی بی‌نهایت تا یک داشته باشد. مقدار  $NSE=1$ ، نشان‌دهنده عملکرد بی‌نقص مدل در شبیه‌سازی مشاهدات بوده و  $NSE=0$  به این معنی است که عملکرد مدل در حد میانگین‌گیری از مشاهدات بوده و  $NSE<0$  نشان‌دهنده عملکرد بسیار ضعیف مدل است. پارامترهای  $KGE$ ، در بخش توابع درست‌نمایی شرح داده شد و محدوده قابل قبول آن مشابه معیار  $NSE$  است. خطای  $BIAS$  هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد بهتر است و مقادیر مثبت آن نشان‌دهنده بیش‌تر بودن مقادیر  $Q_{sim}$  از  $Q_{obs}$  است و مفهوم مقادیر منفی برعکس حالت قبلی است. ضریب  $CORR$  میزان همبستگی خطی  $Q_{sim}$  و  $Q_{obs}$  را به یکدیگر نشان می‌دهد و بین  $1$  تا  $-1$  متغیر است و در آن، مقدار  $1$  به معنای همبستگی مثبت کامل، صفر به معنی نبود همبستگی و  $-1$  به معنی همبستگی منفی کامل است. همچنین جهت ارزیابی بازه‌های اطمینان عدم قطعیت، از معیارهای معرفی‌شده توسط شیونگ و همکاران (۲۰۰۹) استفاده شد (۲۴). این معیارها عبارت‌اند از نسبت پوشش (CR)، عرض متوسط باند (B)، عرض متوسط نسبی باند (RB)، میانگین درجه تقارن بازه‌ها (S)، چولگی درجه تقارن بازه‌ها (T)، مقدار انحراف متوسط (D) و مقدار انحراف متوسط نسبی (RD) نیز محاسبه شدند. جهت اطلاع از روابط معیارهای ذکرشده، به مقاله مذکور مراجعه شود. به‌طور خلاصه، CR درصد داده‌های پوشش داده شده بوده و B و RB نیز هرچه باریک‌تر باشند مطلوب‌تر است. معیار S و T به ترتیب در حالت ایدئال  $0 \leq S < 0.5$  و  $0 \leq T < 1$  بوده که هرچه این دو مقدار به صفر نزدیک‌تر شوند، به این معنی است که

که در جدول ۳ آمده است، خطای اریبی در داخل معیار کلینگ گوپتا لحاظ شده است. به طور کلی، بر اساس شکل های ۵-الف تا ۵-ه چون ضعیف ترین نتیجه در حوضه مورد مطالعه (چهل چای)، مربوط به تابع درست نمایی شماره ۶ بوده و بنابراین در ادامه این تابع درست نمایی کنار گذاشته شد. درست نمایی های نشان داده شده با شماره های ۱ و ۲ و ۴ و ۵ در همه شکل ها، نتایج مشابهی داشتند و بدین جهت همگی به دو عدد از آن ها، خلاصه شدند. به دلیل حجم بالاتر محاسبات درست نمایی ویتل این تابع و هم چنین تابع درست نمایی نش ۲ به دلیل شباهت با کلینگ گوپتا ۳ کنار گذاشته شد و تابع ۳ به دلیل عملکرد بهتر در شکل های ۵-د و ۵-ه انتخاب گردید؛ بنابراین سه تابع درست نمایی واریانس معکوس با شماره ۱، کلینگ گوپتا ۳ و نرمال با واریانس همسان (ازین پس نرمال) ۵ برای تحلیل انتخاب شدند.

نش ۲ و ویتل ۴، هر سه کم ترین RMSE را داشتند. باین حال، خطاهای درست نمایی ویتل، فراوانی بیشتری نسبت به دو معیار دیگر داشت. معیارهای نش و کلینگ-گوپتا به ترتیب در شکل ۵-ب و ۵-ه دارای نتایج نسبتاً مشابهی هستند. در این دو شکل، منحنی های واقع در سمت راست، به یک نزدیک ترند و در نتیجه، مطلوب تر می باشند. در هر دو شکل، درست نمایی نرمال با واریانس ناهمسان ۶ بدترین نتیجه را دارد و درست نمایی نشان داده شده با شماره های ۱، ۲، ۴ و ۵ نتایج مطلوب تری داشته و به همدیگر نزدیک ترند؛ اما درست نمایی کلینگ-گوپتا ۳ در شکل ۵-ه بهترین نتیجه را نشان داد. در شکل ۵-ج، منحنی های سمت راست به مقدار یک نزدیک ترند؛ بنابراین درست نمایی ۶ نتیجه خوبی نداده و بهترین نتیجه با درست نمایی های ۱ و ۲ و ۴ و ۵ به دست آمد که مشابه هم بودند. در حالی که درست نمایی شماره ۳ نتایج بینابین داشت. همان طور

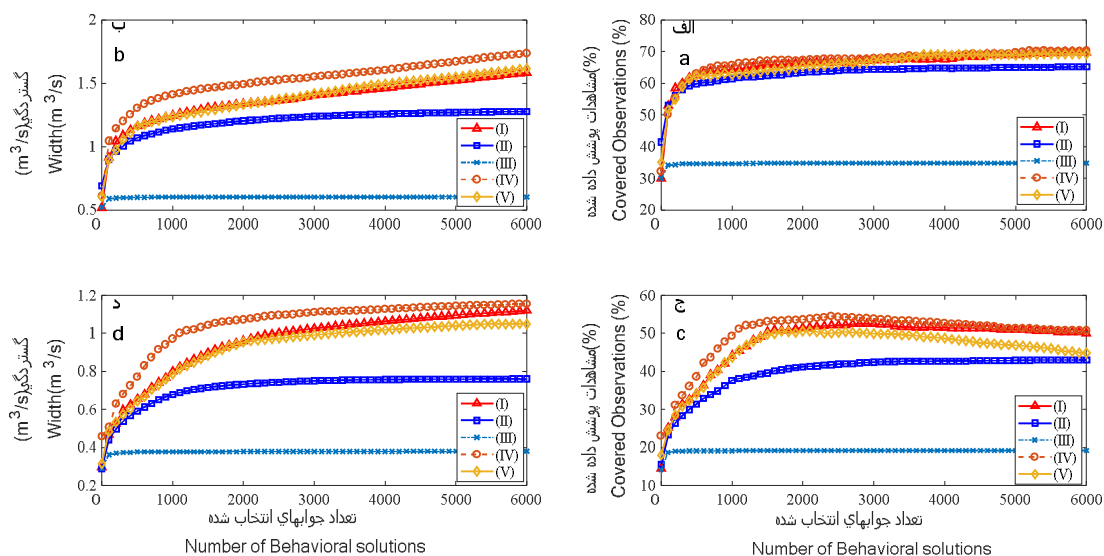


شکل ۵- توزیع تجمعی (CDF) معیار عملکردهای مختلف برای توابع درست نمایی. در راهنمای اشکال ۴-الف تا ۴-ه، منحنی ها مربوط است به تابع درست نمایی (I) واریانس معکوس (II) نش-ساتکلیف، (III) کلینگ-گوپتا، (IV) ویتل، (V) نرمال با واریانس همسان و (VI) نرمال با واریانس ناهمسان است. معیارها در جدول ۳ تعریف شده اند.

Figure 5. Cumulative Distibution (CDF) of some efficiency measures for some likelihood functions. Illustration of the of figures (4-a)-(4-e) legends: Curve represents (I) Inverse Variance, (II) Nash-Sutcliffe, (III) Kling-Gupta, (IV) Whittle, (V) Normal with homoscedastic variance and (VI) Normal with heteroscedastic variance likelihood function. Measuses are defined in Table 3.

مشاهداتی پوشش داده‌شده نیز، حدوداً تا رسیدن به همین آستانه به شیب ثابتی می‌رسد (شکل‌های ۶-الف و ۶-ج). به‌نظر می‌رسد آستانه ۵ درصد از تعداد کل شبیه‌سازی‌ها برای جدا کردن پارامترهای رفتاری از غیررفتاری مناسب است. میزان گستردگی تابع واریانس معکوس در شکل‌های ۶-ب و ۶-د با افزایش عامل شکل، کم‌تر شده است. هم‌چنین تابع نرمال، گستردگی بالاتری در مقایسه با بقیه دارد، اما درصد داده‌های پوشش داده‌شده این تابع نیز بالاتر است؛ تابع کلینگ-گوپتا تفاوت چندانی با تابع نرمال (از لحاظ درصد پوشش) ندارد. به‌خصوص در مورد مدل HyMod در (۶-الف) این نکته مشهودتر بوده و نشان می‌دهد تابع کلینگ در این آزمایش، اطلاعات بیش‌تری را حفظ کرده است.

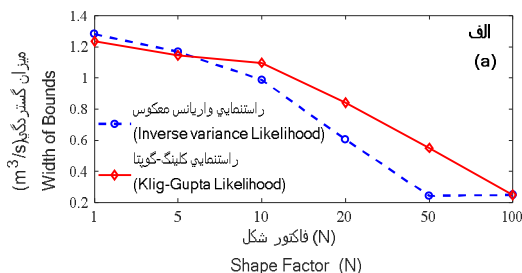
تأثیر آستانه جداسازی پارامترهای رفتاری: شکل ۶ تأثیر تعداد جواب‌های انتخاب‌شده از کل نمونه‌گیری را بر درصد داده‌های پوشش داده شده (شکل‌های ۶-الف و ۶-ج) و میزان گستردگی آن‌ها (شکل‌های ۶-ب و ۶-د) نشان می‌دهد. ضمناً شکل‌های ۶-الف و ۶-ب مربوط به مدل HyMod و شکل‌های ۶-الف و ۶-ج مربوط به مدل HBV می‌باشند. منظور از میزان گستردگی، متوسط پهنای باند عدم قطعیت است. به‌طوری‌که از شکل‌های ۶-ب و ۶-د استنباط می‌شود، با افزایش تعداد جواب‌های انتخاب‌شده میزان گستردگی، افزایش می‌یابد؛ طوری که تا حدود ۱۰۰۰ داده انتخاب‌شده (۵ درصد کل شبیه‌سازی‌ها)، منحنی با شیب تندی افزایش‌یافته و بعداً آن، شیب ملایم می‌شود. درصد داده‌های



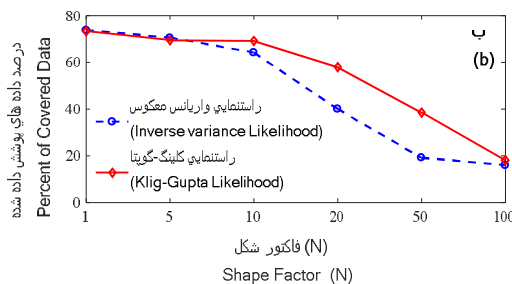
شکل ۶- تأثیر تعداد جواب‌های انتخاب‌شده بر میزان عدم قطعیت با استفاده از ۲۰,۰۰۰ شبیه‌سازی. در راهنمای اشکال ۶-الف تا ۶-د، هر منحنی مربوط است به تابع درست‌نمایی (I) واریانس معکوس با  $N=1$ ، (II) واریانس معکوس با  $N=10$ ، (III) واریانس معکوس با  $N=50$ ، (IV) کلینگ-گوپتا و (V) نرمال با واریانس همسان بوده که در آن‌ها،  $N$ ، فاکتور شکل است.

Figure 6. Effect of number of selected solutions on uncertainty in 20000 simulations. Illustration of the figures (6-a)-(6-d) legends: Curves are (I) Inverse variance with  $N=1$ , (II) Inverse variance with  $N=10$ , (III) Inverse variance with  $N=50$ , (IV) Kling-gupta and (V) Normal with homoscedastic variance likelihood function.  $N$  is shape factor.

می‌شود. به‌طور کلی، هدف از عامل شکل تأکید بر پارامترهای رفتاری با تغییر مقیاس تابع درست‌نمایی بود (۴)؛ اما درصد داده‌های پوشش داده‌شده نیز کاهش یافته و بنابراین، بخشی از اطلاعات نیز با کاهش پهنای باند عدم قطعیت از بین رفته است. این نتیجه بیانگر نکته رتو و همکاران است که با افزایش عامل شکل، جواب‌هایی که دارای نکویی برازش بیش‌تری هستند، وزن بیش‌تری داده می‌شود؛ بنابراین، با افزایش این عامل، روش GLUE مشابه یک روش بهینه‌سازی عمل می‌کند (۱۹).



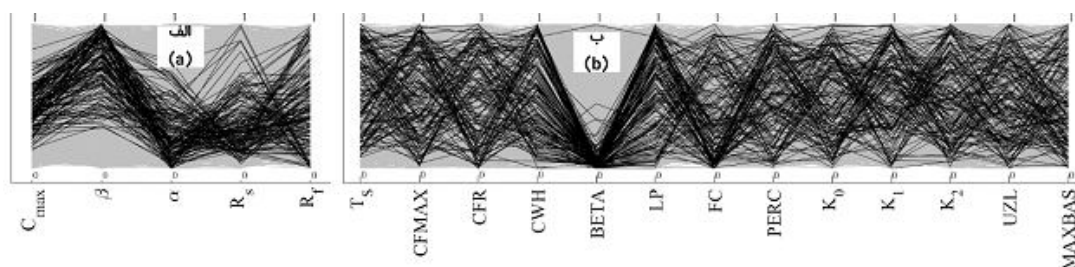
۳) تأثیر پارامتر شکل: شکل ۷ تأثیر عامل شکل را بر عدم قطعیت در پیش‌بینی نشان می‌دهد. شکل ۷-الف متوسط میزان گستردگی باند اطمینان‌های مقادیر پیش‌بینی شده برحسب مترمکعب بر ثانیه و شکل ۷-ب درصد داده‌های مشاهداتی پوشش داده‌شده که در داخل باند اطمینان قرار گرفتند را نشان می‌دهد. در شکل (۷-الف) میزان گستردگی روندی کاهشی دارد. در شکل (۷-ب) برای درصد داده‌های مشاهداتی پیش‌بینی شده نیز روند کاهشی مشاهده می‌شود. کاهش پهنای باند اطمینان در (۷-الف) باعث از دست رفتن درصد قابل‌توجهی از داده‌های مشاهداتی



شکل ۷- تأثیر فاکتور شکل بر عدم قطعیت. الف) میانگین میزان گستردگی باندهای عدم قطعیت. ب) درصد داده‌های مشاهداتی پوشش داده‌شده. Figure 7. Shape Factor effect on uncertainty a) Width of uncertainty bounds b) Percentage of observations within uncertainty intervals.

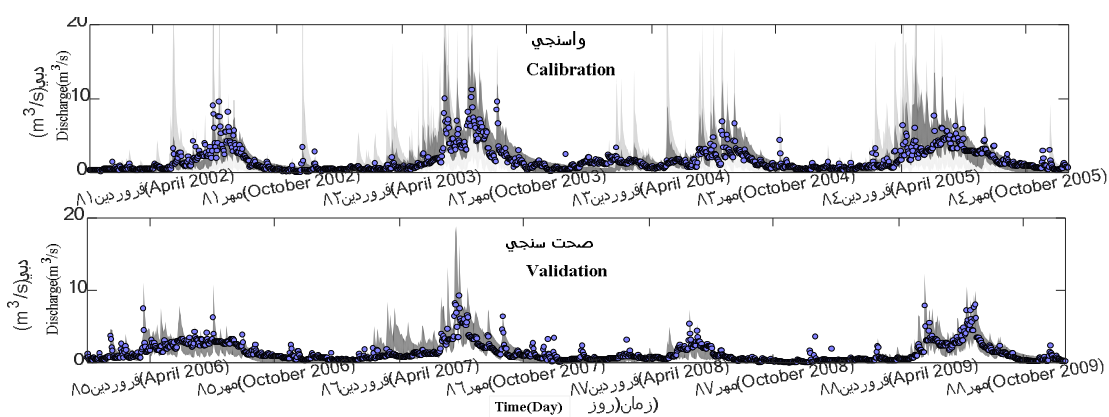
خطوط متمرکزتر باشد، عدم قطعیت آن پارامتر کم‌تر است؛ بنابراین در شکل (۸-الف) برای مدل HyMod، پارامتر  $\alpha$  قابلیت تشخیص بالاتر و عدم قطعیت کم‌تری نسبت به دیگر پارامترها داشته و برعکس پارامتر  $R_s$  عدم قطعیت بالاتری نسبت به سایر پارامترها دارد. این نتیجه با یافته‌های وروخت (۲۰۰۵) همخوانی دارد (۲۲). به‌نظر می‌رسد تنها اکتفا به یک پارامتر ( $R_s$ ) جهت در نظر گرفتن پیچیدگی‌های آب زیرزمینی کافی نیست.

۴) عدم قطعیت در پارامترهای دو مدل: شکل ۸ عدم قطعیت پارامترهای دو مدل به‌کاررفته را نشان می‌دهد. در محور افقی، هر یک از این نمودارها، پارامترهای هر مدل مشخص شده و محور عمودی، مقدار نرمال‌سازی شده پارامتر مربوطه (در بازه صفر تا یک) است. خطوط خاکستری، مربوط به کل نمونه‌های تصادفی یکنواخت تولید شده هستند. هر خط شکسته پیوسته‌ی افقی مشکی، مربوط به یک دسته پارامتر رفتاری است که یک سری زمانی شبیه‌سازی شده را تولید می‌کند. برای هر پارامتر، هرچه تراکم این



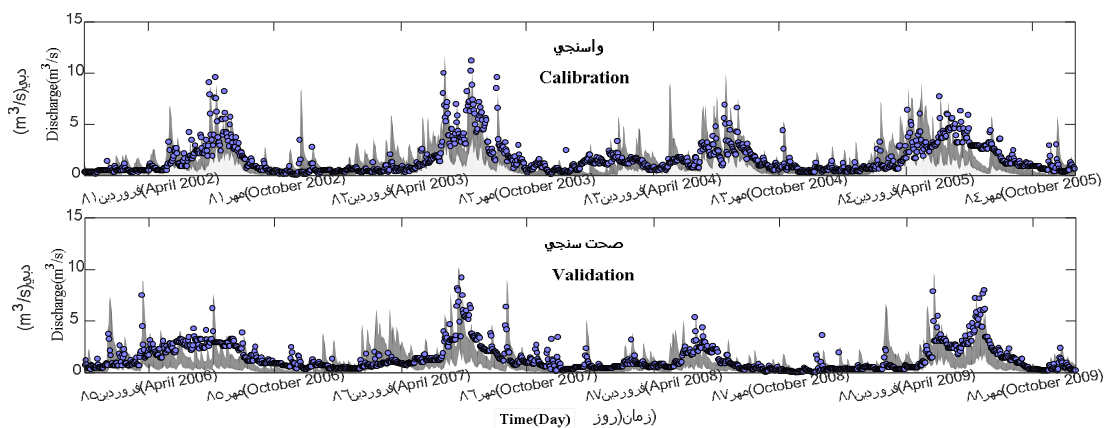
شکل ۸- پارامترهای نرمال‌سازی شده به کاررفته در مدل (الف) HyMod و (ب) HBV. رنگ خاکستری کل پارامترها و رنگ مشکی پارامترهای رفتاری هستند.

Figure 8. Normalized parameters in (a) HyMod, (b) HBV models. Total parameters are shown in gray and the behavioral parameters are shown in black.



شکل ۹- سری زمانی داده‌های دبی مشاهداتی به همراه عدم قطعیت پیش‌بینی مدل HyMod در دوره (الف) واسنجی، (ب) صحت‌سنجی.

Figure 9. Streamflow hydrograph predictions and uncertainty bounds by HyMod Model for a) calibration and b) validation periods.



شکل ۱۰- سری زمانی داده‌های دبی مشاهداتی به همراه عدم قطعیت پیش‌بینی مدل HBV در دوره (الف) واسنجی، (ب) صحت‌سنجی.

Figure 10. Streamflow hydrograph predictions and uncertainty bounds by HBV Model for a) calibration and b) validation periods.

جدول ۴- آماره‌های پارامترهای رفتاری به‌دست آمده از مدل HyMod.

Table 4. Some statistics of behavioral parameters of HyMod Model.

$R_q$	$R_s$	$\alpha$	$\beta$	$C_{max}$	ضریب تغییرات Coefficient of Variation	انحراف معیار Standard deviation	میانگین Mean	پارامتر Parameter
0.06	0.49	0.14	0.49	1.00	32.06	98.38	306.86	$C_{max}$
-	-	0.06	1.00	-	24.8	0.36	1.44	$\beta$
0.12	0.025	1.00	-	-	40.44	0.11	0.26	$\alpha$
-	-0.28	-	-	-	-	-	-	-
0.20	-	-	-	-	-	-	-	-

جدول ۵- برخی از آماره‌های پارامترهای رفتاری به‌دست آمده از مدل HBV.

Table 5. Some statistics of behavioral parameters of HBV Model.

MAXBAS	UZL	K2	K1	K0	PERC	FC	LP	BETA	CWH	CFR	CFMAX	Ts	ضریب تغییرات CV	انحراف معیار Std	میانگین Mean	پارامتر Parameter
0.01	0.04	0.04	0.02	0.04	-0.01	-0.01	-0.01	-0.02	0.04	0.03	0.03	1.00	-92.01	1.71	-0.02	Ts
0.01	-0.03	-0.01	0.02	0.02	0.03	-0.01	0.00	0.00	0.08	0.00	1.00	0.03	60.34	5.87	9.73	CFMAX
0.03	-0.02	0.01	0.00	-0.03	-0.02	0.02	0.00	-0.04	-0.04	1.00	-	0.03	59.00	0.29	0.49	CFR
-0.03	-0.04	-0.01	0.02	0.01	0.00	0.02	-0.05	0.05	1.00	-	-	0.04	57.69	0.23	0.40	CWH
-0.04	0.02	-0.09	-0.18	-0.01	-0.02	-0.45	0.16	1.00	-	-	-	-0.02	142.49	0.92	0.65	BETA
-0.01	0.04	0.01	0.00	-0.02	-0.02	-0.08	1.00	-	-	-	-	-0.01	28.51	0.20	0.70	LP
-0.03	-0.02	0.01	0.03	-0.01	0.07	1.00	-	-	-	-	-	-0.01	83.53	592.62	709.49	FC
0.02	-0.02	0.00	0.00	0.03	1.00	-	-	-	-	-	-	-0.01	57.23	28.18	49.24	PERC
-0.01	0.05	0.00	0.09	1.00	-	-	-	-	-	-	-	0.04	56.83	0.58	1.02	K0
0.26	0.03	-0.03	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	0.02	47.99	0.16	0.26	K1
-0.01	0.02	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.04	19.68	0.01	0.07	K2
-0.02	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.04	50.77	27.14	53.46	UZL
1.00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.01	38.34	1.44	3.75	MAXBAS

جدول ۷- معیار عملکردهای مختلف پیش‌بینی جریان مدل HBV.

Table 7- Efficiency measures of HBV model

معیار Measure	Calibration	Validation	جریان پایه Base Flow	پایه Rising Limb	پایه Recession	پیک Peak Discharge
RMSE	0.72	0.76	0.58	0.81	0.73	0.73
NSE	0.53	0.41	-	-	-	-
CORR	0.73	0.65	0.68	0.74	0.76	0.77
BIAS	-0.005	-0.006	0.04	-0.04	-0.02	-0.09
KGE	0.6	0.51	-	-	-	-
B	0.87	1.06	0.76	0.85	1.06	0.84
CR	55	54	65	44	56	42
RB	0.64	0.86	0.83	0.53	0.64	0.53
S	0.7	0.85	0.51	0.92	0.63	0.93
T	1.17	1.3	1.02	1.35	1.11	1.37
D	0.56	0.64	0.40	0.68	0.62	0.64
RD	0.50	0.55	0.59	0.46	0.43	0.45

جدول ۶- معیار عملکردهای مختلف پیش‌بینی جریان مدل HyMod.

Table 6- Efficiency measures of HyMod model

معیار Measure	Calibration	Validation	جریان پایه Base Flow	پایه Rising Limb	پایه Recession	پیک Peak Discharge
RMSE	0.82	0.75	0.53	0.90	0.90	0.81
NSE	0.73	0.66	-	-	-	-
CORR	0.88	0.86	0.85	0.88	0.85	0.88
BIAS	-0.01	-0.02	0.00	-0.03	-0.02	-0.06
KGE	0.75	0.67	-	-	-	-
B	1.15	1.00	0.90	1.25	1.32	1.24
CR	0.63	0.61	0.66	0.60	0.64	0.63
RB	0.70	0.73	0.89	0.65	0.64	0.65
S	0.56	0.60	0.55	0.62	0.48	0.56
T	1.05	1.09	1.05	1.10	0.99	1.06
D	0.51	0.48	0.35	0.61	0.57	0.56
RD	0.40	0.43	0.48	0.36	0.33	0.34

همبستگی زیادی وجود دارد که نشان می‌دهد، ظرفیت ذخیره بخش غیراشباع و ذخیره آب زیرزمینی نسبت به هم‌وابستگی دارند. در مورد مدل HBV در شکل

در جدول ۴، میانگین، انحراف معیار، ضریب تغییرات و همبستگی پارامترهای مدل HyMod آمده است. بر اساس این جدول، بین  $R_s$  و  $C_{max}$  نیز

(۱۰-ب) دوره واسنجی، بین (سه‌ماهه دوم) فروردین تا مهر ۸۵ نتایج ضعیفی ارائه کرد و دبی‌های شبیه‌سازی شده کم‌تری از دبی‌های مشاهده‌ای بود. در جدول‌های ۶ و ۷، به‌ترتیب، معیارهای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی جریان برای مدل‌های HyMod و HBV در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی و همچنین در چهار دسته جریان پایه، بازوی بالارونده، منحنی فروکش و دبی اوج هیدروگراف در دوره واسنجی ارائه شده است. جهت پیش‌بینی‌ها در این جداول از پارامترهای دارای بیشترین درست‌نمایی استفاده شد. شایان ذکر است واحد اندازه‌گیری معیارهای RMSE، BIAS، B و D، با دبی جریان  $(\frac{m^3}{s})$  یکسان است. همچنین حجم جریان در مدل HyMod در واسنجی ۹/۲٪- و صحت‌سنجی ۱۳/۳۶٪- و در مدل HBV واسنجی ۸/۳۵٪- و صحت‌سنجی ۱۰/۸۸٪- نسبت به دبی‌های مشاهده‌ای تفاوت داشت که نشان می‌دهد که حجم جریان محاسباتی در هر دو مدل و هر دو دوره، از حجم مشاهده‌ای کم‌تر است. این نکته را هم‌چنین از BIAS منفی در هر دو مدل و هر دو دوره می‌توان استنباط نمود. به‌طورکلی می‌توان نتیجه گرفت که میزان جریان مشاهده‌ای حوضه از میزان جریان محاسباتی مدل‌ها بر اساس پالس‌های بارش ورودی میانگین، بیش‌تر است. با توجه به نتایج معیارهای NSE و KGE، مدل HyMod کارایی بالاتری از HBV داشته و اختلاف این دو معیار در مدل‌ها، در حدود ۰/۱ بین دوره واسنجی و صحت‌سنجی است. معیار CORR که بیانگر پراکنش داده‌های مشاهده‌ای و محاسباتی از یکدیگر است، در مدل HyMod بهتر و بین دوره‌ها ثابت‌تر از مدل HBV است. بر اساس مقدار CR در این دو جدول، درصد داده‌های مشاهده‌ای پوشش داده‌شده در مدل HyMod بیش‌تر از مدل HBV بوده

(۸-ب) نیز پارامتر BETA و  $K_1$  نسبت به سایر پارامترها قابل‌تشخیص‌ترند. پارامتر BETA مشابه پارامتر  $\beta$  در مدل HyMod است که در آنجا هم این پارامتر همان‌طور که در جدول ۴ آمده بود، ضریب تغییرات پایین‌تری داشت که به معنی تشخیص‌پذیری بالاتر (عدم قطعیت کم‌تر) است. در جدول ۵ نیز آماره‌های مختلف پارامترهای مدل HBV ارائه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، اکثر این پارامترها نسبت به یکدیگر همبستگی کمی دارند و نشان می‌دهد پارامترها خوب تعریف‌شده‌اند، اما به‌خاطر ضریب تغییرات نسبتاً بالای آن‌ها، تشخیص آن‌ها در حوضه موردنظر مشکل است. به‌طورکلی، چنین به‌نظر می‌رسد که عدم قطعیت بالای پارامترهای دو مدل، به‌دلیل این است که در روش GLUE، عدم قطعیت در بخش‌های مختلف مدل، همگی در پارامترها خلاصه می‌شود و منابع دیگر عدم قطعیت، به‌صورت ضمنی، در پارامترها گنجانده شده‌اند.

(۵) عدم قطعیت در پیش‌بینی دو مدل: شکل‌های (۹-الف) و (۹-ب) باندهای عدم قطعیت در پیش‌بینی رواناب مدل HyMod و (۱۰-الف) و (۱۰-ب) همین نتایج برای مدل HBV است. بر مبنای این شکل می‌توان نتیجه گرفت که کارایی هر دو مدل، در دوره صحت‌سنجی، افت قابل‌توجهی پیدا نکرده است و پارامترهایی که به‌وسیله روش GLUE در دوره واسنجی (بدون داشتن اطلاعاتی از دوره صحت‌سنجی) به‌عنوان پارامترهای رفتاری تشخیص داده شده، در دوره صحت‌سنجی عملکرد مشابهی را داشتند. مدل HyMod در هر دو دوره، داده‌های مشاهده‌ای بیش‌تری را (نسبت به مدل HBV) تحت پوشش قرار داده است. در طول دوره زمانی موردبررسی، مدل HBV مقدار دبی را کم‌تر از مقدار نظیر مشاهده‌ای به‌دست داد. در شکل (۱۰-الف) دوره صحت‌سنجی بین (سه‌ماهه دوم) فروردین تا مهر ۸۴ و در شکل



نامر سوم ولی تابع نرمال تابعی مرسوم است. این نتیجه از این لحاظ اهمیت دارد که در مراجع ذکر شده از مدل‌های بسیار ساده استفاده شده که توابع مرسوم در آن‌ها بهتر عمل نمودند؛ اما در این پژوهش که مدل‌های نسبتاً پیچیده‌تر با داده‌های واقعی به کار رفته است، تابع نامر سوم کلینگ-گوپتا بهتر عمل نموده است. ثانیاً با افزایش عامل شکل، در توابع راست‌نمایی، پهنای باندهای عدم قطعیت کاهش یافته اما داده‌های مشاهداتی تحت پوشش بیشتری از داخل باندها از دست رفته و روش GLUE، رفتاری مشابه روش‌های بهینه‌سازی پیدا می‌کند. ثالثاً مناسب‌ترین آستانه جداسازی پارامترهای رفتاری از غیررفتاری در حدود ۵ درصد کل تعداد شبیه‌سازی‌های به کار رفته بود. رابعاً عدم قطعیت پارامترهای هر دو مدل مورد استفاده، نسبتاً بالا بوده و تشخیص‌پذیری آن‌ها در شبیه‌سازی‌ها از کیفیت بالایی برخوردار نبود. دلیل آن، این واقعیت است که عدم قطعیت در بخش‌های مختلف مدل، در این روش، کلاً در پارامترها خلاصه می‌شود. ضریب همبستگی بین پارامترها اکثراً پایین بود که دلالت بر تعریف مناسب پارامترها دارد. خامساً مدل بارش-رواناب HyMod با پوشش حدود ۶۵ درصد داده‌های مشاهداتی، عملکرد نسبتاً بهتری نسبت به مدل HBV با پوشش حدود ۵۰ درصد داده‌های مشاهداتی برای حوضه چهل‌چای داشت. همچنین اختلاف کمی در کارایی هر دو مدل بین دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی وجود داشت که نشان می‌دهد روش به کار رفته از پایداری مناسبی برخوردار است. پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی از روش‌های نمونه‌گیری دیگری (که در این مقاله از روش چندوجهی لاتین استفاده شد) مورد بررسی قرار گیرد.

که در هر دو مدل، بیش‌ترین درصد به ترتیب در BF, RC, PD و RL اتفاق می‌افتد. عرض بازه‌ها (B و RB) در مدل HBV بیش‌تر از HyMod و بیش‌ترین عرض مربوط به جریان پایه است. مقادیر معیارهای تقارن S و T نشان می‌دهد دبی‌های مشاهداتی در دو مدل، بیش‌تر به حدود بازه‌ها نزدیک‌تر بوده و اکثراً در مرکز بازه‌ها قرار ندارند که با توجه به غیرخطی بودن مدل‌ها امری طبیعی است (۲۴). معیارهای انحراف از دبی‌های مشاهداتی D و RD نیز در مدل HBV بیش‌تر از HyMod است. به‌طور کلی، نکته دارای اهمیت، تفاوت عملکرد مدل‌ها در دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی است. تفاوت عملکرد مدل HyMod در دوره صحت‌سنجی و واسنجی نسبتاً بیش‌تر از تفاوت عملکرد مدل HBV در دو دوره بود. هرچه عملکرد مدل در دوره صحت‌سنجی بهتر باشد، مدل، استواری بیش‌تری داشته و در مقابل عدم قطعیت‌های مختلف مقاوم است. اما از طرفی معیارهای عملکرد در مدل HBV کمی ضعیف‌تر از مدل HyMod بود.

### نتیجه‌گیری کلی

در این مطالعه، روش برآورد عدم قطعیت تعمیم‌یافته دبی جریان حوضه رودخانه چهل‌چای با دو مدل HyMod و HBV ارزیابی شد. با توجه به نتایج می‌توان بیان نمود که برای حوضه آبریز چهل‌چای، تابع راست‌نمایی کلینگ-گوپتا نسبت به دیگر توابع راست‌نمایی نتایج نسبتاً بهتری داشت و تابع راست‌نمایی نرمال در رده بعدی قرار گرفت. این نکته با نتایج میرزایی و همکاران (۲۰۱۵) و یافته‌های وروخت و همکاران (۲۰۰۵) که در آن‌ها توابع درست‌نمایی نامر سوم ناپایدارتر بود، زاویه دارد (۱۴) و (۲۱). خاطر نشان می‌گردد که تابع کلینگ-گوپتا تابعی

منابع

1. Aghakouchak, A., and Habib, E. 2010. Application of a Conceptual Hydrologic Model in Teaching Hydrologic Processes. *Inter. J. Engin. Educ.* 26: 4. 1-11.
2. Beven, K. 1993. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Advances in Water Resources*, 16: 1. 41-51.
3. Beven, K. 2006. A manifesto for the equifinality thesis. In *Journal of Hydrology*. 320: 18-36.
4. Beven, K., and Binley, A. 1992. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6: 3. 279-298.
5. Beven, K., and Binley, A. 2014. GLUE: 20 years on. *Hydrological Processes*. 28: 24. 5897-5918.
6. Beven, K., and Freer J. 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *J. Hydrol.* 249: 1-4. 11-29.
7. Beven, K.J. 2012. Rainfall-runoff modelling: the primer. *Rainfall-Runoff Modelling: The Primer: Second Edition*, Wiley-Blackwell, Pp: 18-19.
8. Freer, J., Beven, K., and 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: 7. 2161-2173.
9. Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K., and Martinez, G.F. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J. Hydrol.* 377: 1-2. 80-91.
10. Hamraz, B., Akbarpour, A., and Pourreza-Bilondi, M. 2016. Assessment of parameter uncertainty of MODFLOW model using GLUE method (Case study: Birjand plain). *J. Water Soil Cons.* 22: 6. 61-79. (In Persian)
11. Jafarzadeh, M., Rouhani, H., Salmani, H., and Fathabadi, A. 2016. Reducing uncertainty in a semi distributed hydrological modeling within the GLUE framework. *J. Water Soil Cons.* 23: 1. 83-100. (In Persian)
12. Kuczera, G., Kavetski, D., Franks, S., and Thyer, M. 2006. Towards a Bayesian total error analysis of conceptual rainfall-runoff models: Characterizing model error using storm-dependent parameters. *J. Hydrol.* 331: 1-2. 161-177.
13. Mantovan, P., and Todini, E. 2006. Hydrological forecasting uncertainty assessment: Incoherence of the GLUE methodology. *J. Hydrol.* 330: 1-2. 368-381.
14. Mirzaei, M., Huang, Y.F., El-Shafie, A., and Shatirah, A. 2015. Application of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) approach for assessing uncertainty in hydrological models: a review. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 29: 5.
15. Montanari, A. 2005. Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 41: 8. 1-13.
16. Moore, R.J. 2007. The PDM rainfall-runoff model. *Hydrology and Earth System Sciences*. 11: 1. 483-499.
17. Pourreza-Bilondi, M., Akhoond Ali, A., Ghahraman, B., and Telvari, A. 2014. Uncertainty Analysis a single event distributed rainfall-runoff model with using two different Markov Chain Monte Carlo methods. *J. Water Soil Cons.* 21: 5. 1-26. (In Persian)
18. Ratto, M., Tarantola, S., and Saltelli, A. 2001. Sensitivity analysis in model calibration: GSA-GLUE approach. *Computer Physics Communications*. 136: 3. 212-224.
19. Sloto, R., and Crouse, M.Y. 1996. Hysep: a computer program for streamflow hydrograph separation and analysis. U.S. Geological Survey Water-Resources Investigations Report. 96-4040, 54.
20. Stedinger, J.R., Vogel, R.M., Lee, S.U., and Batchelder, R. 2008. Appraisal of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) method. *Water Resources Research*. 44: 12. 1-17.

21. Vrugt, J.A., Diks, C.G.H., Gupta, H.V., Bouten, W., and Verstraten, J.M. 2005. Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: Combining the strengths of global optimization and data assimilation. *Water Resources Research*. 41: 1. W01017.
22. Whittle, P. 1953. Estimation and information in stationary time series. *Arkiv För Matematik*. 2: 5. 423-434.
23. Xiong, L., Wan, M., Wei, X., and Connor, K.M. 2009. Indices for assessing the prediction bounds of hydrological models and application by generalized likelihood uncertainty estimation. *Hydrol. Sci. J.* 54: 5. 852-871.



## Appraisal of the Generalized Likelihood Uncertainty Estimation in HyMod and HBV models (Case study: Chehelchai catchment in Golestan province)

\*M.M. Moayeri<sup>1</sup> and Y. Dinpajooh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Ph.D. Graduate, Dept. of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz,

<sup>2</sup>Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz

Received: 12.05.2017; Accepted: 02.13.2018

### Abstract

**Background and Objectives:** In hydrology, the frequent ill-posed Inverse problems suffer from overfitting which leads to omitting the model parameters with less outputs fitness to observations. These parameters might have better fitting during other periods. They should not be rejected but should be considered in some way. Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) is one solution.

**Materials and Methods:** In this study, GLUE has been used for uncertainty estimation of two rainfall-runoff model. In the method, an informal likelihood function with a subjective threshold is used for selecting a set of behavioral parameters and then predictive uncertainty bounds are estimated from these parameter outputs. The GLUE is applied for ChehelChai Catchment, located in North east of Iran, Golestan province. HyMod (HYdrologic MOdel) and HBV (Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning) lumped models were used for catchment modeling with six likelihood functions including Inverse Variance (IV), Nash-Sutcliffe (NSE), Kling-Gupta (KGE), Whittle, Normal with homoscedastic error variance and Normal with heteroscedastic error variance.

**Results:** For appraisal of the GLUE method, the best likelihood function was selected and sensitivity analysis of different factors on the method was done. For the case study catchment, Inverse Variance (IV), Kling-Gupta (KGE) and Normal with homoscedastic error variance likelihood functions, regarding to their relative answers, was selected for subsequent assessments. The sensitivity analysis of the partitioning threshold between behavioral and non-behavioral parameters showed the 5 percent of simulations are suitable. Increasing shape factor devotes more weight to parameters with better goodness of fit and makes the GLUE to act more like an optimization method. Parameter uncertainty analysis showed low correlation among parameters which implies that both model parameters are well defined, but high coefficient of variation implies that identifiability of the parameters are low. Uncertainty bounds calculated by applying the GLUE method covered 62 percent of observation for HyMod model and 55 percent for HBV model. For base-flows, the prediction bounds were widest among other components of hydrograph.

**Conclusion:** Considering the results, it can be indicated that the GLUE method is sensitive to likelihood function, the partitioning threshold between behavioral and non-behavioral parameters and also the assessed model because by changing from case to case, different results could be achieved. For Chehelchai catchment, the Kling-Gupta likelihood function was the best

---

\* Corresponding Author; Email: moayeri.mehdi@yahoo.com

among other assessed likelihood functions, the best threshold was 5 percent of number of simulations and among applied models, HyMod had better results compared to HBV model. Parameter uncertainty estimated by the GLUE method is high, because total uncertainty of different elements of model is projected to parameter uncertainty. Simplicity and relatively preventing from overfitting are some advantages of the method.

**Keywords:** Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE), Likelihood function, HyMod and HBV lumped models

