



Simulation of Parametric Uncertainty of Hydrological Models Using UNEEC-P Framework: Monthly Water Balance Model Case Study

M. Nasseri^{1*} and A. Ahmadi²

Abstract

Efforts to achieve suitable estimation of parametric or the structural uncertainty of mathematical or conceptual frameworks have led to development of various probabilistic, possibilistic, and innovative methods. In this paper, uncertain parametric behavior in a monthly water balance model has been studied using the structure of the UNEEC-P method. In the approach proposed by this paper and for the first time, instead of using a variety of regression methods to estimate the upper and lower uncertain bounds, the original conceptual model (monthly water balance model) has been used. The applied conceptual model is a three-parameter monthly water balance model and the case study of the paper is a small basin with an area of 82 square kilometers in southern France. Also, in order to evaluate the performance of the proposed method, Generalized Regression Neural Network (GRNN) has been used to evaluate the results of the conceptual models. The estimation of parametric uncertainty has been used to simulate the results of GLUE method in a Confidence Level (CL) equal to 90%. In order to measure the accuracy and validity of the new mechanism proposed in this study, in addition to the usual evaluation indicators of similarity and dissimilarity, the AIC index is also used, and different statistical indicators such as Mean Square Error (MSE), Normal Mean Square Error (NMSE), Nash-Sutcliffe (NS), Correlation Coefficient (CC), and AIC demonstrate the better performance of proposed method comparing to the GRNN.

Keywords: Estimation of Uncertainty, UNEEC-P Model, Monthly Water Balance Model, GLUE, GRNN, France.

Received: April 29, 2018

Accepted: July 20, 2018

شبیه‌سازی عدم قطعیت پارامترهای مدل هیدرولوژیک با بهره‌گیری از چهارچوب UNEEC-P: مطالعه موردی مدل بیلان آبی ماهانه

محسن ناصری^{۱*} و آرمان احمدی^۲

چکیده

تلاش به منظور شبیه‌سازی عدم قطعیت متأثر از پارامترها و یا ساختار اصلی مدل ریاضی و یا مفهومی منجر به ارائه روش‌های مختلف احتمالاتی، امکانی و خلاقانه شده است. در مقاله حاضر با استفاده از ساختار UNEEC-P به تخمین رفتار غیرقطعی پارامتری در مدل بیلان ماهانه پرداخته شده است. نوآوری ارائه شده در این مقاله مبتنی بر استفاده از مدل مفهومی اصلی (مدل بیلان آبی ماهانه) به جای استفاده از مدل‌های رگرسیونی به منظور تخمین حد بالا و پایین غیر قطعی نتایج است. مدل مفهومی مورد استفاده، مدل بیلان آبی ماهانه با سه پارامتر است که در حوضه آبریزی کوچک با مساحت ۸۲ کیلومتر مربع در جنوب فرانسه مورد استفاده قرار گرفته تا نتایج عدم قطعیت پارامتری حاصل از استفاده روش GLUE و در دامنه غیر قطعی [۹۵،۵] شبیه‌سازی شود. همچنین به منظور ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی نتایج حاصل از مدل بیلان با نتایج مدل رگرسیون عمومی شبکه عصبی مصنوعی (GRNN) مقایسه شده است. با هدف ارزیابی دقت و اعتبار آماری سازوکار نوین پیشنهادی در این مقاله، علاوه بر شاخص‌های ارزیابی معمول تشابه و عدم تشابه، از شاخص AIC نیز استفاده شده است. مشخصات آماری متعددی همچون میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین مربعات خطای نرمال شده (NMSE)، شاخص Nash-sutcliffe، ضریب همبستگی و AIC دال بر مطلوبیت بیشتر استفاده از روش ارائه شده و همچنین بهبود نتایج حاصل از ساختار مفهومی ارائه شده در مقایسه با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی به تفکیک دوره کالیبدن و ارزیابی است.

کلمات کلیدی: ارزیابی عدم قطعیت، مدل UNEEC-P، مدل بیلان ماهانه، GLUE، GRNN، فرانسه.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۷/۲/۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۴/۲۹

1- Assistant Professor, School of Civil Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: mnasseri@ut.ac.ir

2- M.Sc. Student, School of Civil Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

*- Corresponding Author

۱- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

*- نویسنده مسئول
بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان بهار ۱۳۹۸ امکانپذیر است.

این خصوص در ادبیات فنی تحقیقات قابل ملاحظه‌ای یافت نمی‌شود (Hamilton and Moore, 2012).

در خصوص عدم قطعیت ناشی از ساختار مدل‌ها، ادبیات فنی در عرصه‌های مختلف یک فرگشت فنی را تداعی می‌کند، که ارائه مثالی در دامنه هیدرولوژی و رابطه بارش و رواناب راهگشا است. این که کدام ساختار مفهومی و روابط ریاضی سهم برف را از بارش با توجه به عواملی همچون دما (متوسط یا کمینه و بیشینه) و یا تبخیر-تعرق پتانسیل و واقعی، آب در دسترس و تبخیر از تشت بیان نموده‌اند، از گذشته مورد توجه محققان بوده است. همچنین مهمترین رابطه ریاضی در خصوص بارش-رواناب، معادله بیلان رطوبتی یا پیوستگی جرمی است که روایت‌های ساده یا پیچیده آن مبنای بسیاری از مدل‌های تجاری هیدرولوژیکی همچون Mike-SHE، HEC-HMS و SWAT بوده و هست (Singh and Woolosher, 2002). اما امروزه در مجامع تحقیقاتی صحبت از استفاده از روابط پایه‌ای دیگری در شبیه‌سازی هیدرولوژیکی است و برخی رفتار حوضه‌های آبریز را از جنس توابع پایه ضربه و دلتای دیراک که تغییرات بزرگ را در بعد کوچک تبیین می‌کنند، می‌دانند. این تغییر گفتمانی گرچه هنوز در ابتدای راه است اما به اندازه‌ای مهم است که نگاه سنتی حاکم بر تعادل جرمی رطوبت را با چالش روبه‌رو می‌نماید (Spence, 2010; Krause et al., 2015). البته این، تنها یک مورد از موارد متعددی است که شناخت قطعی موجود در مکانسیم حرکت رطوبت و بارش را در حوضه آبریز، با ابهام شناختی مواجه می‌سازد.

حال با هدف دسته‌بندی و گونه‌شناسی روش‌های ارائه شده در ارزیابی عدم قطعیت، سه خانواده کلی قابل شناسایی است که در هر یک نوآوری‌های متعددی قابلیت بررسی دارند. این روش‌ها غالباً به عنوان رویکردهای احتمالاتی، امکانی و ترکیبی دسته‌بندی می‌شوند. به منظور بررسی هر یک از منابع عدم قطعیت فوق (به صورت مجزا و یا تلفیقی)، محققین روش‌های متنوع و مختلفی را پیشنهاد داده‌اند که در شکل ۱ ارائه شده است (Nasseri et al., 2013; Nasseri et al., 2014). رویکردهای ارزیابی عدم قطعیت ارائه شده در شکل ۱، در کنار مزایای خویش به طور قطع کاستی‌هایی نیز در ساختار و یا رویه محاسباتی خود دارند که البته برخی از محققین نیز به برخی از آنها اشاره کرده‌اند (Montanari, 2011).

در میان روش‌های دسته اول ارائه شده در شکل ۱، رویکرد ارزیابی عدم قطعیت¹ GLUE از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است که در زمره محبوبترین روش‌های ارزیابی عدم قطعیت مبتنی بر نمونه‌برداری است.

امروزه یکی از مهم‌ترین ابعاد شبیه‌سازی پدیده‌های طبیعی، ارزیابی عدم قطعیت و تشخیص الگوی حاکم بر نامعینی مفهومی، ساختاری و یا عددی است که با نتایج شبیه‌سازی آن پدیده عجین شده است. طبیعتاً مدل‌سازی‌های اقلیمی و هیدرولوژی نیز از این قاعده مستثنی نیستند و بررسی رفتار غیرقطعی آن‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این که الگوی واقعی حاکم بر رفتار یک پدیده چیست و پاسخ آن احتمالاً در چه دامنه‌ای (به شرط ثبات یا عدم ثبات عوامل محرک آن) نوسان خواهد کرد، از مواردی است که امروزه بیش از گذشته با هدف تدقیق مواجهه با عوامل طبیعی مخرب (همانند سیل، خشکسالی و زلزله)، کنترل سوانح (کنترل سیلاب و برنامه‌های اقدام سریع در مواقع اضطراری) و تدقیق این دست از برنامه‌ریزی‌ها با لحاظ عوامل عدم قطعیت، مورد توجه قرار گرفته است. چنانچه عدم قطعیت در یک جمله خلاصه شود، می‌توان آن را انعکاس نادانسته‌ها (چه مشخصاتی که موجود است و نمی‌دانیم و چه مواردی که از بودن و یا تأثیر آنها مطمئن نیستیم) در فرآیند مدل‌سازی دانست (Montanari, 2007). علاوه بر ساختار مدل ریاضی مورد استفاده و پارامترهای آن، مقادیر متغیرهای ورودی مدل و احیاناً خروجی‌های مشاهده‌ای (و دقت آنها) را باید به عنوان منابع عدم قطعیت در نظر گرفت. بر این اساس، منابع عدم قطعیت تأثیرگذار بر مدل‌سازی هیدرولوژی یک حوضه آبریز و یا محدوده مطالعاتی و یا هر مدل‌سازی ریاضی دیگر، اغلب در چهار دسته زیر قابل بررسی است:

- عدم قطعیت در ورودی‌های مدل
 - عدم قطعیت در ساختار مدل
 - عدم قطعیت در پارامترهای مدل
 - عدم قطعیت در مقادیر مشاهداتی (هدف مدل‌سازی)
- به منظور بررسی هر یک از منابع عدم قطعیت فوق (به صورت مجزا و یا تلفیقی)، محققین روش‌های متنوع و مختلفی را پیشنهاد داده‌اند. غالب تحقیقات انجام شده در زمینه عدم قطعیت، ابهام در ساختار و پارامترهای مدل و یا هر دو آن را مورد بررسی قرار می‌دهند و در گزارش‌های کمتری به بررسی عدم قطعیت ورودی‌های مدل و در موارد معدودتری به بررسی عدم قطعیت موجود در خروجی‌های مدل پرداخته شده است (Arnaud et al., 2011; Maskey et al., 2004). عدم قطعیت در ورودی‌ها را هر یک از محققین بر اساس درک خود از عدم قطعیت و با رویکردهای منتخب خویش که بر مفروضات خاص استقرار یافته، مورد بررسی و دسته‌بندی قرار داده‌اند. البته عدم قطعیت در مقادیر مشاهداتی و به عبارت دیگر خروجی مدل نیز از مواردی است که به ندرت مورد بررسی محققین بوده و در

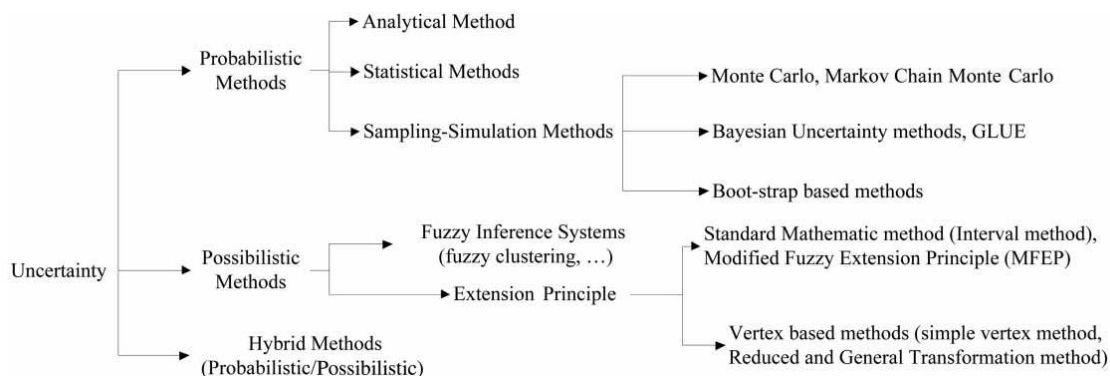


Fig. 1- Categorization of different uncertainty estimation methods in modeling

شکل ۱- دسته‌بندی روش‌های مختلف ارزیابی عدم قطعیت در مدل‌سازی (Nasseri et al., 2013; Nasseri et al., 2014)

قطعیت ناشی از پارامترهای مدل می‌پردازد و در این مسیر از روش‌های رگرسیونی همچون شبکه عصبی به منظور این تخمین بهره می‌گیرد. لازم به ذکر است که ساختار UNEEC-P در ادبیات فنی ارزیابی عدم قطعیت آن‌چنان مورد توجه نبوده و مگر موارد ذکر شده در فوق، شواهدی دیگر از استفاده از آن در ادبیات فنی یافت نشده است.

در مقاله حاضر برای اولین بار از مدل مفهومی اصلی (در این مقاله، مدل بیلان آبی ماهانه) به عنوان مدل تخمین حدود بالا و پایین بازه عدم قطعیت استفاده شده است. به عبارت دیگر به جای استفاده از انواع روش‌های رگرسیونی، خود مدل مفهومی بیلان به منظور شبیه‌سازی تخمین بازه‌ها کالبدیه شده است. چنین شیوه‌ای در ارزیابی عدم قطعیت با استفاده از چارچوب مفهومی UNEEC-P بی‌سابقه است. نتایج حاصل از روش جدید، با مقادیر به دست آمده از رویکرد GLUE مقایسه شده است. همچنین به منظور ارزیابی مطلوبیت استفاده از مدل مفهومی در شبیه‌سازی حدود غیر قطعی (حد پایین و بالای اطمینان‌پذیری) مد نظر، یک بار هم از روش رگرسیون عمومی شبکه عصبی مصنوعی (GRNN³) برای تخمین حدود بالا و پایین بازه‌های غیرقطعیت استفاده شده (Araghinejad, 2013) تا توانمندی استفاده از مدل مفهومی بیلان در این خصوص مورد ارزیابی قرار گیرد. در ادامه علاوه بر تشریح روش‌های مورد استفاده و توسعه داده شده در ارزیابی عدم قطعیت، به ارائه توضیحات در خصوص مدل بیلان آبی ماهانه و منطقه مورد مطالعه نیز پرداخته شده است.

۲- مواد و روش‌ها

در این قسمت به مواد و روش‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر بصورت مشروح اشاره شده است. در ابتدا، مواد مورد استفاده و سپس روش مورد استفاده در این تحقیق معرفی شده است.

این روش بر اساس رویکرد بنیادی مونت‌کارلو استقرار یافته و به خصوص در ارزیابی مدل‌سازی‌های هیدرولوژیک و محیط زیستی مورد توجه بوده است (Beven and binley, 1992; Beven, 2006). به طور کلی روش‌های مبتنی بر مونت‌کارلو، و به طور خاص رویکرد مدل‌های هیدرولوژیکی به کار رفته‌اند (Heidari et al., 2005; Samani and Asghari Moghaddam, 2016). روش GLUE به عنوان یکی از روش‌های مورد استفاده در این مقاله انتخاب شده است. از میان تبارشناسی ارائه شده در شکل ۱، نمونه‌ای از روش‌های ترکیبی که رویکردی خلاقانه در استقرار نظام محاسباتی و رفتاری در تبیین یک خصوصیت محیطی است، روش UNEEC² است که توسط سولوماتین و همکاران ارائه شده است (Shrestha and Solomatine, 2006; Solomatine and Shrestha 2009). با توجه به شیوه و اسلوب مورد استفاده در این روش، می‌توان انتظار داشت که توانایی ارزیابی عدم قطعیت کلی را دارد که در آن اثر غیر قطعی مجموع عوامل حاکم بر ایجاد عدم قطعیت را به صورت یک‌جا مورد سنجش قرار می‌دهد و این سنجش نیز مبتنی بر پایه تحلیل خطای مقادیر مشاهداتی و محاسباتی است. به عبارت دیگر، این روش یک رویکرد آماری در ارزیابی عدم قطعیت است که از تکنیک‌های فراگیری ماشین (مانند شبکه عصبی مصنوعی) به منظور استحصال تابع توزیع احتمال و یا بازه پیش‌بینی با در نظر گرفتن حد اطمینان مطلوب (مثلاً ۹۰ درصد) بهره می‌برد. برای ارزیابی عدم قطعیت با این روش، از سری زمانی خطای مدل (تفاضل محاسباتی و مشاهداتی) استفاده می‌شود. روش UNEEC در دامنه ارزیابی عدم قطعیت پارامترهای مدل، دارای هم‌خانواده‌ای است که تشابه محاسباتی زیادی با این روش دارد و در ادبیات فنی UNEEC-P نامگذاری شده است (Pianosi et al., 2009). این روش با توجه به تحلیل خطا و استفاده از رویکردی تکراری همچون مونت‌کارلو به تحلیل عدم

۱-۲- مواد پژوهش

می‌شوند که از ترکیب روش‌های احتمالاتی و امکانی (و گاه خلاقانه و غیر متداول) در تبیین ساختار پیشنهادی خویش بهره برده‌اند. در این روش‌ها معمولاً به شکلی دو بخش امکانی و احتمالاتی با سازوکاری متجانس با یکدیگر ترکیب شده و در نهایت نتایج ارزیابی و یا شبیه‌سازی عدم قطعیت به دست خواهد آمد. شاخص‌ترین روش ارائه شده در این خصوص، در مطالعات هیدرولوژیکی، رویکرد پیشنهادی سولوماتین و شرستا (Shrestha and Solomatine, 2006; Solomatine and Shrestha, 2009) است. در این روش پیشنهادی که با نام اختصاری UNEEC شناخته می‌شود، ارتباطی بین برخی از ورودی‌ها و یا حتی پارامترهای حالت^۴ موجود در ساختار مدل (در صورت وجود) و همچنین خروجی نهایی، با مقادیر باقی‌مانده (تفاضل مشاهداتی و محاسباتی) تشخیص داده می‌شود. در مرحله بعد، برای پیش‌بینی مقدار باقی‌مانده در گام‌های زمانی بعدی (داده‌های مشاهده نشده) از ارتباط ریاضی کشف شده فی‌مابین پارامترهای فوق و مقدار باقی‌مانده در مرحله قبل استفاده خواهد شد. در شکل ۳ به صورت اجمالی مراحل اجرایی رویکرد UNEEC ارائه شده است. مراحل مورد اشاره در این نمودار گردش در گام‌های اساسی زیر است:

منطقه انتخاب شده به منظور بررسی به عنوان منطقه مطالعاتی در این مقاله، حوضه‌ای کوچک با مساحت ۸۲ کیلومتر مربع واقع در منطقه آدرگرون (مرکز فرانسه) تا ایستگاه هیدرومتری پونت مائوساک است. این حوضه در مطالعات متعددی مورد بررسی و استفاده قرار گرفته است (Perrin et al., 2001). موقعیت قرارگیری محلی و ملی این حوضه در شکل ۲ ارائه شده است. این حوضه دارای بارش ماهانه کمینه و بیشینه ۲/۸ تا ۴۳۹/۵ میلی‌متر و تبخیری معادل ۱۲/۹ تا ۱۳۱/۹ و رواناب معادل ۰/۳ تا ۲۵۷ میلی‌متر بر کیلومتر مربع در ماه است. طول آماری اطلاعات مورد استفاده از ژانویه ۱۹۵۴ تا ژانویه ۱۹۹۶ است که دارای دقت زمانی ماهانه است. لازم به ذکر است که این منطقه در تحقیق ناصری و همکاران نیز مورد استفاده بوده است (Nasseri et al., 2013).

۲-۲- روش انجام تحقیق

بر اساس روش‌شناخت ارائه شده در خصوص ارزیابی عدم قطعیت، رویکردهای ترکیبی در ارزیابی عدم قطعیت به روش‌هایی اطلاق

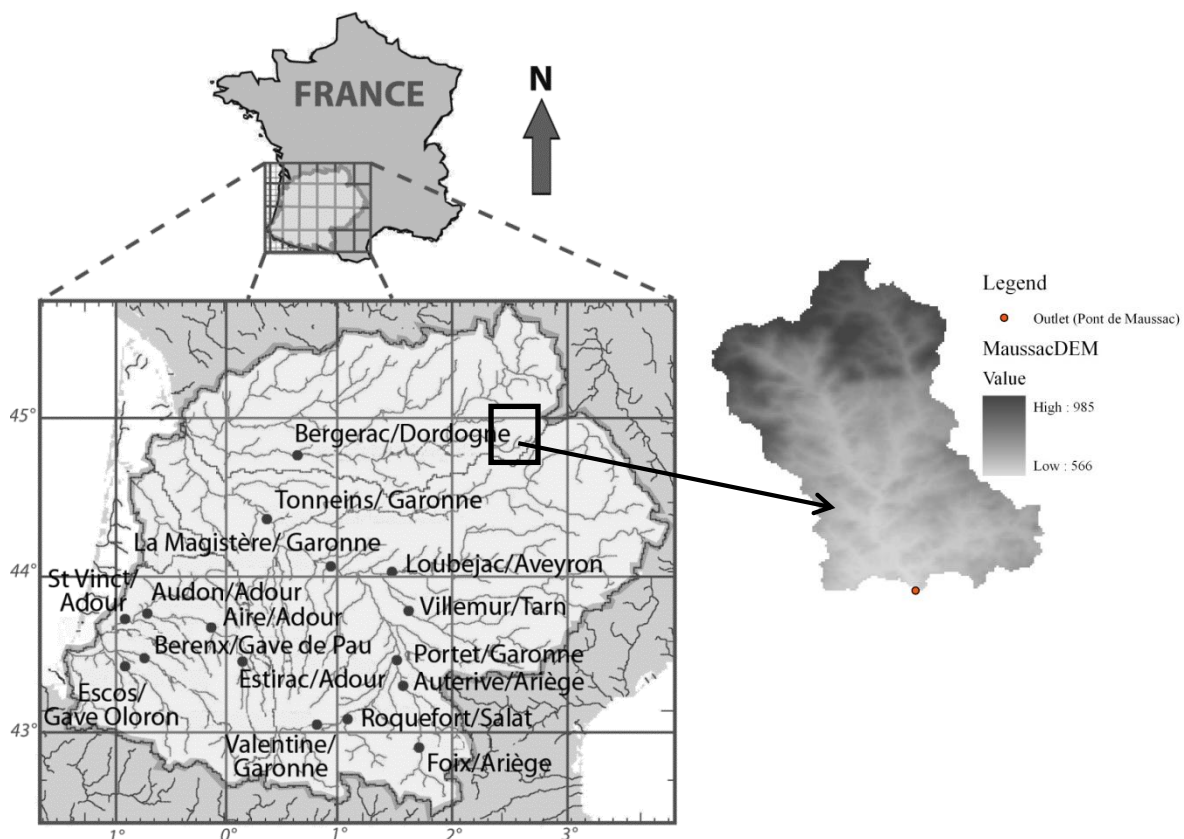


Fig. 2- Location of the basin of the Pont de Maussac hydrometric station in Adour-Garonne, France

شکل ۲- موقعیت قرارگیری حوضه منتهی به ایستگاه هیدرومتری پونت مائوساک در منطقه آدرگرون، فرانسه

۱- ابتدا باید مدل با استفاده از مقادیر مشاهداتی موجود در بازه زمانی مورد نظر به منظور ارزیابی (به طور معمول از ۷۰ درصد داده‌های موجود برای ارزیابی و از ۳۰ درصد باقی‌مانده برای اعتبارسنجی استفاده می‌شود) بهینه شده و پارامترهای بهینه مدل به منظور تأمین حداکثر مشابهت خروجی (پاسخ قطعی مدل) و مقادیر مشاهداتی تعیین شوند. همچنین در این گام متغیرهای ورودی و یا حالتی که بیشترین همبستگی و تشابه عددی با مقادیر باقی‌مانده (تفاوت مقادیر مشاهداتی و محاسباتی) را دارند نیز تعیین خواهند شد.

۲- در گام دوم، فضای ورودی (شامل ورودی‌ها و پارامترهای حالت منتخب و مقادیر محاسباتی) به بهترین تعداد دسته‌های موجود تقسیم خواهد شد. سپس توزیع تجربی باقی‌مانده‌های متناظر با هر یک از دسته‌های مورد نظر تعیین خواهد شد.

۳- در گام بعدی، با استفاده از مدل توسعه داده شده، سطح اطمینان مورد نظر تعیین می‌شود. سپس با پاسخ قطعی مدل تجمیع شده و در نهایت پاسخ غیر قطعی مدل مربوطه ارائه می‌شود.

۴- مدل‌های مختلفی به منظور تعیین حدود غیر قطعی (حد بالا و پایین) به کار گرفته شده است. روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و یادگیری نمونه محور پایه با استفاده از دسته‌بندی اطلاعات از دسته روش‌های مورد استفاده در این گام است.

آن‌گونه که در فوق اشاره شد، این روش دارای دو وجه احتمالاتی و امکانی است و بر اساس ترکیبی از این دو روش، عملکرد مدل استقرار یافته است. همچنین با توجه به ساختار توضیح داده شده و عملکرد این روش ارزیابی به وضوح می‌توان استنباط کرد، که روش فوق تنها ارزیابی جامع عدم قطعیت را انجام می‌دهد (و نه لزوماً ساختار، پارامتر و یا مقادیر ورودی).

در روش تکمیلی که تحت عنوان مدل UNEEC-P ارائه شده است، ظرفیت لازم به منظور ارزیابی عدم قطعیت با لحاظ عدم قطعیت پارامتری نیز لحاظ شده است. شاید مهمترین تفاوت این دو روش، ایجاد بانک اطلاعاتی است. در روش اصلی (UNEEC) در گام اول بر اساس خطای موجود، متغیرهای مؤثر در آن خطا شناخته می‌شوند و مدلی بر اساس خطای مدل و متغیرهای مرتبط ایجاد می‌شود که مقدار خطای محاسباتی (حد بالا و پایین) را تخمین زده و پاسخ غیر قطعی را با جمع حد بالا و پایین خطا با مقدار محاسباتی به دست خواهد آمد. اما در روش جدید (UNEEC-P)، با استفاده از روشی همانند مونت کارلو و یا GLUE، برای پارامترهای مدل دامنه غیر قطعی شناسایی شده و پاسخ غیرقطعی متناظر (حد بالا و حد پایین) محاسبه خواهد شد. با به‌کارگیری یکی از روش‌های شناخته شده رگرسیونی، دو مدل که

مقادیر حد بالا و پایین غیر قطعی متناظر با هر ورودی را معین نمایند آموزش داده شده و شبیه‌سازی انجام می‌شود. با داشتن این دو مدل، به ازای هر مشخصه ورودی (متغیرهای ورودی) می‌توان دامنه غیر قطعی بر اساس خصوصیات تنظیم شده در روش مونت کارلو و یا GLUE را تخمین زد، بدون آن که نیازی به رجوع به مدل اصلی احساس شود. جزئیات این روش در نمودار گردش شکل ۴ ارائه شده است. در مقاله حاضر، پیشنهاد استفاده از مدل مفهومی اصلی به جای مدل رگرسیون (ماشین بردار پشتیبان، هوش مصنوعی و فازی و غیره) که جزء پیشنهاد توسعه‌دهندگان اصلی است، ارائه شده است. این جایگزینی در مدل تخمین حدود عدم قطعیت برای اولین بار در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته و دقت و اعتبار پاسخ‌های به دست آمده از این رویکرد نشان از برتری آن دارد. در این تغییر، ساختار مفهومی مورد استفاده (مدل بیلان آبی ماهانه) به منظور رسیدن به پاسخ غیر قطعی مدل بیلان با سطح اطمینان‌پذیری مدنظر و ناشی از مدل آماری GLUE، کالیبره شده و دو مجموعه پارامتر برای رسیدن به این هدف محاسبه شده است.

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی در چهارچوب ارزیابی عدم قطعیت، مدل بیلان آبی ماهانه با سه پارامتر در نظر گرفته شده است. مدل بیلان آبی (ماهانه) مدنظر در سال ۲۰۰۲ توسط گو و همکارانش توسعه پیدا کرده و با توجه به ساختار آن، شکل ۵، و همچنین محدوده‌هایی که توسعه‌دهندگان به کار گرفته‌اند، قابلیت به‌کارگیری در مناطق مرطوب را داراست (Guo et al., 2002). این مدل دارای سه پارامتر اصلی است که در شکل ۵ نمودار گردش آن ارائه شده است. S_c ، C و S_1 پارامترهای مدل هستند که به ترتیب معرف ضریب تبدیل میزان تبخیر به تبخیر و تعرق پتانسیل، شاخص متعادل‌کننده رطوبت خاک و رطوبت اولیه خاک هستند. P_1 ، S_1 ، E_1 و Q_1 نیز به ترتیب معرف بارش ماهانه، میزان رطوبت خاک، تبخیر و تعرق، و رواناب در ماه t هستند.

۳- فرآیند مدل‌سازی

به منظور ارزیابی عدم قطعیت با روش مورد اشاره در فوق (روش UNEEC-P)، ابتدا باید بر اساس یکی از روش‌های ارزیابی عدم قطعیت (مثلاً روش GLUE)، دامنه غیر قطعی پارامترها و پاسخ مدل (رواناب ماهانه) را به دست آورد. لازم به ذکر است که صحت نتایج بعدی، کاملاً مبتنی بر توالی صحیح گام‌هایی است که در این قسمت به آن اشاره خواهد شد. به این منظور و از نتایج بدست آمده برای این حوضه آبریز در تحقیق قبلی انجام شده بهره گرفته شده است. در جدول ۱ پارامترهای بهینه مدل بیلان مورد استفاده در این حوضه آبریز ارائه شده است.

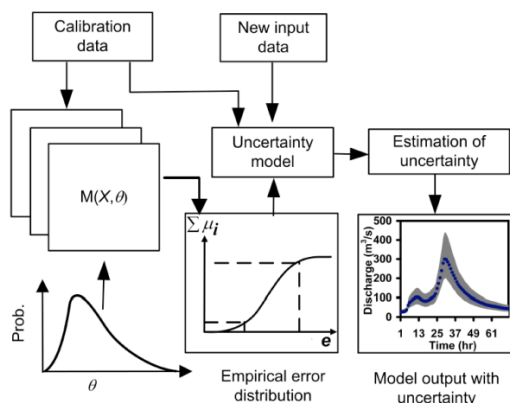


Fig. 4- Structure of UNEEC-P uncertainty estimation method

شکل ۴- ساختار گردش روش ارزیابی عدم قطعیت (Pianosi et al., 2009) UNEEC-P

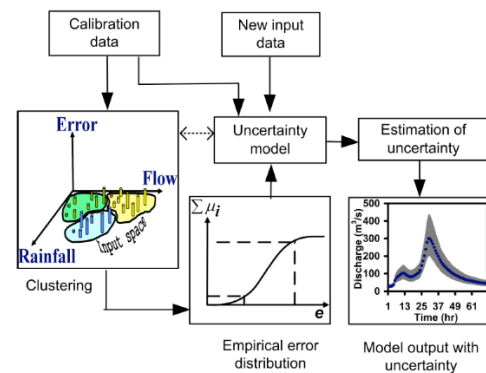


Fig. 3- Structure of UNEEC uncertainty estimation method

شکل ۳- ساختار گردش روش ارزیابی عدم قطعیت (Shrestha and Solomatine, 2006) UNEEC

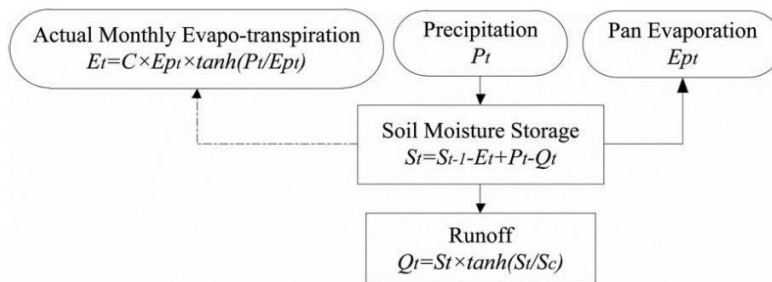


Fig. 5- Structure of the used monthly water balance model and its parameters (Guo et al., 2002)

شکل ۵- ساختار گردش مدل بیلان مورد استفاده و پارامترهای آن (Guo et al., 2002)

Table 1- Optimal values and uncertainty bonds of parameters based on GLUE method

جدول ۱- مقادیر بهینه و دامنه غیر قطعی پارامترها بر

اساس روش GLUE

Parameters	Optimal values	Upper and lower bonds	
		LB	UB
Abv.	NS=0.85		
C	1.238	0.724	1.499
Sc	1313.1	519.88	3427.99
S1	179.9	178	249.99

پس از محاسبه پاسخ غیر قطعی مدل در سطح اطمینان‌پذیری مطلوب و متداول (سطح اطمینان ۹۰ درصد) از نتایج غیرقطعی مدل GLUE که از حد پایین و بالا احتمال وقوع (یعنی حدود ۵ و ۹۵ درصد) تشکیل شده، گام بعدی برداشته خواهد شد. در این مرحله از پاسخ محاسبه شده غیر قطعی مدل GLUE (دو سری زمانی حد بالا و پایین متناسب برای هر ماه) به عنوان خروجی، و از تبخیر و تعرق و بارش (و رطوبت خاک در مدل بیلان بهینه به عنوان تنها متغیر حالت مدل مورد استفاده برای مدل GRNN) به عنوان ورودی استفاده شده است. با استفاده

با توجه به این که در این مدل احتیاج به دانستن مقدار رطوبت خاک در اولین گام است، این پارامتر نیز مورد بهینه‌سازی قرار گرفته است. لازم به ذکر است که به منظور بهینه‌سازی از یک الگوریتم ژنتیک ساده با ساختار ده-دهی و با مقدار نرخ جهش و تزویج ۰/۱ و ۰/۸ استفاده شده است. همچنین تعداد عضو در هر نسل ۱۰۰ و تعداد نسل‌های تولیدی برای رسیدن به پارامترهای بهینه معادل ۵۰۰ بوده که از ۳۵۰ نسل یکنواخت شده است.

سپس به عنوان دومین گام، به شبیه‌سازی ارزیابی عدم قطعیت با استفاده از روش GLUE پرداخته شده است. برای این منظور ابتدا باید سطح مطلوبیت را معین نمود که با توجه به بهترین جواب به دست آمده در جدول ۱، مقدار ۰/۷ شاخص Nash-Sutclif (NS) به عنوان حد مطلوبیت انتخاب شده و نمونه‌های تصادفی تولیدی (با توزیع یکنواخت و دامنه مناسب) که مطلوبیت حداقل ۰/۷ را تأمین نکنند، حذف خواهند شد. با این حد مطلوبیت، ۵۰۰۰۰ نمونه تولید شده که برای آن‌ها مقادیر کمینه و بیشینه پارامترهای مدل بیلان در ستون‌های سوم و چهارم جدول ۱ ارائه شده است.

غیرقطعی در رفتار خود بروز نداده و به همین جهت است که هیستوگرام این پارامتر مؤید رفتاری یکنواخت در توزیع پسینی^۷ حاکم بر مقادیر پذیرفته شده (و معادل توزیع پیشینی^۸ یکنواخت مورد استفاده) بر اساس مقدار حدی عملکردی مدل بیلان (۰/۷) است. به بیان دیگر می‌توان گفت که پارامتر رطوبت اولیه خاک در ارزیابی عدم قطعیت با ساختار پیشنهاد شده در این مقاله تأثیر مستقیم ندارد. هیستوگرام حاکم بر دو پارامتر ضریب تبخیر-تعرق (C) و همچنین مقدار مقیاس‌کننده رطوبت خاک (SC) دارای توزیعی متفاوت با مقدار پیشینی خود (توزیع یکنواخت) بوده و طبعاً به عنوان متغیرهای مؤثر بر عدم قطعیت شناسایی می‌شوند. بنابراین می‌توان اذعان داشت که این دو پارامتر در ایجاد عدم قطعیت نتایج با شرایط موجود در این حوضه (با این مجموعه از متغیرهای ورودی) و ساختار مدل بیلان، نقش ایفا می‌کنند.

در گام بعدی، دو سری پاسخ غیر قطعی مدل رواناب بر اساس نتایج به دست آمده از ارزیابی عدم قطعیت با استفاده از روش GLUE و در بازه اطمینان [۹۵،۵] به دست آمده‌اند. هر کدام از این پاسخ‌ها به عنوان خروجی مستقل مدل با میزان تبخیر و بارش واقعی در نظر گرفته شده و برای هر یک مدل بیلانی به صورت مستقل کالیبره شده تا پارامترهایی که با متغیرهای اصلی رواناب معادل سطح ۹۵ و ۵ درصد از اطمینان‌پذیری را ارائه می‌کنند، به عنوان نتیجه محاسبه شوند.

نتایج کالیبره شده این دو مدل‌سازی شامل پارامترهای بهینه و شاخص عملکردی (NS) مربوطه در جدول ۲ ارائه شده است. شاخص تشابه ارائه شده (NS) معرف پاسخ بسیار مناسب مدل مفهومی بیلان به منظور شبیه‌سازی رفتار حدی آن در دو سطح اطمینان ۹۰٪ است.

از این مقادیر ورودی و خروجی مدل بیلان و GRNN (که هر کدام یک بار به عنوان مدل ارزیابی عدم قطعیت در چهارچوب UNEEC-P استفاده شده‌اند)، آموزش داده می‌شوند طبیعتاً هرچه پاسخ شبیه‌سازی شده توسط مدل GRNN و بیلان مفهومی به حدود بالا و پایین [۵،۹۵] محاسبه شده توسط مدل GLUE نزدیک‌تر باشد، فرآیند UNEEC-P با دقت و کیفیت بهتری پیاده‌سازی شده است. با هدف رسیدن به این منظور، دوبار مدل بیلان بهینه‌سازی شده (برای حد بالا و پایین هر کدام یک مرتبه) و دو بار هم پارامتر بهینه تابع زنگوله‌ای مدل GRNN محاسبه خواهد شد. به منظور بهینه‌سازی مدل بیلان از الگوریتم ژنتیک اولیه استفاده شده و به منظور تعیین مقدار بهینه پارامتر مدل GRNN از روش جستجوی عادی (با توجه به تک پارامتر بودن آن) بهره گرفته شده است.

۴- بررسی و بحث در نتایج

آن‌گونه که اشاره شد، تعداد نمونه‌های پذیرفته شده در ارزیابی عدم قطعیت GLUE معادل ۵۰۰۰۰ نمونه پذیرفته شده بوده و بر این اساس دامنه غیر قطعی پاسخ مدل در بازه غیر قطعی مطلوب استخراج شده است. در شکل ۶، محدوده باند عدم قطعیت رواناب [۹۵،۵] محاسبه شده که با روش فوق و الگوی بارش متناظر با آن ارائه شده است. همچنین به منظور تشخیص رفتاری^۵ (مؤثر در رفتار غیر قطعی مدل) و غیر رفتاری^۶ (غیر مؤثر در رفتار غیر قطعی مدل) بودن پارامترهای مورد ارزیابی عدم قطعیت در شکل ۷ هیستوگرام نمونه‌های پذیرفته شده (معرف توزیع پسینی) از مدل GLUE ارائه شده است. بر اساس این هیستوگرام‌ها، مدل نسبت به رطوبت اولیه (S(1)) انعکاس

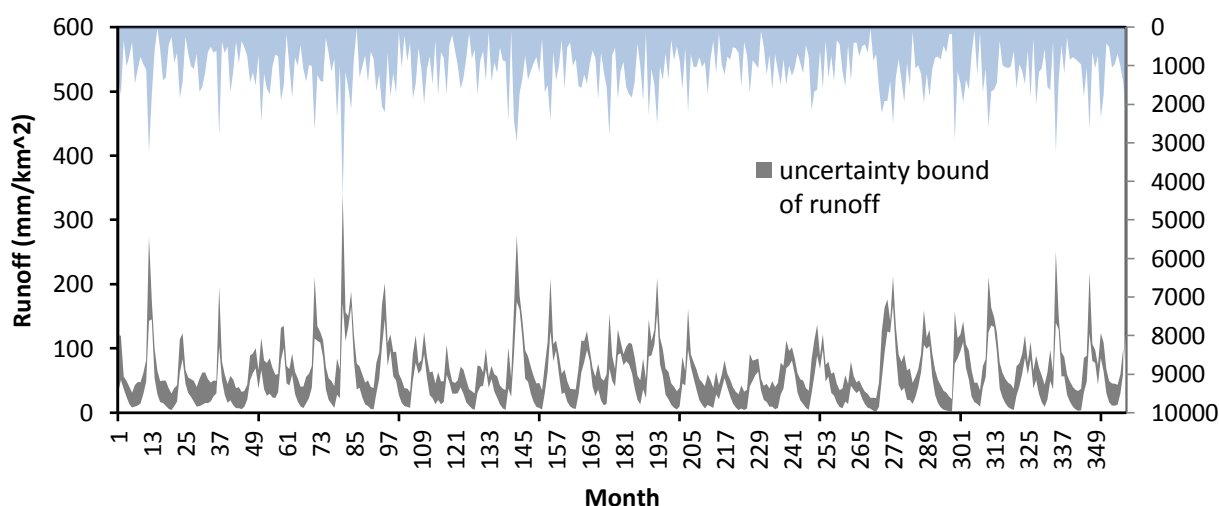
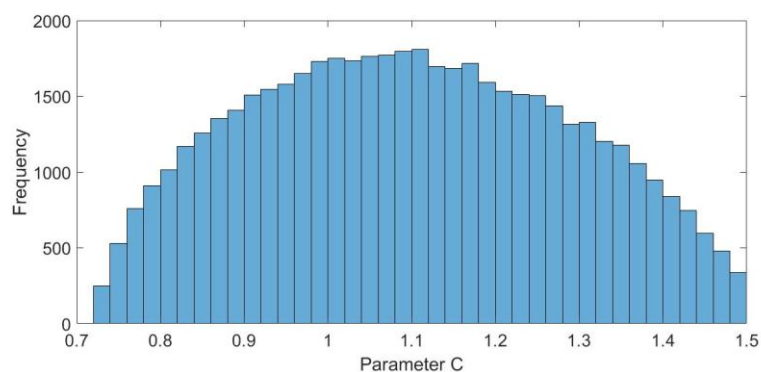
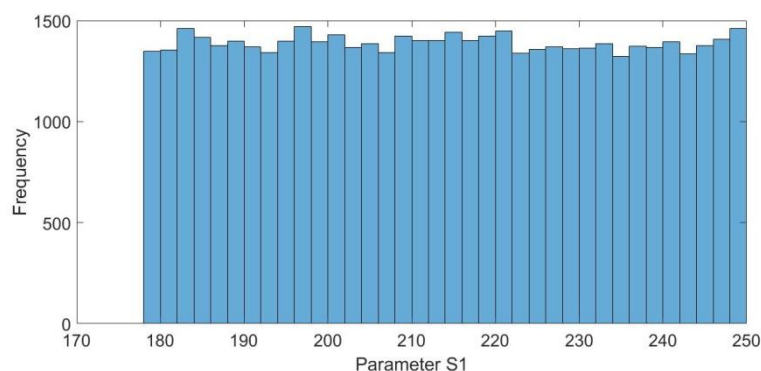


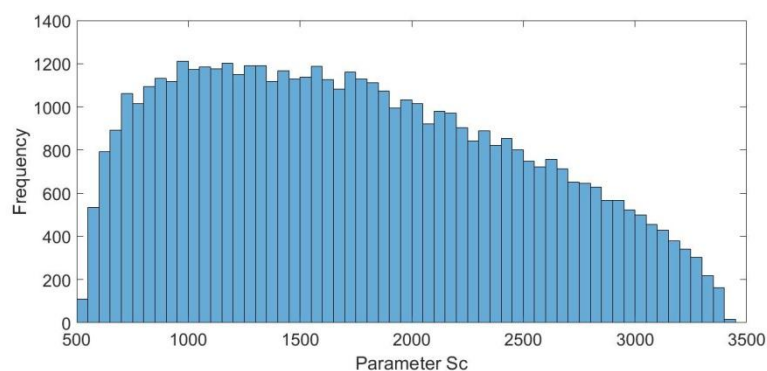
Fig. 6- Uncertainty bound of monthly runoff based on GLUE method and its corresponding rainfall
 شکل ۶- باند غیر قطعی رواناب ماهانه (میلیمتر بر کیلومتر مربع) با استفاده از روش GLUE و بارش متناظر با آن (میلیمتر بر کیلومتر مربع)



(b) الف



(b) ب



(c) ج

Fig. 7- Histograms of the accepted values of the monthly water balance using GLUE uncertainty assessment method; a) coefficient of evapotranspiration, b) initial soil moisture content, c) scale factor in estimating soil moisture

شکل ۷- هیستوگرام مقادیر متغیرهای پذیرفته شده ارزیابی عدم قطعیت با استفاده از روش GLUE در مدل بیلان آبی ماهانه، الف) ضریب رابطه تبخیر و تعرق، ب) مقدار رطوبت اولیه خاک، ج) ضریب مقیاس در تخمین رطوبت خاک

کالبدیه شده بیلان آبی ماهانه برای حد بالا و پایین در مقابل مقادیر مشاهداتی که توسط روش ارزیابی عدم قطعیت GLUE برای ۷۰ و ۳۰ درصد از تعداد نمونه‌ها در دو قسمت کالبدیه و ارزیابی استفاده شده، ارائه شده است.

نکته مهم و جالب، عدم حساسیت مدل در بهینه نمودن رطوبت اولیه است که به نوعی معرف غیر رفتاری بودن این پارامتر است و در دو پارامتر دیگر، تغییر معناداری در مقادیر بهینه به دست آمده قابل مشاهده است. در شکل ۸ و ۹ پخش مقادیر محاسباتی توسط مدل

Table 2- Optimal parameters for simulation of upper and lower bounds of the GLUE's uncertain response using conceptual water balance model

جدول ۲- پارامترهای بهینه به منظور شبیه‌سازی حد بالا و پایین پاسخ مدل GLUE با استفاده از مدل مفهومی بیلان آبی

Parameter	Original optimum value	Optimum values of upper and lower limits (95% and 5%)	
	NS=0.85	LB (NS=0.977)	UB (NS=0.971)
C	1.238	1.46583	0.72458
Sc	1313.1	1550.712	1250
S1	179.9	99.97	99.98

با واریانس مقادیر مشاهداتی ($NMSE^{10}$) و دو شاخص تشابه NS و ضریب همبستگی (CC) جهت دریافت بهتری از مقایسه محاسبه و ذکر شده است. در دوره کالیبراسیون به وضوح مدل مفهومی بیلان در تشخیص حد پایین و بالا بر اساس جمیع خصوصیات فوق موفق‌تر از روش شبکه عصبی عمل نموده و این برتری در دوره ارزیابی نیز تکرار شده است. همچنین مقادیر حد پایین بر اساس جمیع آماره‌های تشابه و عدم تشابه در دوره کالیبراسیون با روش مدل مفهومی راندمان بهتری داشته (البته با تفاوت بسیار ناچیزی) ولی در دوره ارزیابی شاخص‌های تشابه و عدم تشابه با اندک تفاوتی جوابی متفاوت را به همراه دارند.

آنگونه که قبلاً اشاره شد، به منظور ارزیابی دقیق‌تر این توانمندی از دو مدل GRNN که مقدار بازشدگی تابع زنگوله‌ای آن بهینه شده برای شبیه‌سازی این دو رفتار حدی نیز بهره گرفته شده است. مقدار بهینه پارامتر تابع زنگوله‌ای برای حد پایین و بالا معادل ۱ بوده و مقدار شاخص عملکرد NS برای دوره کالیبراسیون به ترتیب معادل ۰/۹۴۵ و ۰/۹۷۵ و ارزیابی نیز معادل ۰/۹۶۹ و ۰/۹۵۴ به دست آمده است.

در جدول ۳، مشخصات آماری تشابه و عدم تشابه مدل‌سازی‌های صورت پذیرفته، ارائه شده است. در این جدول دو خصوصیت تشابه میانگین مربعات خطا (MSE^9) و میانگین مربعات خطای نرمال شده

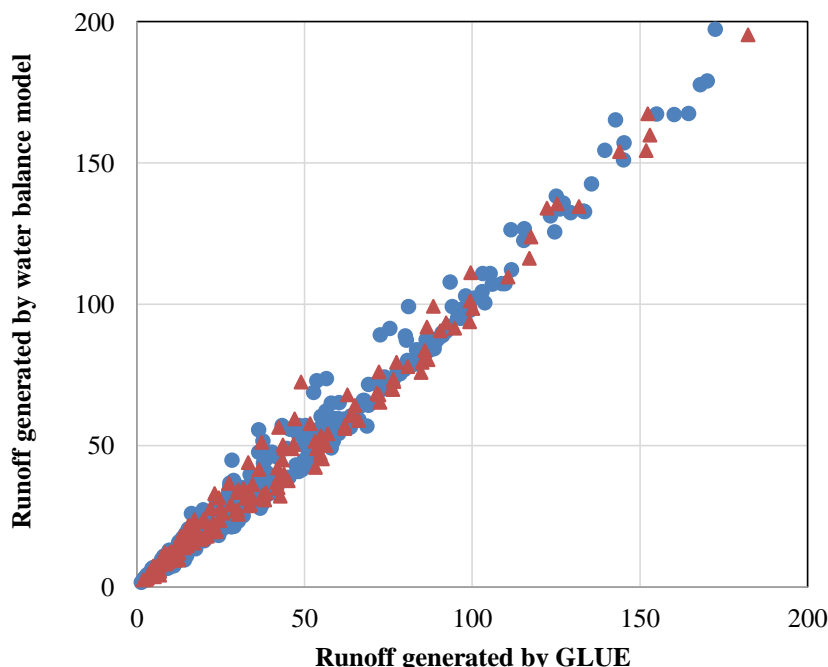


Fig. 8- Values of lower limits of runoff (5%), calculated by GLUE and conceptual monthly water balance structure (blue circles indicate calibration phase and orange triangles represent validation phase)

شکل ۸- مقادیر حد پایین محاسبه شده رواناب (۵٪) توسط مدل GLUE و ساختار مفهومی بیلان آبی ماهانه (دوایر آبی نشان‌دهنده دوره کالیبدن و مثلث‌های نارنجی نشان‌دهنده دوره ارزیابی)

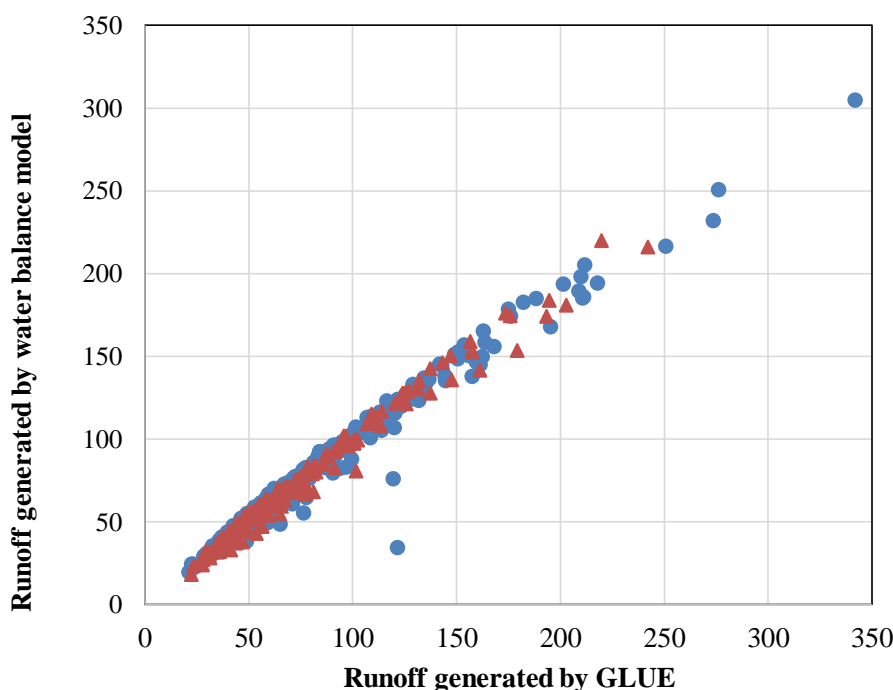


Fig. 9- Values of upper limits of runoff (95%), calculated by GLUE model and conceptual monthly water balance structure (blue circles indicate calibration phase and orange triangles represent validation phase)
 شکل ۹- مقادیر حد بالای محاسبه شده رواناب (۹۵٪) توسط مدل GLUE و ساختار مفهومی بیلان آبی ماهانه (دوایر آبی نشان دهنده دوره کالیبدن و مثلث‌های نارنجی نشان دهنده دوره ارزیابی)

در رابطه فوق، R_m تابع خطاست (مقدار میانگین مربعات خطا در این مقاله)، n تعداد نمونه‌های مشاهداتی و p نیز معرف تعداد پارامترهای مسئله است.

در این مسأله تعداد نمونه‌ها در دوره کالیبدن ۳۶۱ و در زمان ارزیابی معادل ۱۵۵ مورد است. با توجه به این شاخص، کیفیت پاسخ در دوره کالیبدن از دوره ارزیابی رفتار بهتری را نشان می‌دهد. همچنین در دو دوره کالیبدن و ارزیابی مدل بیلان به رغم بهره‌مندی از سه متغیر که بهینه‌یابی شده‌اند، کیفیت مدل‌سازی بهتری را عرضه می‌نماید. همچنین در هر دو روش (مدل مفهومی بیلان آبی ماهانه) کیفیت مدل‌سازی مقادیر حد پایین (۵٪) از مقادیر حد بالا (۹۵٪) بهتر است. تفاوت در ارزیابی نتایج حاصل از شاخص AIC در حدی است که به هیچ روی امکان ایجاد این دسته‌بندی تنها بر اساس شاخص‌های تشابه مورد اشاره (NS و CC) ممکن نخواهد بود. در شکل ۱۰، نحوه تغییرات غیرقطعی رطوبت خاک که از نتایج مدل GLUE در دوره کالیبدن بدست آمده در مقابل مقدار رطوبت ناشی از مدل بهینه ارائه شده است.

همان‌طور که در قسمت مدل‌سازی اشاره شد، مدل بیلان دارای دو ورودی (بارش و تبخیر-تعرق) و سه پارامتر است. این درحالی است که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای سه ورودی (بارش، تبخیر-تعرق و رطوبت خاک) و یک پارامتر (پارامتر مرتبط با میزان بازشدگی تابع زنگوله‌ای) است. در این میان، تفاوت در تعداد متغیرهای مدل و پارامترهایی که مشمول بهینه‌یابی شده‌اند (با هر روش) در دو مدل مفهومی و شبکه عصبی، ارزیابی عملکرد آنها را با رویه مبتنی بر شاخص‌های تشابه و عدم تشابه (بدون توجه به متغیرها و پارامترهای مدل) با چالش مواجه می‌سازد. به همین دلیل و در جهت پاسخگویی به این سؤال، از شاخص جدیدی با عنوان شاخص حدود اطلاعات آکاییک (AIC^{11}) بر اساس روابط ارائه شده توسط تانگ (Tong, 1983) بهره گرفته شده که بر اساس تعریف، هرچه عدد مربوطه کوچک‌تر باشد، مدل از مطلوبیت بیشتری برخوردار است:

$$AIC = n \times \ln\left(\frac{R_m}{n}\right) + 2 \times p \quad (1)$$

Table 3- Statistical indicators of the results of the conceptual water balance and GRNN models comparing with the estimated uncertainty bounds using GLUE method

جدول ۳- شاخص‌های آماری تشابه و عدم تشابه نتایج مدل‌سازی مدل مفهومی و GRNN با مقادیر بدست آمده از روش ارزیابی عدم قطعیت GLUE

Statistical evaluation index	Calibration phase				Evaluation phase			
	GRNN		Conceptual water balance model		GRNN		Conceptual water balance model	
	LB	UB	LB	UB	LB	UB	LB	UB
MSE	34.41	114.86	30.54	69.37	42.65	85.81	28.25	30.99
NMSE	0.02	0.06	0.02	0.03	0.03	0.05	0.02	0.02
NS	97.51	94.48	97.79	96.67	96.89	95.33	97.94	98.32
CC	97.53	94.49	98.14	97.12	96.92	95.40	98.09	98.43
AIC	-843.19	-409.26	-882.14	-586.79	-198.01	-89.65	-257.86	-243.51

نخواهد شد. این تغییرات در شکل ۱۱ ارائه شده است. تغییرات رطوبت خاک در ماه‌های کم آب در دو مدل بیان قابل توجه است (محدوده خاکستری دارای ضخامت است) ولی در ماه‌های میانه و پر آب از منظر رواناب، مقدار مدل بهینه و دو مدل غیر قطعی بصورت تقریبی مقدار ثابتی از رطوبت خاک را نمایش می‌دهد.

اما اشاره به این نکته ضروری است، که این مقایسه (شکل ۱۱)، صرفاً از منظر مقایسه تغییرات رطوبت خاک در طول زمان با اهمیت بوده و به دلیل تفاوت خروجی این دو مدل شبیه‌ساز حدود غیر قطعی (سطح اطمینان ۹۰٪) با یکدیگر، مقایسه این دو مدل با یکدیگر لزوماً معتبر نیست.

نحوه تغییرات شاخص عدم قطعیت رطوبت خاک نسبت به مقدار حاصل از مدل بهینه (میانگین تفاضل حد بالا و پایین رطوبت ناشی از مدل غیر قطعی نسبت به مقدار مدل بهینه در تمامی ماه‌ها) بصورت متوسط معادل ۱/۱۲۸ (بیشینه ۱/۶۸ و کمینه ۰/۴۶) است در صورتی که همین شاخص در خصوص رواناب ماهانه دارای مقدار متوسط ۱/۱۸ (بیشینه ۶/۴۲ و کمینه ۰/۰۹) است. این نتایج به مفهوم تغییرات قابل ملاحظه رواناب نسبت به مقدار رطوبت خاک در دوره ارزیابی است. به عبارت دیگر، متغیر حالت رطوبت خاک نسبت به رواناب رفتاری پایدارتر و با تغییرات کمتری را تجربه نموده است. ذکر این نکته الزامی است، که سنجش رطوبت خاک دو مدل مفهومی کالبدیه شده به منظور شبیه‌سازی حدود بالا و پایین غیر قطعی با سطح اطمینان ۹۰٪ و مقدار رطوبت ناشی از مدل بهینه با یکدیگر لزوماً به جمع‌بندی خاصی منتهی

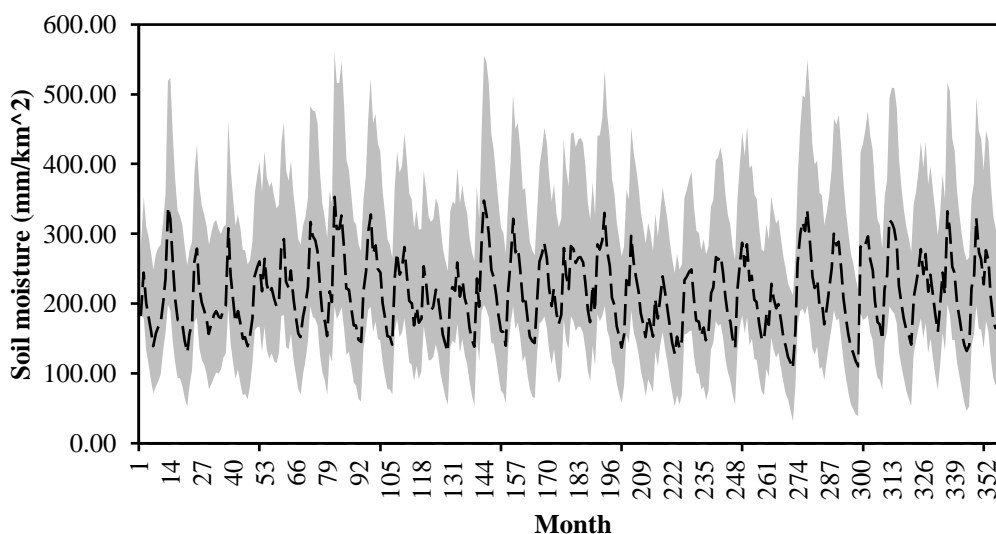


Fig. 10- Variation of soil moisture content at the CL=90% (grey bound) by GLUE model versus the values of the optimized soil moisture content (dash line)

شکل ۱۰- محدوده (خاکستری) تغییرات رطوبت خاک در سطح اطمینان ۹۰٪ مدل GLUE و مقدار رطوبت خاک مدل بهینه (خط چین)

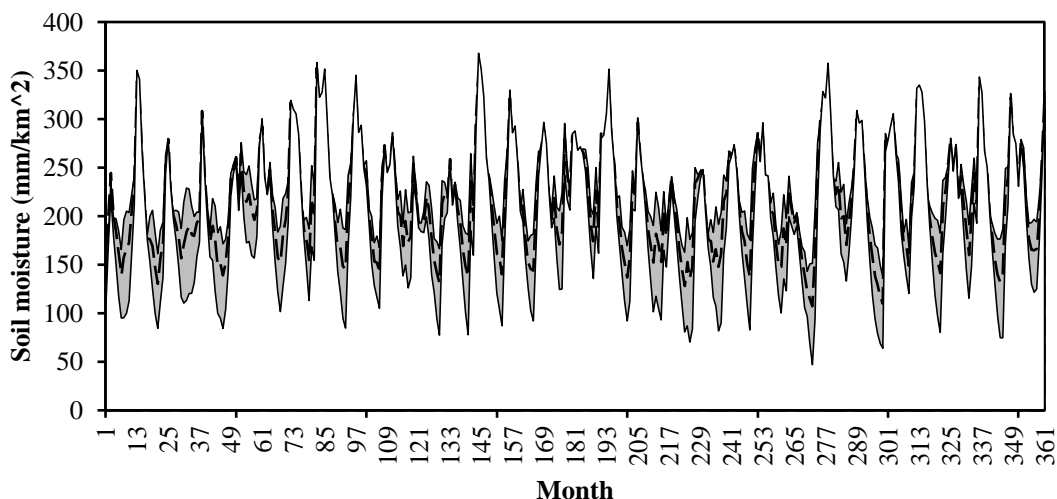


Fig. 11- Variation of soil moisture contents of the monthly water balance models of upper and lower bounds (grey bound) versus the values of the optimized soil moisture content (dash line)

شکل ۱۱- محدوده (خاکستری) تغییرات رطوبت خاک در دو مدل بیلان آبی ماهانه توسعه داده شده برای حد بالا و پایین در سطح اطمینان ۹۰٪ در مقابل مقدار رطوبت خاک مدل بهینه (خط چین)

UNEEC-P، از یک مدل رگرسیونی شبکه عصبی که معمولاً در عین سادگی از انعطاف بالایی نیز برخوردار بوده و موارد استفاده متعددی دارد، بهره گرفته شد و نتایج آن با ایده اصلی این مقاله که استفاده از ساختار مفهومی مدل ریاضی به جای مدل رگرسیونی در تخمین حد بالا و پایین عدم قطعیت است، مقایسه شد. در این مقاله با رویکرد نوینی به ساز و کار اصلی پیشنهاد شده در روش UNEEC-P، به جای استفاده از مدل‌های رگرسیونی به عنوان مدل تخمین حدود بالا و پایین عدم قطعیت، از ساختار مفهومی مدل بیلان آبی ماهانه بهره برده شده تا خود آن ساختار مفهومی در تشخیص مقادیر حدی خود به کار گرفته شود. این رویکرد جدید نیاز به استفاده از هر مدل دیگری به جز مدل مفهومی مورد استفاده (در اینجا مدل بیلان آبی ماهانه) را مرتفع می‌کند. رویه پیشنهادی، یعنی استفاده از مدل مفهومی مد نظر به جای روش رگرسیونی، در صورت توفیق، معضل انتخاب ساختار بهینه مدل رگرسیونی را حل نموده و ساختار مفهومی اصلی را مأمور تعیین پاسخ غیر قطعی در حالت حدی می‌نماید. نتایج روش حاضر در مقایسه با ارزیابی GLUE نشان از تأیید فرض توانمندی ساختار مفهومی مد نظر در شبیه‌سازی مستقل و غیر آماری ساختار حدی خود است.

با هدف بسط روش پیشنهادی در این مقاله و توصیه به پژوهش‌های بعدی، می‌توان با توسعه ساختار قطعی مدل مفهومی مورد استفاده (و یا حتی مدل رگرسیونی) به رفتاری بازه‌ای، به شبیه‌سازی حدود بالا و پایین غیر قطعی در یک مدل و به صورت یک‌جا اقدام نمود. برای رسیدن به این منظور با توجه به ساختار مدل شبیه‌ساز (مدل مفهومی

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

رسیدن به سازوکاری که پس از تشخیص دامنه غیرقطعی پارامترهای یک مدل ریاضی و رفتار آن، امکان باز تولید رفتار غیرقطعی را در شرایط مختلف با هزینه محاسباتی اندک فراهم نماید، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ چرا که در استفاده‌های بعدی از بازه‌های غیر قطعی یک مدل و یا مهیا شدن نمونه‌های جدید، امکان اجرای فراوان مدل ارزیابی عدم قطعیت می‌تواند سخت و یا حتی نشدنی بوده و هزینه محاسباتی زیادی را به کاربر اعمال نماید. روش UNEEC و UNEEC-P امکان استفاده از یک ساختار ترکیبی-نوآورانه را فراهم می‌نمایند تا با پرهیز از پیچیدگی‌های آماری به ارزیابی عدم قطعیت پارامتریک و کلی مدل دست یابند. در این میان روش UNEEC-P با امکان در نظر گرفتن عدم قطعیت پارامتریک و همچنین عدم نیاز به دسته‌بندی اطلاعات ورودی، به عنوان روشی مکمل در مقایسه به هم خانواده خویش، روش UNEEC، دارای مزیت‌های قابل توجهی است. طبعاً استفاده از رویکردهای رگرسیونی آنگونه که در سازوکار اصلی روش ارزیابی عدم قطعیت UNEEC-P پیشنهاد شده یکی از گزینه‌های امکان‌پذیر است.

روش‌های کلاسیک و یا نوین رگرسیونی در کنار توانمندی‌های اثبات شده خویش، نقاط ضعف کارکردی و عملیاتی دارند. در عین حال ساختار پیچیده آمار و محاسبات مبتنی بر احتمالات به پیچیدگی‌های فوق می‌افزاید. در مقاله حاضر، بر اساس پیشنهاد مبدعین

Maskey S, Guinot V, Price RK (2004) Treatment of precipitation uncertainty in rainfall-runoff modeling: a fuzzy set approach. *Advances in Water Resources* 27:889-898

Montanari A (2007) What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology. *Hydrological Processes* 21:841-845

Montanari A (2011) Uncertainty of hydrological predictions. In: Peter Wilderer (ed.) *Treatise on Water Science*, Oxford: Academic Press, 2:459-478

Nasseri M, Zahraie B, Ansari A, Solomatin DP (2013) Uncertainty assessment of monthly water balance models based on incremental modified fuzzy extension principle method. *Journal of Hydroinformatics* 15(4):1340-1360

Nasseri M, Ansari A, Zahraie B (2014) Uncertainty assessment of hydrological models with fuzzy extension principle: evaluation of a new arithmetic operator. *Water Resources Research* 50:1095-1111

Perrin C, Michel C, Andréassian V (2001) Does a large number of parameters enhance model performance? Comparative assessment of common catchment model structures on 429 catchments. *Journal of Hydrology* 242:275-301

Pianosi F, Shrestha DL, Solomatine DP (2010) ANN-based representation of parametric and residual uncertainty of models. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Barcelona, Spain, 18-23 July

Samani S, Asghari Moghaddam A (2016) Exploring uncertainty caused by model complexity in column experiments from local and global perspectives. *Iran-Water Resources Research* 13(2):18-31 (In Persian)

Shrestha DL, Solomatine DP (2006) Machine learning approaches for estimation of prediction interval for model output. *Neural Networks* 19:225-235

Singh VP, Wooloser DA (2002) Mathematical modeling of watershed hydrology. *Journal of Hydrologic Engineering* 7(4):270-292

Solomatine DP, Shrestha DL (2009) A novel method to estimate model uncertainty using machine learning techniques. *Water Resources Research* 45(12)

Spence Ch (2010) A paradigm shift in hydrology: storage thresholds across scales influence catchment runoff generation. *Geography Compass* 4(7):819-833

Tong H (1983) *Threshold models in non-linear time series analysis*. Springer science and business media

و یا رگرسیون) احتیاج به تعیین بازه‌ای و یا قطعی برخی از پارامترهای مدل به صورت همزمان و یک جا است.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)
- 2- UNCertainty Estimation based on local Errors and Clustering (UNEEC)
- 3- Generalized Regression Neural Network
- 4- State Variables
- 5- Behavioral
- 6- Non-Behavioral
- 7- Posterior Distribution
- 8- Prior Distribution
- 9- Mean Square Error
- 10- Normal Mean Square Error
- 11- Akaike Information Criterion

۶- مراجع

Araghinejad S (2013) *Data-driven modeling: using MATLAB® in water resources and environmental engineering*. Springer Science and Business Media

Arnaud P, Lavabre J, Fouchier C, Diss S, Javelle P (2011) Sensitivity of hydrological models to uncertainty in rainfall input. *Hydrological Sciences Journal* 56(3):397-410

Beven K (2006) A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology* 320:18-36

Beven K, Binley A (1992) The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes* 6:279-298

Guo Sh (2002) A macro-scale and semi-distributed monthly water balance model to predict climate change impacts in China. *Journal of Hydrology* 268:1-15

Hamilton AS, Moore RD (2012) Quantifying uncertainty in streamflow records. *Canadian Water Resources Journal* 37(1):3-21

Heidari A, Saghafian B, Maknoon R (2005) Improved hydrologic model calibration based on coupled Monte Carlo and Bayesian methods. *Iran-Water Resources Research* 1(3):29-40 (In Persian)

Krause S, Lewandowski J, Dahm CN, Tockner K (2015) *Frontiers in realtime ecohydrology-a paradigm shift in understanding complex environmental systems*. *Ecohydrology* 8(4):529-537