



Improving River Discharge Forecasting With the Hymod Conceptual Rainfall-Runoff Model Using Data Assimilation

M. Tajiki¹, A. Najafinejad^{2*}, A. Bahremand³,
G. Schoups⁴, and H.J. Hendricks-Franssen⁵

Abstract

Predicting discharge prediction through modeling is inherently associated with important uncertainties. Then uncertainty in hydrological modeling is mostly reduced by increasing the quality of inputs, improving structure of models, and data assimilation. Even if we assume that the physical structure of the model is perfect, uncertainties in parameters, forcing variables and initial conditions will be reflected in the simulation results through complex error propagations. One of the actions that can be taken toward reducing uncertainty in hydrologic predictions is data assimilation. It provide a superior hydrologic state estimate by considering input and observation uncertainties. In the current study, the efficiency of assimilating stream-flow into a hydrologic model using the Ensemble Kalman Filter (EnKF) in the Roudak catchment is investigated. Four evaluation criteria including NSE, KG, LNSE, DCpeak are applied to estimate the predictive performance of results. Results show that EnKF improved estimated stream-flow compared to an offline calibration with SCE-UA as NSE, KG, LNSE, DCpeak are increased by 13%, 5%, 17% and 94% respectively. Also one-day ahead prediction of stream-flow could be estimated by acceptable accuracy.

Keywords: Conceptual Hymod Model, Data Assimilation, Ensemble Kalman Filter, Roudak Catchment.

Received: June 15, 2019

Accepted: October 2, 2019

بهبود پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از داده‌گذاری در مدل مفهومی Hymod

مریم تاجیکی^۱، علی نجفی‌نژاد^{۲*}، عبدالرضا بهره‌مند^۳،
خریت شوپس^۴ و هری-آن هندریکس-فرانسن^۵

چکیده

پیش‌بینی دبی جریان توسط مدل‌های هیدرولوژی، همواره با عدم قطعیت همراه است. به همین دلیل از روش‌های مختلف از جمله افزایش کیفیت اطلاعات ورودی به مدل، بهبود ساختار مدل و داده‌گذاری اطلاعات مشاهداتی در دسترس برای کاهش عدم قطعیت مدل‌ها استفاده شده است. در صورت بدون اشکال فرض کردن ساختار مدل هیدرولوژی، نمی‌توان از عدم قطعیت ورودی، پارامتر و شرایط اولیه مدل چشم‌پوشی کرد. یکی از روش‌های کاهش عدم قطعیت، داده‌گذاری است که با در نظر گرفتن عدم قطعیت ورودی‌ها و مشاهدات و به روزرسانی متغیر حالت، عدم قطعیت را کاهش می‌دهد. در این پژوهش بهبود پیش‌بینی دبی جریان برای یک روز آتی با مدل هیدرولوژی Hymod توسط فیلتر کالمن دسته‌ای (EnKF) که یکی از روش‌های داده‌گذاری است در آبخیز رودک بررسی شده است. نتایج با استفاده از معیارهای نکویی برازش ناش-ساتکلیف (NSE)، کلینگ گوتنا (KG)، نش-ساتکلیف لگاریتمی (LNSE) و DCpeak بررسی شد. نتایج نشان‌دهنده افزایش معیارهای نکویی برازش NSE، KG، DCpeak و LNSE مدل هیدرولوژی Hymod توسط الگوریتم EnKF نسبت به الگوریتم بهینه‌سازی تکامل مجتمع‌های مخلوط شده به ترتیب به مقدار ۱۳٪، ۵٪، ۱۷٪ و ۹۴٪ بوده است. به این ترتیب امکان پیش‌بینی دبی جریان یک روز آتی با دقت قابل قبولی فراهم شد.

کلمات کلیدی: مدل مفهومی Hymod، داده‌گذاری، فیلتر کالمن دسته‌ای، آبخیز رودک.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۸/۳/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۷/۱۰

1- Ph.D. Candidate, Department of Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Science and Natural Resources, Gorgan, Iran.

2- Associate Professor, Department of Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Science and Natural Resources, Gorgan, Iran. Email: najafinejad@gau.ac.ir

3- Associate Professor, Department of Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Science and Natural Resources, Gorgan, Iran.

4- Associate Professor, Department of Water Management, Delft University of Technology, Delft, Netherlands.

5- Professor, Research Centre Jülich, Institute of Bio- and Geosciences: Agrosphere (IBG-3), Germany.

*- Corresponding Author

۱- دانشجوی دکتری مهندسی منابع طبیعی-آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۲- دانشیار گروه مهندسی منابع طبیعی-آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۳- دانشیار گروه مهندسی منابع طبیعی-آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۴- دانشیار گروه منابع آب، دانشگاه صنعتی دلفت، هلند.

۵- استاد انستیتو علوم زمین و زیست‌شناسی، مرکز تحقیقات یولیش، آلمان.

*- نویسنده مسئول

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

پیوسته بوده و طی گام‌های زمانی اجرا می‌شود. به طوری که پیش‌بینی گام زمانی قبلی مدل با مقادیر مشاهداتی جدید دریافتی مقایسه و متغیرهای حالت مدل و یا متغیرهای حالت و پارامترهای مدل با توجه به مشاهدات جدید به روز شده و پیش‌بینی جدید انجام می‌گیرد، و این فرآیند به همین شکل ادامه می‌یابد (ECMWF^۶). در واقع چون داده‌های مشاهداتی و نتایج شبیه‌سازی مدل هیدرولوژی هر یک به تنهایی کامل نیستند با ترکیب آنها با یکدیگر طی فرآیند داده‌گوازی، نتایج دقیق‌تری حاصل می‌شود (Houser et al., 2012).

تفاوت روش‌های یکپارچه با روش‌های بازگشتی این است که بهینه‌سازی اطلاعات در داده‌گوازی به صورت متوالی صورت می‌گیرد در حالی که در روش‌های یکپارچه این کار بر روی سری زمانی مشاهدات صورت می‌گیرد. در واقع واسنجی مدل نوع خاصی از داده‌گوازی بوده چرا که هدف آن کاهش خطای نتایج مدل با استفاده از مقادیر مشاهداتی است (Houser et al., 2012) و چنانچه هدف اصلی، انجام پیش‌بینی باشد بهترین روش برای کاهش خطا استفاده از روش داده‌گوازی می‌باشد (Wagner and Gupta, 2005).

کاربرد داده‌گوازی در هیدرولوژی اواسط دهه ۱۹۹۰ معرفی شد و ترکیب داده‌های مشاهداتی نقطه‌ای مانند تراز آب زیرزمینی (Franssen et al., 2011)، و داده‌های مشاهداتی حاصل از سنجش از دور در سطح گسترده مانند رطوبت خاک (Sahoo et al., 2013)، برف (Griessinger et al., 2016) و دبی جریان (Moradkhani et al., 2005) به صورت روزانه (Aubert et al., 2003) و یا ساعتی (Neal et al., 2009) با نتایج مدل‌های هیدرولوژی صورت گرفته است. نتایج حاصل از پژوهش‌های پیشین حاکی از بهبود پیش‌بینی توسط داده‌گوازی بوده است. به طوری که Mure-Ravaud و همکاران ایشان در سال ۲۰۱۶ با استفاده از داده‌های هواشناسی و هیدرومتری دریافتی از سازمان‌های مسئول به صورت همزمان و داده‌گوازی، یک سیستم هشدار سیلاب موفق تحت وب طراحی نمودند. تا کنون به طور موفقیت‌آمیزی در مدل‌سازی بارش رواناب استفاده شده است (DeChant, 2010; Clark et al., 2008; Lievens et al., 2013; Li et al., 2015). این در حالی است که در سیستم پیش‌بینی دبی جریان در برخی کشورها از جمله هلند (IMPRES, 2019) و ژاپن (Liu et al., 2018) از مدل مفهومی استفاده شده است. با توجه به مناسب بودن مدل‌های مفهومی در حوزه‌های آبخیزی که جزییات اطلاعات زمینی ثبت نمی‌شود از جمله اغلب آبخیزهای کشور ما، بررسی کارایی داده‌گوازی با مدل‌های مفهومی حائز اهمیت است. در ایران کاربرد فیلتر ذره‌ای (Ahmadizadeh and Marofi, 2017) و

براساس تحقیقات صورت گرفته، گرم شدن هوا به صورت جهانی منجر به افزایش وقوع وقایع حدی (Karl et al., 1995) و در نتیجه کاهش امکان پیش‌بینی شرایط آبی سیستم هیدرولوژی خواهد شد (Tsonis, 2004). با افزایش خطر بروز سیلاب و خشکسالی، مناطقی که داده مشاهداتی کافی و در نتیجه امکان پیش‌بینی دقیق وجود ندارد بیشتر در معرض خطرات ناشی از وقوع این وقایع خواهند بود. بنابراین مدل‌سازی هیدرولوژی (Wagner and Gupta, 2005) و کاهش عدم قطعیت نتایج مدل‌ها با استفاده از اطلاعات در دسترس و تخمین دبی جریان با قطعیت بیشتر در این آبخیزها اهمیت دارد. به عنوان مثال چنانچه امکان پیش‌بینی رواناب با عدم قطعیت قابل قبول در استان‌های مختلف کشورمان فراهم بود، سیلاب‌های رخ داده در فروردین ماه سال ۱۳۹۸ خسارات جانی و مالی کمتری به جا می‌گذاشت.

مدل‌های هیدرولوژی با انجام ساده‌سازی، طبیعت را شبیه‌سازی می‌کنند لذا نتایج آن‌ها قطعی نیست. مهمترین منابع عدم قطعیت در مدل‌های هیدرولوژی شامل عدم قطعیت داده‌های ورودی مدل، متغیر حالت اولیه، ساختار مدل و پارامترهای مدل، می‌باشند. تاکنون کاهش هر یک از این منابع عدم قطعیت جداگانه یا با هم توسط روش‌های بهینه‌سازی یکپارچه^۱ (Duan et al., 1992)، بازگشتی^۲ (Moradkhani et al., 2005) و یا ترکیب هر دو روش توسط الگوریتم‌های مختلف مانند SODA^۳ (Vrugt et al., 2006) صورت گرفته است.

در روش‌های یکپارچه، واسنجی با استفاده از سری زمانی مشاهدات صورت می‌گیرد و پارامترها بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ورودی، متغیر حالت و خروجی مدل تخمین زده می‌شوند و عدم قطعیت مدل را کاهش می‌دهند. یکی از روش‌های یکپارچه که مورد استفاده و تأیید محققین مختلف قرار گرفته، الگوریتم بهینه‌سازی تکامل مجتمع‌های مخلوط شده^۴ می‌باشد که به اختصار SCE-UA نامیده می‌شود (Parajka et al., 2006; Misirli et al., 2003). این در حالی است که در روش‌های بازگشتی، بهینه‌سازی به صورت متوالی صورت می‌گیرد و این امکان فراهم است که با در نظر گرفتن عدم قطعیت داده‌های ورودی و شرایط اولیه مدل، مؤلفه‌های متغیر حالت مؤلفه‌های متغیر حالت و پارامترهای مدل هیدرولوژی (Weerts and El Serafy, 2006; Clark et al., 2008) و یا روش‌های بازگشتی در چهارچوب داده‌گوازی^۵ اجرا شده که فرآیندی

مطالعه واقع شده‌اند و ایستگاه لتیان در فاصله ۱۳ کیلومتری خروجی آبخیز رودک قرار دارد. داده‌ها ایستگاه‌های مذکور برای دوره آماری ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ از اداره آب منطقه‌ای استان تهران جمع‌آوری گردید. براساس بررسی داده‌ها در دوره آماری مورد مطالعه، متوسط دبی سالانه ۷/۲ مترمکعب بر ثانیه می‌باشد به طوری که کمترین دبی در ماه مرداد (۳ مترمکعب بر ثانیه) و بیشترین دبی در ماه فروردین (۲۰ مترمکعب بر ثانیه) ثبت شده است. درخصوص بارندگی، بیشترین مقدار بارندگی در فروردین به میزان ۱۰۸ میلی‌متر و کمترین مقدار بارندگی در تیر به میزان ۲۰ میلی‌متر می‌باشد. متوسط دمای سالانه آبخیز رودک معادل ۹ درجه سانتی‌گراد، حداقل دمای ماهانه در دی ماه به میزان ۳-°C و حداکثر دمای ماهانه در تیر ماه به میزان ۲۱°C می‌باشد. متوسط تعداد روزهای یخبندان (روزهای با دمای کمتر از صفر) در طول دوره آماری مورد مطالعه ۷۳ روز در سال است. به علاوه بارش در بخشی از سال به صورت برف می‌باشد بنابراین آبخیز رودک دارای رژیم برف-آبی و آبدی رودخانه به شدت تحت تأثیر ذوب برف می‌باشد. شبکه هیدروگرافی و موقعیت ایستگاههای باران‌سنجی در شکل ۱ ارائه شده است.

۲-۲- مدل مفهومی بارش-رواناب Hymod

مدل هیدرولوژی مورد استفاده در این پژوهش، مدل تجمی^۱ Hymod (Boyle, 2000) و مقیاس زمانی مورد استفاده در این تحقیق به صورت روزانه می‌باشد. با توجه به اهمیت ذوب برف در فرآیندهای هیدرولوژی منطقه مورد مطالعه، مدل برف به مدل Hymod اضافه شد. مدل Hymod فرآیند بارش-رواناب را با استفاده از داده‌های ورودی زیر شبیه‌سازی می‌کند:

- داده‌های هواشناسی: بارش (P)، دما (T)، تبخیر-تعرق پتانسیل (PET)

- متغیر حالت اولیه: دو مخزن برف (SW1, SW2)، مخزن غیرخطی نماینده رطوبت خاک آبخیز (SMc)، سه مخزن سریع (Sq1, Sq2, Sq3) و مخزن آرام (Ss). بردار S نماینده تمام متغیرهای حالت مذکور است.

- پارامترها: حداکثر ظرفیت ذخیره آبخیز (Cmax)، درجه توزیع مکانی رطوبت خاک (β)، ضریب تقسیم دبی جریان (α)، معکوس زمان تداوم دبی جریان سریع (Rq)، معکوس زمان تداوم دبی جریان آرام (Rs). بردار θ نماینده تمام پارامترهای مذکور است.

تصویر شماتیک مدل Hymod تغییر داده شده در شکل ۲ نشان داده شده است. فرآیند شبیه‌سازی در Hymod براساس مدل توزیع احتمال (Probability Distributed Model) می‌باشد که توسط مور در سال

فیلتر کالمن همادی توأم (Ghorbani, et al., 2019) در مدل‌های مفهومی و فیلتر کالمن دسته‌ای در مدل فیزیکی SWAT (Bayat et al., 2018) بررسی شده است. با توجه به بررسی تحقیقات پیشین، بررسی بهبود پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از مدل مفهومی بارش-رواناب و الگوریتم EnKF در ایران انجام نشده است. لذا در این پژوهش مدل مفهومی Hymod انتخاب و کارایی داده‌گذاری توسط روش EnKF بررسی شده است. بررسی کارایی روش‌های مختلف داده‌گذاری و مدل‌های هیدرولوژی می‌تواند زمینه‌ساز پیش‌بینی دبی جریان با عدم قطعیت کمتر و استفاده از نتایج حاصل در مدیریت منابع آب و حتی سیستم‌های هشدار سیلاب گردد.

۲- مواد و روش‌ها

در این پژوهش کارایی داده‌گذاری با روش EnKF در کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی دبی جریان آبخیز رودک بررسی شده است. به این منظور پس از ارتقاء مدل Hymod با افزودن مدل برف به دلیل اهمیت ذوب برف در آبخیز مورد مطالعه، بهینه‌سازی آن با الگوریتم SCE-UA انجام گرفت. سپس با استفاده از نتایج بهینه‌سازی الگوریتم SCE-UA، داده‌گذاری دبی‌های مشاهداتی با نتایج مدل هیدرولوژی Hymod با به روزرسانی متغیرهای حالت و در نظر گرفتن عدم قطعیت اطلاعات ورودی و مشاهدات با روش EnKF انجام شد (Li et al., 2015; Lievens et al., 2013). برای بررسی کارایی روش EnKF نتایج حاصله با نتایج دوره اعتبارسنجی SCE-UA مورد مقایسه قرار گرفت. سپس کارایی داده‌گذاری در بهبود پیش‌بینی دبی جریان برای یک روز آبی با معیارهای ارزیابی برازش منتخب بررسی شده است.

در ادامه پس از معرفی محدوده مورد مطالعه، ابتدا کلیاتی در خصوص مدل هیدرولوژی Hymod، روش‌های SCE-UA و EnKF، و معیارهای ارزیابی برازش ارائه شده است. سپس نتایج به کارگیری روش‌های مذکور در آبخیز رودک ارائه شده است.

۲-۱- محدوده مورد مطالعه

آبخیز رودک با مساحت ۴۳۷ کیلومتر مربع در محدوده جغرافیایی ۲۳'، ۵۱' تا ۴۲'، ۵۱' طول شرقی، و ۴۹'، ۳۵' تا ۳'، ۳۶' عرض شمالی در شرق استان تهران واقع شده است. ایستگاه هیدرومتری رودک در خروجی آبخیز، دبی را به صورت روزانه ثبت می‌نماید. باران روزانه در شش ایستگاه باران‌سنجی (شامل شمشک، گرمابدر، آهار، فشم، امامه، گلکان) و داده‌های هواشناسی در ایستگاه لتیان ثبت می‌گردد. کلیه ایستگاه‌ها به غیر از ایستگاه لتیان در داخل آبخیز مورد

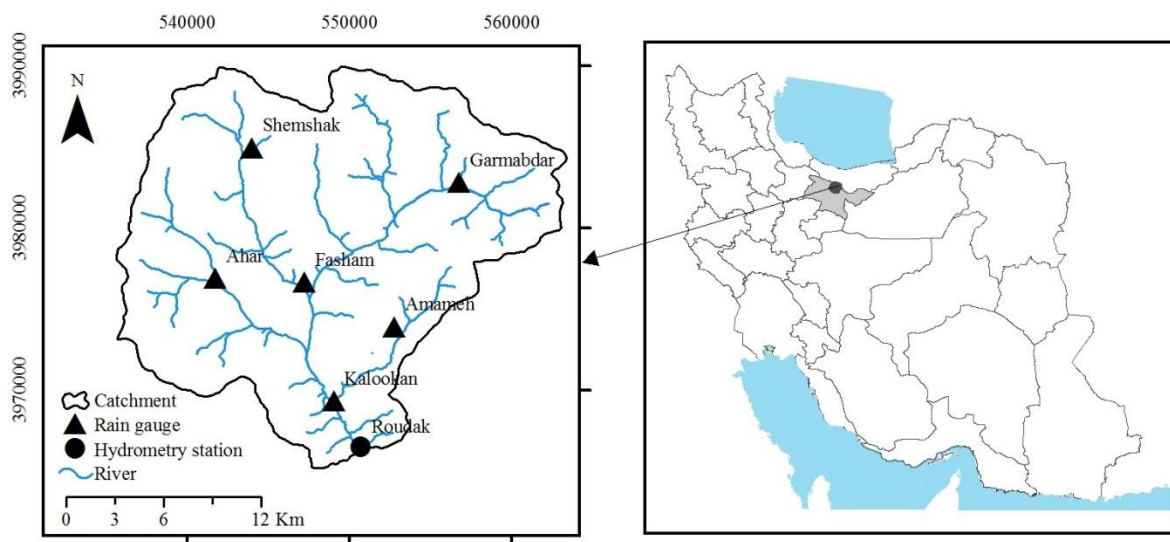


Fig. 1- Location of the study area in Iran and location of stations in the Roudak catchment
 شکل ۱- موقعیت آبخیز مورد مطالعه در ایران و موقعیت ایستگاه‌های اندازه‌گیری در آبخیز رودک

R_q و R_s روندیابی می‌شود. به این ترتیب بارش مازاد طی عبور از مخزن غیرخطی، و دو سری مخازن سریع و آرام روندیابی می‌شود. در نهایت حاصل جمع دبی مخازن سریع و آرام تشکیل دبی جریان آبخیز را می‌دهند. به طور کلی مدل Hymod طبق رابطه (۲) اجرا می‌شود:

$$[Q_t, S_t] = M(S_{t-1}, P_t, T_t, PET_t, \theta) \quad (2)$$

متغیرهای سمت راست معادله (۲) ورودی‌های مدل (متغیرهای حالت اولیه، بارش، دما، تبخیر/تعرق، پارامترها) و متغیرهای سمت چپ خروجی‌های مدل (متغیرهای حالت، دبی جریان) می‌باشند. متغیر حالت اولیه در هر گام زمانی t ، متغیر حالت در گام زمانی $t-1$ است.

۱۹۸۵ طرح شده (Moore, 1985) و اصطلاحاً PDM گفته می‌شود. با استفاده از این مدل، تغییرات رطوبت خاک در آبخیز با تابع توزیع تجمعی (CDF) (رابطه ۱) محاسبه می‌شود:

$$F_c = 1 - \left(1 - \frac{C}{C_{max}}\right)^\beta \quad (1)$$

به طوری‌که C ظرفیت ذخیره آب است. براساس شکل ۲ ابتدا ذوب برف با روش درجه-روز توسط دو مخزن برف (SW_1, SW_2) تخمین زده می‌شود. بارش مازاد باتوجه به میزان باران، برف و تبخیر و تعرق محاسبه می‌شود. مقداری از بارش مازاد در مخزن غیرخطی که بیش از C_{max} است، وارد مخازن خطی می‌شود و با استفاده از پارامترهای

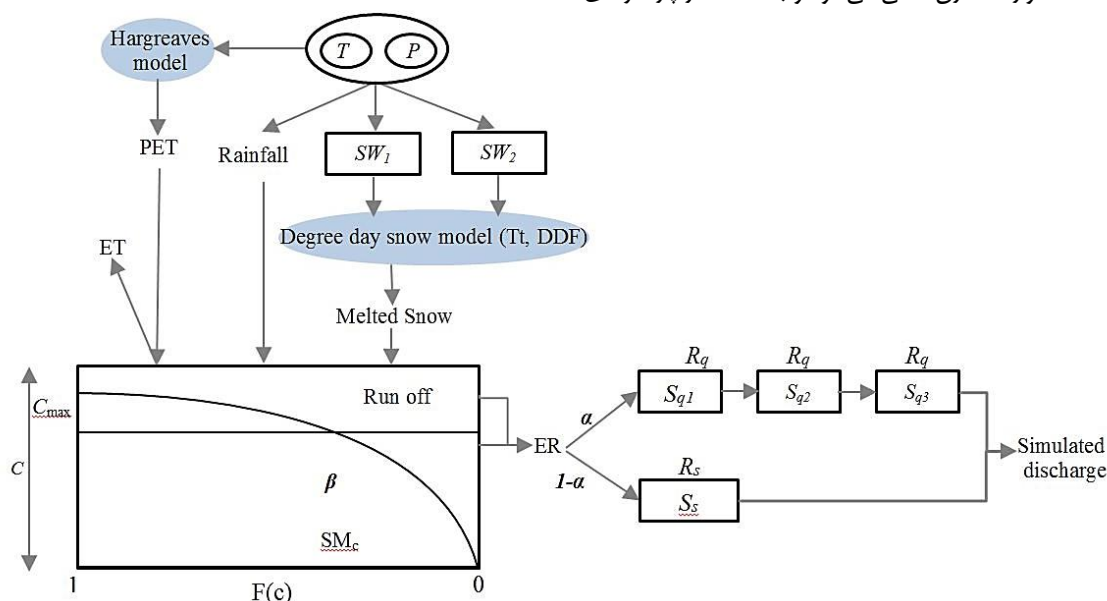


Fig. 2- Schematic diagram of the modified Hymod model. Rectangles indicate reservoirs (states).
 شکل ۲- شکل شماتیک مدل Hymod تغییر داده شده. مستطیل‌ها نشان‌دهنده مخازن (متغیرهای حالت) هستند.

۳-۲- تکامل مجتمع‌های مخلوط شده (SCE-UA)

می‌شود. اساس روش EnKF برآورد خطای مدل هیدرولوژی و مشاهدات، و به روزرسانی متغیرهای حالت مدل هیدرولوژی با کاهش خطا است. به طوری که مقدار پیش‌بینی توسط مدل با مشاهدات به صورت بهینه ترکیب می‌شود. در این روش با توجه به عدم قطعیت ورودی، شرایط اولیه، و مشاهدات متغیر حالت به تنهایی و یا همراه با پارامتر به روزرسانی می‌شود. در این پژوهش متغیر حالت به تنهایی به روزرسانی گردید و مقادیر پارامترهای مدل Hymod معادل مقادیر حاصل از روش SCE-UA در نظر گرفته شد. در روش EnKF ابتدا دسته‌ها با ایجاد اغتشاش در ورودی‌ها، شرایط اولیه و مشاهدات ایجاد می‌شوند. برای تخمین خطای مدل هیدرولوژی فرض می‌شود که متوسط دسته‌ها معادل مقدار صحیح آن است، و سپس واریانس آنومالی یعنی واریانس تفاضل مقدار هر عضو و میانگین دسته به دست می‌آید. با استفاده از آنومالی‌های بدست آمده برای مشاهدات و متغیرهای حالت، خطای نسبی یا بهره کالمن بهینه^{۱۲} محاسبه می‌شود. در نهایت مشاهدات براساس خطای نسبی مدل هیدرولوژی و مشاهدات به روزرسانی می‌شوند (Clark et al., 2008).

تکامل مجتمع‌های مخلوط شده روشی برای تخمین مجموعه پارامترهای بهینه به صورت سراسری^{۱۳} است که توسط Duan (1992) در دانشگاه آریزونا بسط داده شد و به صورت مخفف SCE-UA نامیده می‌شود. این الگوریتم با تخمین مجموعه پارامترهای بهینه عدم قطعیت مدل هیدرولوژی را کاهش می‌دهد. در این روش ابتدا با استفاده از روش سیمپلکس (Nelder and Mead, 1965) مجموعه پارامترهای نمونه از بین مجموعه پارامترهای ممکن به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. سپس این مجموعه‌ها به چند مجتمع تقسیم می‌شوند. مجتمع‌ها (به تعداد P) از فضای پارامترهای نمونه (به تعداد P×m) انتخاب می‌شوند، به طوری که P تا مجتمع با سایز m ایجاد می‌شود. سپس با استفاده از رابطه $P(k-1)+1$ اعضای هر مجتمع مشخص می‌شوند $(k=m-1)$. هر مجتمع به صورت مستقل با الگوریتم تکامل رقابتی مجتمع‌ها^{۱۴} بهبود می‌یابد. به منظور به اشتراک گذاری اطلاعات بین این مجتمع‌ها، مجتمع‌ها مجدداً ترکیب می‌شوند. الگوریتم تکامل رقابتی و ترکیب کردن مجتمع‌ها منجر به استفاده بهینه اطلاعات نمونه‌ها می‌شود و احتمال دستیابی به نقطه بهینه محلی^{۱۱} کم می‌شود (DeChant, 2010). بررسی مطالعات پیشین نشان داد روش SCE-UA قادر است مقادیر بهینه پارامترها را به خوبی تخمین زند (Duan et al., 1994). در این الگوریتم برای یافتن بهترین مجموعه پارامتر از تابع هدف ناش-ساتکلیف استفاده شده است. شبیه‌سازی توسط بهترین مجموعه پارامتر (θ) به دست آمده، بهترین تطابق ممکن بین دبی شبیه‌سازی شده و دبی مشاهداتی توسط این الگوریتم را ایجاد می‌نماید. پارامترهای Hymod و حد بالا و پایین آنها قبل از واسنجی در جدول ۱ ارائه شده است.

۴-۲- فیلتر کالمن دسته‌ای (EnKF)

روابط فیلتر کالمن دسته‌ای در این بخش ارائه شده است (Lievens et al., 2015). در روش EnKF، متغیرهای حالت در هر گام زمانی با استفاده از متغیر حالت گام زمانی قبل و خطای نسبی به روزرسانی می‌شوند. چنانچه S متغیر حالت، بالانویس f بیانگر مقادیر تخمین زده شده و بالانویس a بیانگر مقادیر به روزرسانی شده باشد، متغیرهای حالت با رابطه (۳) به روزرسانی می‌شوند:

$$S^{ia} = S^{if} + K (y - HS^{if}) \quad (3)$$

که در آن S^{ia} و S^{if} به ترتیب متغیرهای حالت محاسباتی و به روزرسانی شده یا پیش‌بینی، K بهره کالمن، y مقادیر مشاهداتی که در این مطالعه دبی جریان می‌باشد، و H عملگری^{۱۳} است که متغیرهای حالت مدل را به فضای مشاهدات منتقل می‌کند. در رابطه (۳) برای به روزرسانی متغیرهای حالت، K یا بهره کالمن بایستی محاسبه شود که معادله کلی آن به صورت رابطه (۴) می‌باشد:

$$K = P^f H^T (H P^f H^T + R)^{-1} \quad (4)$$

فیلتر کالمن دسته‌ای (EnKF) که در سال ۱۹۹۴ توسط اونسن معرفی شد یکی از روش‌های بازگشتی است که با استفاده از ورودی‌های گام زمانی اخیر و متغیرهای حالت محاسبه شده گام زمانی قبلی اجرا

Table 1- Prior ranges of the Hymod parameters and calibrated values with SCE-UA
جدول ۱- محدوده پارامترهای مدل Hymod و مقادیر آنها قبل از واسنجی توسط الگوریتم SCE-UA

Parameter (unit)	Definition	Prior uncertainty	
		Lower band	Upper band
(mm) C_{max}	maximum soil water storage capacity (mm)	0	1000
β (-)	Degree of spatial variability of the soil water storage capacity	0	5
α (-)	Flow distributing factor	0.01	1
R_q (day ⁻¹)	Inverse residence time of each quick reservoir (Day-1)	0.5	0.8
R_s (day ⁻¹)	Inverse residence time of the slow reservoir (Day-1)	0.01	0.1

گرفته می‌شوند. اغتشاش در متغیرحالت اولیه نیز با توزیع نرمال (Li et al., 2015) توسط رابطه زیر ایجاد می‌شود.

$$S' = S + \varphi_s \quad (11)$$

$$\varphi_s \sim \mathcal{N}(0, v_s)$$

که در آن S' مقدار متغیرحالت اولیه دچار اغتشاش شده توسط خطای φ_s است. φ_s خطایی است با توزیع نرمال که میانگین آن صفر و انحراف معیار آن 10% (v_s) مقدار متغیرحالت اولیه می‌باشد.

۲-۴-۲- خطای مشاهدات

خطای مشاهدات در الگوریتم EnKF تعیین کننده وزن مشاهدات در هنگام ترکیب اطلاعات مشاهداتی با نتایج مدل هیدرولوژی می‌باشد (Clark et al., 2008). خطای مشاهدات با بررسی منحنی‌های سنجه ایستگاه هیدرومتری رودک مشخص گردید. به این ترتیب اغتشاش در مقادیر مشاهداتی توسط رابطه ۱۲ (Li et al., 2015) ایجاد شد:

$$Q' = Q + \varphi_Q \quad (12)$$

$$\varphi_Q \sim \mathcal{N}(0, v_Q)$$

به طوری که Q' مقدار دبی مشاهداتی دچار اغتشاش شده توسط خطای φ_Q است. خطای φ_Q دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار (v_Q) معادل ده درصد دبی مشاهداتی است. به این ترتیب مقدار خطا در دبی‌های بیشتر افزایش می‌یابد. در نظر گرفتن خطای مشاهدات به مقدار بیشتر بیانگر آن است که میزان اعتماد به داده‌های مشاهداتی کمتر است. افزایش خطای مشاهدات منجر به کاهش ضریب بهره کالمن (رابطه ۴) و در نتیجه تأثیر کمتر مشاهدات در به روزرسانی متغیر حالت توسط رابطه (۳) می‌شود.

۲-۵- معیارهای ارزیابی برازش

برای مقایسه میزان برازش سری زمانی دبی جریان شبیه‌سازی شده با مشاهداتی، معیارهای ارزیابی نش- ساتکلیف (NSE) (رابطه ۱۳)، نش- ساتکلیف لگاریتمی (LNSE) (رابطه ۱۴) و Dc_{peak} (رابطه ۱۵)، کلینگ گوپتا (KG) (رابطه ۱۶) مورد استفاده قرار گرفت. معیار ارزیابی نش- ساتکلیف که در سال ۱۹۷۰ توسط نش و ساتکلیف معرفی شد (Nash and Sutcliffe, 1970) به مقادیر بیشینه دبی حساس است. برای حل این مشکل از لگاریتم داده‌ها استفاده شد چون لگاریتم، مقادیر بزرگتر را هموارتر و در نتیجه مقادیر کوچکتر را بهتر ارزیابی می‌نماید. بنابراین نش- ساتکلیف لگاریتمی (LNSE) برای بررسی کارایی مدل در تخمین مقادیر کمینه دبی استفاده شد (Huang et al., 2013). البته در رودخانه‌های فصلی که مقدار دبی جریان صفر در طول دوره آماری صفر می‌شود LNSE قابل استفاده نیست. در این شرایط می‌توان از معیار نش- ساتکلیف استفاده نمود و یا اینکه با

که در آن R کوواریانس خطای مشاهدات، $P^f H^T$ ماتریس کواریانس مشاهدات و متغیرهای حالت، و $H P^f H^T$ ماتریس کواریانس مشاهدات می‌باشند. به منظور محاسبه ماتریسهای مذکور، ابتدا آنومالی متغیرحالت به روزرسانی شده (D_s) با رابطه (۵) به دست می‌آید:

$$D_s = (S^{1f} - \bar{S}^f, \dots, S^{Nf} - \bar{S}^f) \quad (5)$$

که در آن S^{Nf} متغیرحالت پیش‌بینی برای عضو N ام دسته می‌باشد و برای محاسبه D_s تفاضل متغیرحالت پیش‌بینی هر عضو دسته از میانگین متغیرحالت پیش‌بینی به دست می‌آید. چنانچه مشاهدات برای عضو N ام هر دسته با y^{Nf} نشان داده شود آنومالی مشاهدات (D_y) توسط رابطه (۶) به دست می‌آید:

$$D_y = (y^{1f} - \bar{y}^f, \dots, y^{Nf} - \bar{y}^f) \quad (6)$$

و در نهایت با استفاده از نتایج معادلات ۵ و ۶، جملات مربوط به محاسبه K با استفاده از روابط (۷) و (۸) محاسبه می‌شوند:

$$P^f H^T = \frac{1}{N-1} D_s D_y^T \quad (7)$$

$$H P^f H^T = \frac{1}{N-1} D_y D_y^T \quad (8)$$

به این ترتیب پس از به روزرسانی متغیر حالت، مقدار دبی جریان تخمین زده شده توسط Hymod بهبود می‌یابد و میزان کارایی EnKF با معیارهای ارزیابی منتخب (بخش ۲-۵) بررسی می‌شود.

۲-۴-۱- خطای ورودی مدل Hymod

محاسبه مقادیر واقعی ورودی‌های مدل به دلیل وجود خطا در ابزارهای اندازه‌گیری، خطا در تعمیم مقادیر ثبت شده در ایستگاه هواشناسی به کل حوزه، و خطای فرد اندازه‌گیر امکان‌پذیر نیست. بنابراین مقدار واقعی داده‌ها را معادل مقدار مشاهداتی به علاوه خطا در نظر می‌گیریم. توزیع خطای بارش و دمای روزانه به ترتیب نرمال و لوگ نرمال در نظر گرفته شد و دسته‌های مربوط به هر یک با روابط ۹ و ۱۰ (Lu et al.,) با ایجاد اغتشاش^{۱۴} در مقادیر بارش و دمای ثبت شده تولید شدند.

$$P' = P\varphi_p \quad (9)$$

$$\varphi_p \sim \log \mathcal{N}(1, v_p)$$

$$T' = T + \varphi_T \quad (10)$$

$$\varphi_T \sim \mathcal{N}(0, v_T)$$

به طوری که P' مقدار بارش دچار اغتشاش شده توسط خطای φ_p است. φ_p خطایی با توزیع لوگ نرمال می‌باشد که میانگین آن صفر و انحراف معیار آن 30% (v_p) می‌باشد. T' نیز مقدار دمای دچار اغتشاش شده توسط خطای φ_T با توزیع نرمال و میانگین یک و انحراف معیار 2 (v_T) درجه سانتی‌گراد می‌باشد. معمولاً توزیع خطای بارش به صورت لگاریتمی و توزیع خطای دما به صورت نرمال در نظر

۳- نتایج و بحث

۳-۱- واسنجی با استفاده از الگوریتم SCE-UA

واسنجی پارامترهای مدل Hymod با استفاده از الگوریتم SCE-UA براساس حد بالا و پایین پارامترها (جدول ۱) و با تابع هدف NSE انجام شد. SCE-UA یک روش واسنجی سراسری و غیربازگشتی است که عدم قطعیت خروجی مدل را به عدم قطعیت پارامترها اختصاص می‌دهد و فرض می‌کند متغیرهای حالت و داده‌های ورودی مدل کاملاً صحیح هستند. به منظور واسنجی از مقادیر دبی ثبت شده در ایستگاه هیدرومتری رودک واقع در خروجی محدوده مورد مطالعه به صورت روزانه طی دوره آماری ۹۱-۱۳۸۷ استفاده گردید. این روش براساس نمونه‌گیری است بنابراین با توزیع احتمال برای محدوده پارامترها شرح داده می‌شود. مقادیر بهینه پارامترها پس از واسنجی با علامت ضربدر آبی روی نمودار توزیع پسین حاشیه‌ای پارامترهای مدل نشان داده شده است (شکل ۴). مقدار بهینه پارامترهای C_{max} ، β ، α ، R_q و R_s به ترتیب معادل ۲۷۹، ۴/۹، ۰/۲، ۰/۳۲ و ۰/۷۸ به دست آمد.

با استفاده از مجموعه پارامترهای بهینه حاصل از واسنجی، اعتبارسنجی برای دوره آماری ۹۶-۱۳۹۱ انجام گرفت. هیدروگراف جریان حاصل از واسنجی و اعتبارسنجی در شکل ۵ آورده شده است.

کارایی روش SCE-UA در تخمین دبی جریان با استفاده از ضرایب NSE، LNSE، DCpeak و KG طی دوره واسنجی (۹۱-۱۳۸۷) به ترتیب ۰/۷۸، ۰/۳۹، ۰/۶۵ و ۰/۸ و طی دوره اعتبارسنجی (۹۶-۱۳۹۱) به ترتیب ۰/۷۷، ۰/۴، ۰/۵۴ و ۰/۷۷ به دست آمد. مقادیر زیاد NSE و KG (>0.7) نشان‌دهنده نتایج نسبتاً خوب حاصل از واسنجی و اعتبارسنجی می‌باشد. اما با توجه به اینکه ضریب LNSE و DCpeak به ترتیب نشان‌دهنده میزان کارایی روش SCE-UA برای تخمین دبی

دسته‌بندی دبی جریان به جریانهای کمینه و بیشینه معیار کارایی موردنظر را برای دبی‌های کمینه و بیشینه به طور جداگانه بدست آورد. در این پژوهش برای مقایسه مقادیر دبی حداکثر نیز از معیار کارایی Dc peak استفاده گردید (Nourani & Parhizkar, 2013). این معیار همانند معیار کارایی نش- ساتکلیف است که برای مقادیر دبی جریان بیشینه استفاده می‌شود. برای مقایسه سری زمانی داده‌ها از معیار کلینگ گوپتا و نش- ساتکلیف استفاده شد. معیار کلینگ گوپتا جدیدترین معیار ارزیابی است که در سال ۲۰۰۹ توسط گوپتا و همکاران معرفی شده است (Gupta et al., 2009).

$$NSE = 1 - \frac{\sum(Q_{obs} - Q_{sim})^2}{\sum(Q_{obs} - \overline{Q_{obs}})^2} \quad (13)$$

$$LNSE = 1 - \frac{\sum(\ln Q_{obs} - \ln Q_{sim})^2}{\sum(\ln Q_{obs} - \ln \overline{Q_{obs}})^2} \quad (14)$$

$$Dcpeak = 1 - \frac{\sum(Q_{obsP} - Q_{simP})^2}{\sum(Q_{obsP} - \overline{Q_{obsP}})^2} \quad (15)$$

$$KG = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (16)$$

در روابط ۱۳ و ۱۴، Q_{sim} و Q_{obs} به ترتیب دبی مشاهداتی و دبی شبیه‌سازی شده می‌باشند. مقدار متوسط دبی مشاهداتی نیز با $\overline{Q_{obs}}$ نشان داده شده است. در رابطه ۱۵ Q_{simP} و Q_{obsP} به ترتیب دبی مشاهداتی و دبی شبیه‌سازی شده برای مقادیر دبی جریان حداکثر می‌باشند. مقدار متوسط Q_{obsP} نیز با $\overline{Q_{obsP}}$ نشان داده شده است. در معادله ۱۶، r ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده و α نسبت بین میانگین داده‌های مشاهداتی و میانگین داده‌های شبیه‌سازی و β نسبت بین انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی و انحراف استاندارد داده‌های شبیه‌سازی است. مقادیر بیشتر NSE، LNSE، DCpeak و KG بیانگر برآزش بیشتر نتایج می‌باشند. به‌طوریکه مقدار ۱ بهترین مقدار ممکن هر یک از معیارهای ارزیابی مذکور می‌باشد. مراحل اجرایی بررسی بهبود پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از EnKF و پارامترهای حاصل از SCE-UA در شکل ۳ ارائه شده است.

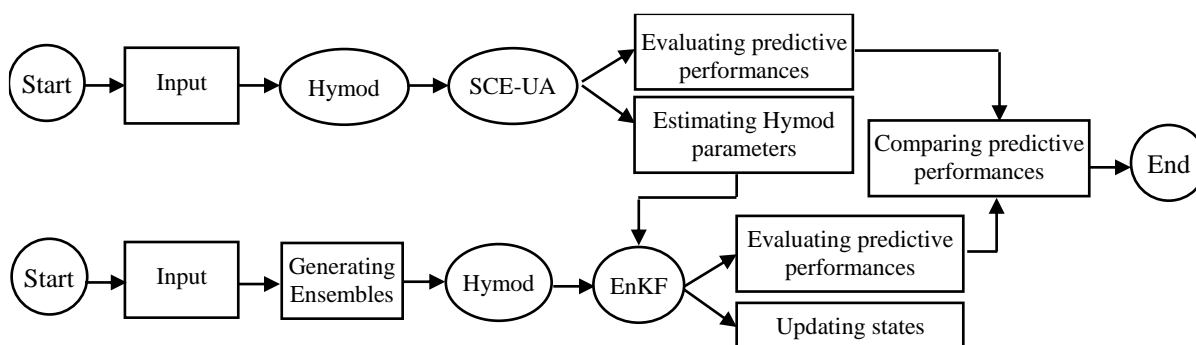


Fig. 3- Flowchart of the Ensemble Kalman Filter and its comparison with SCE-UA

شکل ۳- مراحل اجرایی فیلتر کالمن دسته ای و مقایسه نتایج آن با روش SCE-UA

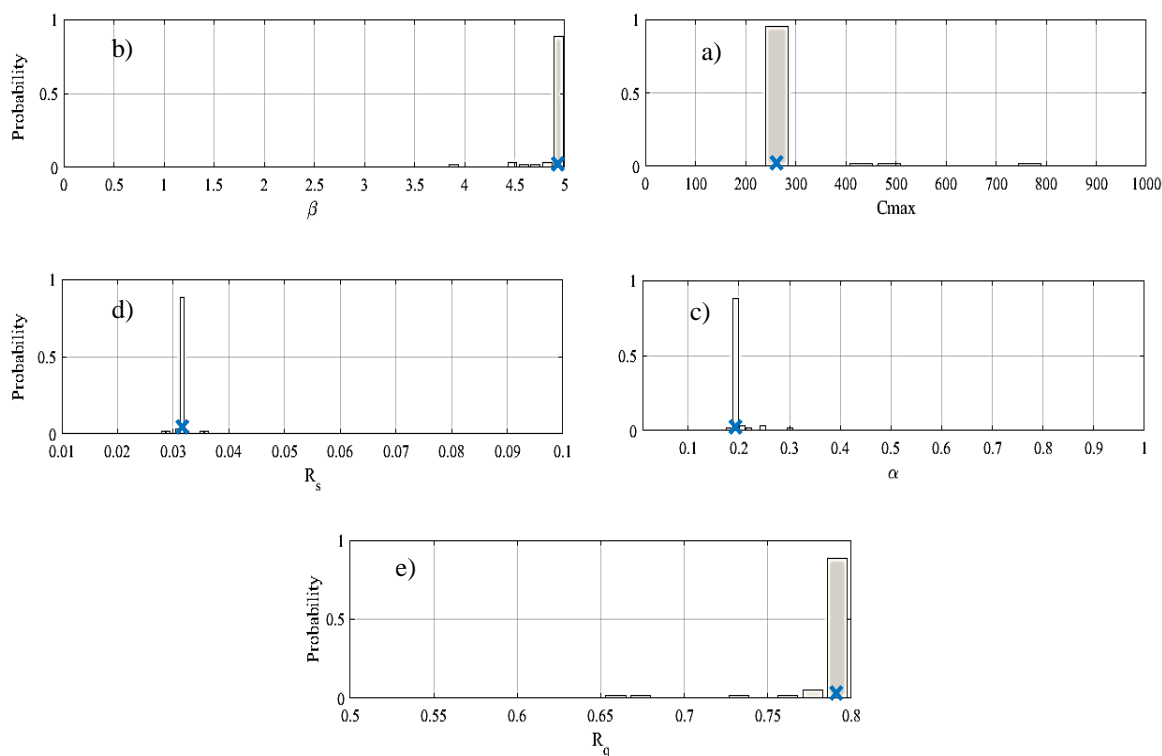


Fig. 4- Marginal posterior probability distribution of the HYMOD parameters a) maximum soil water storage capacity b) Degree of spatial variability of the soil water storage capacity c) Flow distributing factor d) Inverse residence time of each quick reservoir e) Inverse residence time of the slow reservoir.

شکل ۴- توزیع پسین حاشیه‌ای پارامترهای مدل Hymod شامل (a) حداکثر ظرفیت ذخیره آبخیز (b) درجه توزیع مکانی رطوبت خاک (c) ضریب تقسیم دبی جریان (d) معکوس زمان تداوم دبی جریان سریع (e) معکوس زمان تداوم دبی جریان آرام.

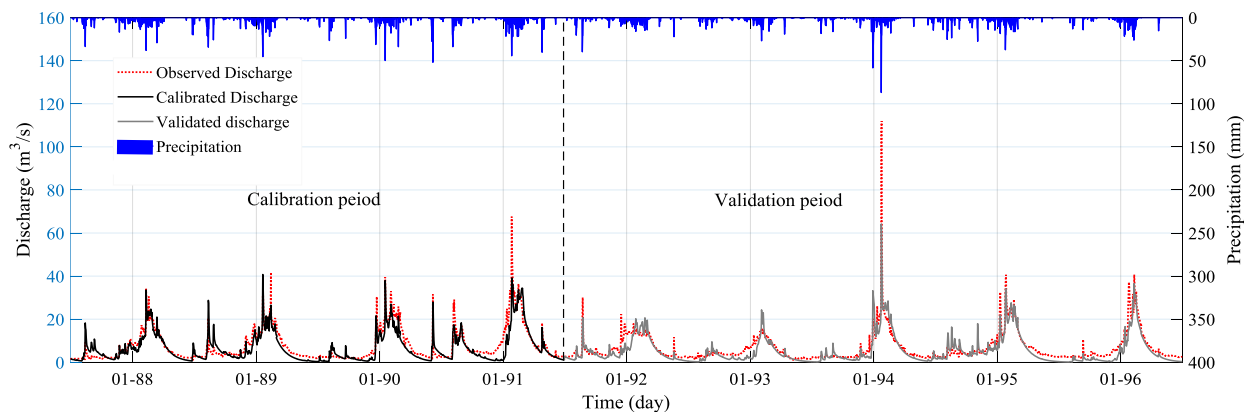


Fig. 5- Calibrated and validated discharge hydrograph
شکل ۵- هیدروگراف جریان طی دوره واسنجی و اعتبارسنجی

و ۰/۷۶ به دست آمده است. در PEST نیز واسنجی به صورت یکپارچه انجام می‌گیرد. هر چند دوره آماری و مدل هیدرولوژی مورد استفاده این دو تحقیق یکسان نیست اما در هر دو روش نتایج اعتبارسنجی مشابه به دست آمده است. انتظار می‌رود EnKF با به روزرسانی متغیرهای حالت موجب بهبود بیشتر نتایج گردد.

جریان‌های کمینه و بیشینه می‌باشند، مقادیر کم آنها ($< 0/6$)، بیانگر کارایی کم این روش در بهینه‌سازی جریان‌های کمینه و بیشینه می‌باشد. در آبخیز مورد مطالعه واسنجی و اعتبارسنجی مدل فیزیکی Wetspa با روش PEST انجام شده (Bahremand et al., 2017) و معیار کارایی NSE در دوره واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب ۰/۸۱

اعتبارسنجی توسط هر دو روش SCE-UA با مدل مفومی Hymod و PEST با مدل فیزیکی Wetspa بیشتر می‌باشند. همانطور که گفته شد SCE-UA و EnKF به ترتیب روش یکپارچه و بازگشتی هستند. مقایسه روش‌های یکپارچه با بازگشتی توسط Moradkhani et al. (2005)، Misirli et al. (2003)، DeChant (2010) و Ghorbani et al. (2019) نیز مؤید برتری روش‌های بازگشتی به روش‌های یکپارچه بوده است. نتایج نشان داد که بهبود تخمین دبی‌های کمینه بیش از بهبود تخمین دبی‌های بیشینه بوده است که با نتایج Ghorbani et al. (2019) مطابقت داشته است.

۳-۳- پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از روش EnKF

برای پیش‌بینی دبی جریان برای یک روز آتی، در هر گام زمانی مقدار دبی جریان روز آینده با اطلاعات ورودی روز بعد و به روز رسانی متغیرحالت تخمین زده شد. زمان یک روز به این دلیل انتخاب شد که داده‌های هواشناسی و هیدرومتری به صورت روزانه در آبخیز رودک ثبت شده‌اند و امکان پیش‌بینی به صورت ساعتی با داده‌های موجود وجود نداشت. براساس نتایج حاصل، کارایی مدل در پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از ضرایب LNSE، NSE، DCpeak و KG به ترتیب معادل ۰/۸۶، ۰/۵۲، ۰/۵۹ و ۰/۸۱ به دست آمد. به این ترتیب می‌توان اظهار داشت که با در اختیار داشتن آمار هواشناسی ۲۴ ساعت آینده، پیش‌بینی دبی جریان با دقت قابل قبولی برای آبخیز مورد مطالعه امکان پذیر است. هیدروگراف پیش‌بینی دبی جریان برای یک روز آتی در شکل ۶ آورده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود باند عدم قطعیت دبی جریان پیش‌بینی شده تقریباً داده‌های مشاهداتی را دربرمی‌گیرد که بیانگر قابل اعتماد بودن پیش‌بینی است. بهبود پیش‌بینی دبی جریان با روش EnKF در این پژوهش با نتایج Mure-Ravaud et al. (2016) و Aubert et al. (2003) تطابق دارد.

۳-۲- به روزرسانی متغیرهای حالت با استفاده از روش EnKF

بهبود تخمین دبی جریان توسط مدل Hymod با در نظر گرفتن عدم قطعیت ورودی، مشاهدات، شرایط اولیه و با به روزرسانی متغیرحالت طی دوره آماری ۹۶-۱۳۹۱ انجام گرفت. دوره آماری با دوره آماری اعتبارسنجی با روش SCE-UA همسان در نظر گرفته شد تا بتوان نتایج حاصل از EnKF را با نتایج SCE-UA مقایسه نمود. به روزرسانی متغیرهای حالت در هر گام زمانی با در نظر گرفتن عدم قطعیت ورودی و مشاهدات، براساس روابط ارائه شده در بخش ۲-۴ انجام گرفت. میزان بهبود بستگی به دقت خطاهای مذکور دارد. به طوری که در نظر گرفتن خطای بیشتر برای مشاهدات به این مفهوم است که اعتماد کمتری به داده‌های مشاهداتی داریم بنابراین در بهینه‌سازی، مقادیر بهینه شده کمتر به دبی مشاهداتی نزدیک می‌شوند. در این مطالعه خطای مشاهدات ۱۰٪ دبی مشاهداتی در نظر گرفته شد. دسته‌ها برای فیلتر کالمن دسته‌ای با ایجاد اغتشاش در ورودی‌های مدل بدست آمده و کلیه محاسبات مدل با استفاده از اعضای این دسته‌ها انجام می‌گیرد. میزان کارایی مدل با استفاده از EnKF براساس معیارهای ارزیابی LNSE، NSE، DCpeak و KG به ترتیب معادل ۰/۸۹، ۰/۵۴، ۰/۷۱ و ۰/۸۲ بدست آمد. مقایسه نتایج EnKF با نتایج روش SCE-UA طی دوره اعتبارسنجی (۹۶-۱۳۹۱) که در بخش (۱-۳) ارائه شد، بیانگر بهبود نتایج با در نظر گرفتن منابع بیشتر عدم قطعیت و به روزرسانی متغیر حالت در چهارچوب EnKF می‌باشد. به طوری که مقدار LNSE از ۰/۴- در SCE-UA به ۰/۵۴ در EnKF افزایش یافته است. به علاوه مقدار DCpeak از ۰/۵۴ به ۰/۷۱ افزایش یافته است. با توجه به اینکه LNSE و DCpeak به ترتیب بیانگر میزان انطباق دبی‌های کم و زیاد با مقادیر مشاهداتی متناظر آنها است، می‌توان نتیجه گرفت که EnKF با به روزرسانی متغیرهای حالت در بهبود تخمین دبی جریان‌های کمینه و بیشینه مؤثر بوده است. ضرایب NSE و KG نیز از مقادیر حاصل از دوره

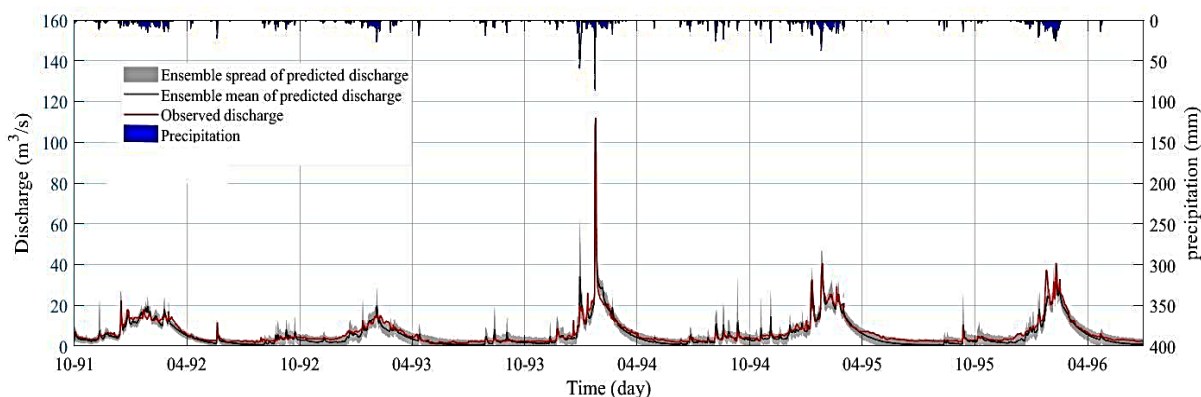


Fig. 6- One-day-ahead probabilistic discharge prediction

شکل ۶- هیدروگراف پیش‌بینی دبی جریان برای یک روز آتی

a conceptual rainfall-runoff model. Journal of Hydrology 280(1-4):145-161

Bayat M, Alizadeh H, Mojaradi B (2018) Data assimilation for calibration-prediction using SWAT model. Iran-Water Resources Research 14(1):1-12 (In Persian)

Boyle DP (2000) Multicriteria calibration of hydrological models. Ph.D. dissertation, Department of Hydrology and Water Resources, University of Arizona, Tucson

Bahremand A (2017) Research report of forecasting, managing, and controlling floods in Shemshak catchment. Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources Press. 361p. (In Persian)

Clark MP, Rupp DE, Woods RA, Zheng X, Ibbitt RP, Slater AG, Schmidt J, Uddstrom MJ (2008) Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter: Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model. Advances in Water Resources 31(10):1309-1324

DeChant CM (2010) Hydrologic data assimilation: State estimation and model calibration. Ph.D. Dissertation, Portland State University

Duan Q, Sorooshian S, Gupta V (1992) Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research 28(4):1015-1031

Duan Q, Sorooshian S, Gupta V (1994) Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. Journal of Hydrology 158(3-4):265-284

<http://www.ecmwf.int/en/research/data-assimilation>, 2019

Franssen HJH, Kaiser HP, Kuhlmann U, Bauser G, Stauffer F, Müller R, Kinzelbach W (2011) Operational real time modeling with ensemble Kalman filter of variably saturated subsurface flow including stream aquifer interaction and parameter updating. Water Resources Research 47(2):1-20

Ghorbani MA, Dinpajooch Y, Moaieri MM (2019) Reducing uncertainty of rainfall-runoff modeling by conceptual models using JEnKF. Iranian Water Researches 12(4):123-130 (In Persian)

Griessinger N, Seibert J, Magnusson J, Jonas T (2016) Assessing the benefit of snow data assimilation for runoff modeling in Alpine catchments. Hydrology and Earth System Sciences 20(9): 3895-3905

Gupta H, Kling H, Yilmaz K, Martinez G (2009) Decomposition of the mean squared error and NSE

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش بهبود پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از داده‌گذاری بررسی گردید. به این منظور ابتدا مدل Hymod توسط الگوریتم SCE-UA واسنجی و اعتبارسنجی شد. الگوریتم SCE-UA واسنجی پارامترهای مدل هیدرولوژی Hymod عدم قطعیت را کاهش داده است. سپس داده‌گذاری با استفاده از الگوریتم EnKF انجام گرفت. در این الگوریتم علاوه بر استفاده از پارامترهای بهینه شده توسط روش SCE-UA، عدم قطعیت ورودی‌ها، مشاهدات و شرایط اولیه نیز در نظر گرفته شده و متغیر حالت به روز رسانی می‌گردد. نتایج داده‌گذاری با نتایج اعتبارسنجی SCE-UA مورد مقایسه قرار گرفت تا کارایی الگوریتم EnKF در بهبود شبیه‌سازی دبی جریان بررسی گردد. برای بهبود بیشتر نتایج می‌توان علاوه بر دبی مشاهداتی، تأثیر ترکیب داده‌های راداری رطوبت خاک با نتایج مدل بارش- رواناب را بررسی نمود. در این پژوهش با توجه به در اختیار نداشتن داده‌های مشاهداتی ساعتی و کمتر بودن زمان تمرکز آبخیز رودک از یک روز، امکان پیش‌بینی سیلاب فراهم نشد. می‌توان در تحقیقات پیش رو با استفاده از داده‌های مشاهداتی ساعتی در مقیاس جهانی امکان پیش‌بینی سیلاب با فیلتر کالمن دسته‌ای را بررسی نمود.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Batch Methods
- 2- Recursive Methods
- 3- Simultaneous Optimization and Data Assimilation Method
- 4- Shuffled Complex Evolution
- 5- Data Assimilation
- 6- The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
- 7- IMproving PRedictions and Management of Hydrological EXtremes
- 8- Lumped
- 9- Global
- 10- Competitive Complex Evolution
- 11- Local
- 12- Kalman Gain
- 13- Operator
- 14- Perturbing

۵- مراجع

Ahmadzadeh M, Marofi S (2017) Bayesian analysis and particle filter application in rainfall-runoff models and quantification of uncertainty. Journal of Water and Soil Conservation 24(1):251-264 (In Persian)

Aubert D, Loumagne C, Oudin L (2003) Sequential assimilation of soil moisture and streamflow data in

- Moore RJ (1985) The probability-distributed principle and runoff production at point and basin scales. *Hydrological Sciences Journal* 30(2):273-297
- Mure-Ravaud M, Binet G, Bracq M, Perarnaud JJ, Fradin A, Litrico X (2016) A web based tool for operational real-time flood forecasting using data assimilation to update hydraulic states. *Environmental Modelling and Software* 84:35-49
- Nash J, Sutcliffe J (1970) River flow forecasting through conceptual models part I: A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10:282-290
- Neal J, Schumann G, Bates P, Buytaert W, Matgen P, Pappenberger F (2009) A data assimilation approach to discharge estimation from space. *Hydrological Processes: An International Journal* 23(25):3641-3649
- Nelder J, Mead R (1965) A Simplex method for function minimization. *The Computer Journal* 7(4):308-313
- Nourani V, Parhizkar M (2013) Conjunction of SOM-based feature extraction method and hybrid wavelet-ANN approach for rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydroinformatics* 15(3):829-848
- Parajka J, Naeimi V, Blöschl G, Wagner W, Merz R, Scipal K (2006) Assimilating scatterometer soil moisture data into conceptual hydrologic models at the regional scale. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 10(3):353-368
- Sahoo A, De Lannoy G, Reichle R, Houser P (2013) Assimilation and downscaling of satellite observed soil moisture over the Little River Experimental Watershed in Georgia, USA. *Advances in Water Resources* 52:19-33
- Tsonis A (2004) Is global warming injecting randomness into the climate system. *Eos* 85(38):361-364
- Vrugt J, Gupta H, Nualláin B, Bouten W (2006) Real-time data assimilation for operational ensemble stream-flow forecasting. *Journal of Hydrometeorology* 7(3):548-565
- Wagener T, Gupta H (2005) Model identification for hydrological forecasting under uncertainty. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 19(6):378-387
- Weerts A, El Serafy G (2006) Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research* 42(9):1-17
- performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology* 377(1-2):80-91
- Houser PR, De Lannoy GJ, Walker JP, and Tiefenbacher J (2012) Hydrologic data assimilation. In *Approaches to Managing Disaster-Assessing Hazards, Emergencies and Disaster Impacts* (pp. 41-64). Rijeka, Croatia: InTech.
- Huang S, Krysanova V, Hattermann F (2013) Projection of low flow conditions in Germany under climate change by combining three RCMs and a regional hydrological model. *Acta Geophysica* 61(1):151-193
- Karl T, Knight R, Plummer N (1995) Trends in high-frequency climate variability in the twentieth century. *Nature* 377(6546):217-220
- Lievens H, Tomer SK, Al Bitar A, De Lannoy GJ, Drusch M, Dumedah G, Hendricks Franssen HJ, Kerr YH, Martens B, Pan M, Roundy JK (2015) SMOS soil moisture assimilation for improved hydrologic simulation in the Murray Darling Basin, Australia. *Remote Sensing of Environment* 168:146-162
- Li Y, Ryu D, Western A, Wang Q (2013) Assimilation of stream discharge for flood forecasting: The benefits of accounting for routing time lags. *Water Resources Research* 49(4):1887-1900
- Li Y, Ryu D, Western A, Wang Q (2015) Assimilation of stream discharge for flood forecasting: Updating a semidistributed model with an integrated data assimilation scheme. *Water Resources Research* 51(5):3238-3258
- Liu C, Guo L, Ye L, Zhang S, Zhao Y, and Song T (2018) A review of advances in China's flash flood early-warning system. *Natural Hazards* 92(2):619-634
- Lu H, Crow W, Zhu Y, Ouyang F, Su J (2016) Improving streamflow prediction using remotely-sensed soil moisture and snow depth. *Remote Sensing* 8(503):1-20
- Misirli F, Gupta H, Sorooshian S, Thiemann M (2003) Bayesian recursive estimation of parameter and output uncertainty for watershed models. *Calibration of Watershed Models, Water Science and Application* 6:113-124
- Moradkhani H, Sorooshian S, Gupta H, Houser P (2005) Dual state-parameter estimation of hydrological models using Ensemble Kalman Filter. *Advances in Water Resources* 28(2):135-147