

کاهش عدم قطعیت مدل‌های مفهومی بارش - رواناب با استفاده از فیلتر کالمن همادی توأم (مطالعه موردی: حوضه بهشت‌آباد)

محمدعلی قربانی^۱، یعقوب دین‌پژوه^۲ و محمدمه‌دی معیری^{۳*}

چکیده

تصمیم‌گیری‌های دقیق با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها در برنامه‌ریزی مدرن منابع آب منجر به حصول نتایج واقع‌بینانه‌تری شده که تأکید بر اهمیت برآورد عدم قطعیت مدل‌ها در مطالعات مربوطه نیز می‌باشد. در این تحقیق، از فیلتر کالمن همادی توأم (JEnKF) برای برآورد و کاهش عدم قطعیت در یک مدل مفهومی هیدرولوژیکی بارش رواناب جهت مدل‌سازی حوضه بهشت‌آباد در استان چهارمحال و بختیاری برای سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۸۰ استفاده شد. مدل مفهومی مورد استفاده، مدل HyMod بوده که با توجه به خصوصیات حوضه، زیرمدل ذوب برف نیز به آن اضافه شد. کارایی این روش در پیش‌بینی جریان، توسط معیار RMSE در مقادیر دبی طبقه‌بندی‌شده در چهار دسته متمایز با نتایج روش جستجوی بهینه سراسری SCE ارزیابی شد. نتایج نشان داد که به‌روزرسانی متغیرهای حالت، خطای پایین‌تری را در هر یک از دسته‌های مختلف جریان و به‌خصوص جریان‌های پایه ارائه می‌دهد. مقدار کاهش خطای روش JEnKF در مقایسه با روش SCE در دوره واسنجی ۱۳۸۳-۱۳۸۰ از حداقل ۱۸ درصد تا حداکثر ۶۳ درصد تغییر کرد؛ این رقم برای دوره صحت‌سنجی بین ۷ تا حداکثر ۷۳ درصد بود. در پایان، عدم قطعیت پیش‌بینی مدل در دو شرایط مختلف، یکی شرایط عدم قطعیت ناشی از (فقط) پارامترها و دیگری، شرایط عدم قطعیت ناشی از اجزای مختلف مدل، شامل پارامترها، متغیرهای حالت و خروجی‌ها با هم مقایسه شد. نتایج این بررسی، حاکی از پوشش بهتر داده‌های مشاهداتی در شرایط دوم توسط عدم قطعیت پیش‌بینی مدل بود.

واژه‌های کلیدی: ذخیره برف، عدم قطعیت، فیلتر کالمن همادی توأم، مدل بارش رواناب HyMod.

ارجاع: قربانی م. ع. دین‌پژوه ی. و معیری م. م. ۱۳۹۷. کاهش عدم قطعیت مدل‌های مفهومی بارش - رواناب با استفاده از فیلتر کالمن همادی توأم (مطالعه موردی: حوضه آبریز بهشت‌آباد). مجله پژوهش آب ایران. ۳۱: ۱۲۳-۱۳۰.

۱- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

۳- دانشجوی دکتری گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

* نویسنده مسئول: moaveri.mehdi@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۸/۰۸

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۴/۱۳

مقدمه

برای بهره‌برداری بهینه از منابع آبی موجود در حوضه‌ها از مدل‌های هیدرولوژیکی، به‌عنوان ابزار پیش‌بینی جریان رودخانه استفاده می‌شود. از نظر علمی، مدل‌سازی، راهکاری برای آزمون صحت فرضیات تحقیق در مورد پدیده‌های طبیعی به شمار می‌رود. به‌دلیل وجود پیچیدگی و ناهمگونی در طبیعت، تاکنون مدل هیدرولوژیکی که قادر باشد به‌صورت قطعی، پیش‌بینی دقیقی از هر یک از اجزای چرخه آب یک حوضه را انجام دهد، ارائه نشده است و در نتیجه، مدل‌های موجود همراه با فرضیات ساده‌کننده زیادی هستند تا بتوانند با در نظر گرفتن نیازها، در مقیاس‌های زمانی و مکانی مورد نظر، پیش‌بینی مناسبی ارائه نمایند؛ به عبارت دیگر، دقت تخمین یک مدل از پدیده مورد نظر، به نوع کاربرد مدل وابسته است. بنابراین، بدیهی است که با توجه به نقص مدل‌ها، به علت بی‌اطلاعی از ماهیت کامل پدیده و یا دانستن بخشی از آن، امکان پیش‌بینی دقیق و قطعی پدیده‌ها میسر نیست. بخش معلومات محقق، قطعیت و بخش مجهولات وی، عدم قطعیت مدل‌ها محسوب می‌شوند. یکی از ابزارهای مرسوم بیان ریاضی عدم قطعیت در مدل‌سازی، استفاده از توزیع‌های احتمالاتی است که در مطالعه حاضر نیز از همین ابزار استفاده شده است. برای تعریف یک مدل و اجزای آن، معمولاً بخش مورد مطالعه توسط مرز سیستم از فضای اطراف جدا می‌شود. ورودی‌های مدل به‌صورت شارهایی (جریان عبوری از واحد سطح در واحد زمان) از نوع جرم و یا انرژی از مرز وارد سیستم می‌شوند و از خصوصیات ثابت در زمان مدل به نام پارامترها متأثر می‌گردند. آنگاه در داخل سیستم به‌صورت متغیرهای غیرثابت در زمان به‌نام متغیرهای حالت^۱ (در داخل مدل)، انتشار می‌یابند^۲ و در انتها، به‌صورت شارهای خروجی از سیستم خارج می‌شوند. طی فرایند مذکور، در ورودی‌ها، متغیرهای حالت، پارامترها و خروجی‌ها عدم قطعیت وجود دارد که لازم است جهت افزایش دقت مدل‌ها این عدم قطعیت کاهش یابد.

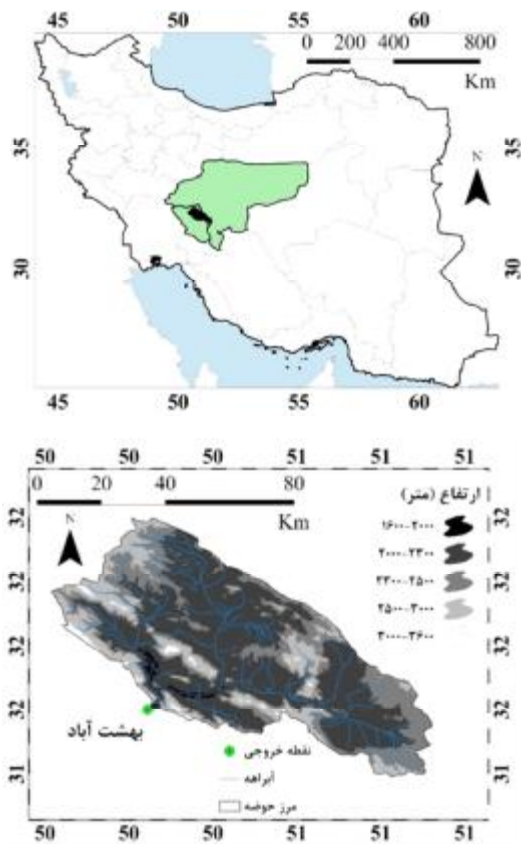
در برخی روش‌ها، همانند روش برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی^۳ (یون و بینلی، ۱۹۹۲) و محاسبه

4- Approximate Bayesian computation (ABC)
5- Bayesian Total Error Analysis
6- Differential Evolution Adaptive Metropolis (DREAM)
7- Extended Kalman Filter (EKF)
8- Ensemble Kalman Filter (EnKF)
9- Marcov Chain Monte Carlo (MCMC)
10- Simultaneous Optimization and Data Assimilation (SODA)

1- State variables
2- Propagate
3- Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)

بیزی تقریبی^۴ (وروخ و صادق، ۲۰۱۳) میزان عدم قطعیت مدل به‌صورت یکجا برآورد می‌شود. در سایر روش‌ها، قابلیت برآورد عدم قطعیت به‌صورت مجزا (در هر یک از بخش‌های مختلف مدل) وجود دارد. روش تحلیل خطای کل بیزی^۵ (کاوتسکی و همکاران، ۲۰۰۶) و روش دیفرانسیل تکاملی متروپلیس تطبیقی^۶ (وروخ و همکاران، ۲۰۰۸) از جمله روش‌های مذکور هستند. یکی دیگر از روش‌های نوع مجزا که اخیراً مورد توجه محققین مختلف قرار گرفته است، روش فیلتر کالمن همادی است. این روش، ابتدا توسط دانشمندی به نام کالمن برای سامانه‌های پویای خطی معرفی شد. به‌دلیل غیرخطی بودن بسیاری از مدل‌ها، معادله کوواریانس خطا با به‌کارگیری تقریب توسط یک عملگر تانژانت، خطی فرض می‌شود که این روش، فیلتر کالمن توسعه‌یافته^۷ (EKF) نامیده می‌شود. این روش، به‌سبب تقریب و حذف ممان‌های مرتبه سوم و بالاتر (به‌ویژه در مدل‌هایی که ماهیت غیرخطی بالاتری دارند) مشکل‌ساز است. به‌علاوه، عیب دیگر این روش، حجم محاسبات بسیار زیاد آن است (میلر و همکاران، ۱۹۹۴). فیلتر کالمن همادی^۸ (EnKF) برای اولین بار توسط اونسون در اقیانوس‌شناسی برای مدل‌های غیرخطی به کار رفت (اونسون، ۱۹۹۴). این روش به جای ساده‌سازی، از روش زنجیره مارکوف مونت‌کارلو^۹ (MCMC) به‌صورت حل عددی استفاده می‌کند. محاسبه خطاها در قالب عبارت‌های احتمالاتی جمع‌شونده در معادلات فضا-حالت در فیلتر کالمن همادی امکان بررسی عدم قطعیت را فراهم می‌کند. این روش به‌تنهایی، متغیرهای حالت سیستم را با کمینه‌سازی واریانس خطا محاسبه می‌کند و پارامترها را شامل نمی‌شود. از آنجا که مدل‌های هیدرولوژیکی (از جمله مدل مورد استفاده در این مطالعه)، غالباً پارامتری هستند؛ بنابراین، نیاز به راهکاری جهت برآورد هم‌زمان پارامترها و متغیرهای حالت احساس می‌شود. روش بهینه‌سازی و تلفیق هم‌زمان داده‌ها^{۱۰} توسط وروخت و همکاران (۲۰۰۵) ارائه شد و در آن، یک الگوریتم بهینه‌سازی به جستجوی پارامترهای

بارش ۳ ساعته تهیه شده از داده‌های ماهواره‌ای^۲ TRMM تطابق خوبی داشت. داده‌های تبخیر و تعرق از سیستم تلفیق داده‌های زمینی^۳ که با تلفیق داده‌های ماهواره‌ای هواشناسی و پارامترهای سطح زمین توسط مدل Noah محاسبه شده بود، در این تحقیق به کار رفت.



شکل ۱- موقعیت حوضه بهشت آباد در استان‌های چهارمحال و بختیاری و اصفهان

فیلتر کالمن همادی توأم

مفهوم کلیدی فیلتر کالمن همادی، این است که با استفاده از روش مونت کارلو، گروهی^۴ از بردارهای متغیرهای حالت تولید می‌شود که با انتشار هر یک از اعضای تولید شده در زمان به موازات یکدیگر، توزیعی احتمالی از رفتار مدل در حالت‌های مختلف به دست می‌آید. به طور کلی، یک فیلتر کالمن، در هر گام زمانی، دارای دو مرحله پیش‌بینی و تحلیل است. در مرحله پیش‌بینی، تخمین اولیه‌ای از متغیرهای حالت (با در نظر گرفتن خطا) انجام می‌شود. در مرحله تحلیل، مقادیر

بهینه می‌پردازد و در هر مرحله از ارزیابی تابع هدف، تمام مراحل محاسبه متغیرهای حالت توسط EnKf تا رسیدن به پارامترهای بهینه، تکرار می‌شود. مشکل این روش، حجم محاسبات بسیار زیاد آن است تا حدی که برای کاربرد این روش بر مدل ۱۳ پارامتری ساکرامنتو، به محاسبات موازی نیاز است (وروخ و همکاران، ۲۰۰۶). روش دیگری که کارآمدتر از روش قبل است، در مطالعه مرادخانی و همکاران (۲۰۰۵)، تحت عنوان برآورد دوگان پارامتر حالت^۱ ارائه شد و در آن، پارامترهای مدل مانند متغیرهای حالت با الگوریتم EnKf تحلیل و به‌روزرسانی می‌شود. در این تحقیق، از روش توأم EnKf استفاده شده است که شباهت‌های زیادی با روش دوگان پارامتر-حالت دارد (قبلاً توسط گرامتی و حطیط (۲۰۱۴) برای حل مسئله انتقال آلاینده‌های زیرزمینی به کار رفت) و در این مطالعه برای مدل مورد استفاده قرار گرفت و تطبیق داده شد.

با توجه به پیشینه تحقیق، به نظر می‌رسد فیلتر کالمن همادی توأم (JEnKF) برای بهبود عدم قطعیت در یک مدل مفهومی هیدرولوژیکی بارش رواناب تاکنون به کار نرفته است؛ بنابراین، در این مطالعه با استفاده از مطالعه موردی حوضه بهشت آباد، عملکرد این روش مورد بررسی قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

حوضه بهشت آباد به مساحت ۳۸۶۰ کیلومترمربع بوده که بخش اعظم آن در استان چهارمحال و بختیاری و بخش کوچکی از آن در استان اصفهان است. شکل ۱، موقعیت این حوضه را در کشور نشان می‌دهد. ارتفاع حوضه بین ۱۶۸۰ تا ۳۶۰۰ متر با میانگین ارتفاع ۲۳۱۶ متر و از سطح دریاست. نقطه خروجی حوضه در ایستگاه آب‌سنجی بهشت آباد (۵۰ درجه و ۳۸ دقیقه شرقی و ۳۲ درجه و ۱ دقیقه شمالی و ارتفاع ۱۶۸۰ متر از سطح دریا) واقع بر رودخانه بهشت آباد (یکی از سرشاخه‌های دائمی رودخانه کارون) است.

داده‌های بارش ۱۷ ایستگاه کلیماتولوژی و سینوپتیک بالادست خروجی که پس از انجام آزمون همگنی داده‌ها و اصلاحات لازم و بازسازی داده‌های گمشده با روش تیسن میانگین‌گیری بر آنها صورت گرفت، با مقادیر میانگین

2- The Tropical Rainfall Measuring Mission
3- Global Land Data Assimilation system
4- Ensemble

1- Dual state parameter estimation

در این معادله، $\bar{\Sigma}_{t+1}^{xy}$ کوواریانس متقاطع بین متغیر حالت یا \bar{x}_{t+1}^{if} و خروجی پیش‌بینی شده یا \bar{y}_{t+1}^{if} است. خروجی‌های پیش‌بینی شده و همچنین \bar{K}_{t+1} با استفاده از پارامترهای به‌روزرسانی شده $\bar{\theta}_{t+1}^i$ به دست می‌آیند. \bar{K}_{t+1} از معادله (۶) با اجرایی کردن شرایط جدید به دست می‌آید. تفاوت این روش با روش دوگان به صورت شهودی، این است که در روش دوگان، دو بار فیلتر کالمن همادی اجرا می‌شود. در مرحله اول دقیقاً مانند فیلتر کالمن همادی توأم، پارامترها برآورد می‌شوند. در مرحله دوم، در مرحله دوم، بردارهای حالت تولید شده \bar{x}_{t+1}^a در مرحله تحلیل، مجدداً این بار با استفاده از پارامتر جدید به دست آمده، انتشار داده می‌شود. برای اطلاعات بیشتر به (گرامتی و حطیط، ۲۰۱۴) مراجعه شود.

مدل بارش - رواناب

در مطالعه حاضر، از مدل بارش رواناب HyMod (واگنر و همکاران، ۲۰۰۱) پس از اضافه کردن مدولی برای در نظر گرفتن سهم برف در رواناب استفاده شده است. در شکل ۲، شمایی از این مدل مفهومی ارائه شده است. ابتدا مدل HyMod برای داده‌های حوضه بهشت‌آباد واسنجی شد؛ اما به دلیل طبیعت برفی حوضه مورد مطالعه و از آنجا که در مدل بارش رواناب HyMod اثرهای برف (شامل ذخیره، ذوب و اضافه شدن برف ذوب شده به رواناب) لحاظ نشده است، مدولی جهت شبیه‌سازی بیلان برف به HyMod اضافه شد و با واسنجی مجدد، پیشرفت قابل توجهی در پیش‌بینی حاصل شد که در ادامه به شرح مختصر مدول برف به کار رفته و سپس مدل HyMod پرداخته می‌شود.

مخزن برف

هنگامی که بارش به زمین نازل می‌شود، قبل از ورود به بخش غیراشباع، با در نظر گرفتن دما، ممکن است مقداری از بارش به صورت برف (در مخزن) ذخیره شود. از آنجا که حوضه مطالعاتی، حوضه‌ای سرد و کوهستانی است، وجود مخزنی برای مدل‌سازی برف اهمیتی ویژه می‌یابد. برای این مخزن، پارامتری تحت عنوان دمای آستانه T_t در نظر گرفته شده است. اگر متوسط دمای روزانه کمتر از T_t باشد، بارش ورودی در آن روز (گام زمانی) به عنوان برف در مخزن ذخیره می‌شود. اگر در مخزن از گام‌های زمانی

متغیرهای حالت تخمین زده شده (در مرحله پیش‌بینی) با مجموعه اندازه‌گیری‌هایی تا زمان حال (به صورتی که در زیر شرح داده شده است)، ترکیب می‌شوند. مراحل پیش‌بینی و تحلیل این الگوریتم، به شرح زیر است:

الف- مرحله پیش‌بینی: در این مرحله، پارامترها ثابت فرض می‌شود. اعضای بردار حالت تحلیل شده گام زمانی قبل یا \bar{x}_{t+1}^a با استفاده از مدل دینامیکی مطابق معادله زیر در زمان انتشار می‌یابد تا \bar{x}_{t+1}^{if} حاصل شود:

$$\bar{x}_{t+1}^{if} = M(\bar{x}_{t+1}^a, \bar{u}_t^i, \bar{\theta}) + \bar{q}_t^i \quad (1)$$

که در آن: حرف i بیانگر مرحله پیش‌بینی؛ a ، بیانگر مرحله تحلیل؛ و $i = 1, \dots, n$ ، شماره مربوط به عضو گروه و n ، تعداد کل اعضای گروه است. در معادله (۳)، \bar{x}_{t+1}^{if} ، n آمین عضو گروه متغیر حالت در مرحله پیش‌بینی در گام زمانی $t + 1$ ؛ و \bar{x}_{t+1}^a ، n آمین عضو گروه متغیر حالت در مرحله تحلیل در گام زمانی t است.

ب- مرحله تحلیل: در این مرحله، پارامترهای مدل توسط معادله زیر به‌روزرسانی می‌شود (گرامتی و حطیط، ۲۰۱۴):

$$\bar{\theta}_{t+1}^i = \bar{\theta}_t^i + \bar{K}_{t+1}^\theta (\bar{y}_{t+1}^i - \bar{y}_{t+1}^{if}) \quad (2)$$

که در آن، درایه‌های ماتریس \bar{K}_{t+1}^θ از معادله زیر محاسبه می‌شود:

$$\bar{K}_{t+1}^\theta = \bar{\Sigma}_{t+1}^{\theta y} [\bar{\Sigma}_{t+1}^{yy}]^{-1} \quad (3)$$

در این معادله، $\bar{\Sigma}_{t+1}^{\theta y}$ ، کوواریانس بین گروه پارامترهای θ و گروه خروجی‌های پیش‌بینی شده y ؛ عملگر $[\cdot]^{-1}$ ، معکوس کننده ماتریس؛ و $\bar{\Sigma}_{t+1}^{yy}$ ، ماتریس کوواریانس خطای خروجی پیش‌بینی شده است. با استفاده از پارامترهای به‌روزرسانی شده، اعضای گروه بردار حالت تحلیل شده، از معادله زیر به دست می‌آید:

$$\bar{x}_{t+1}^a = \bar{x}_{t+1}^{if} + \bar{K}_{t+1} (\bar{y}_{t+1}^i - \bar{y}_{t+1}^{if}) \quad (4)$$

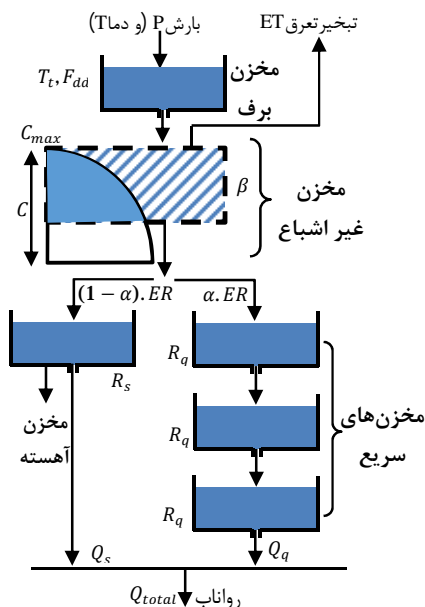
که در آن، \bar{y}_{t+1}^i ، خروجی پریشیده است:

$$\bar{y}_{t+1}^i = \bar{y}_{t+1} + \bar{e}_{t+1}^i \quad (5)$$

که به بردار خروجی اندازه‌گیری شده \bar{y}_{t+1} ، خطایی با توزیع نرمال به صورت $\bar{e}_{t+1}^i \sim N(\bar{0}, \bar{\Sigma}_{t+1}^y)$ اضافه می‌شود که $\bar{\Sigma}_{t+1}^y$ کواریانس \bar{e}_{t+1}^i ها است. برای اجرای فیلتر کالمن همادی بر روی مدل‌های غیرخطی معادله زیر که توسط ریچل و همکاران (۲۰۰۲) پیشنهاد شده است، از محاسبه بهره کالمن^۲ استفاده می‌شود:

$$\bar{K}_{t+1} = \bar{\Sigma}_{t+1}^{xy} [\bar{\Sigma}_{t+1}^{yy} + \bar{\Sigma}_{t+1}^y]^{-1} \quad (6)$$

1- Perturbed
2- Kalman Gain



شکل ۲- ساختار مدل مفهومی مورداستفاده در مطالعه حاضر
توجه: علایم به کار رفته در این شکل، در جدول ۱ شرح داده شده‌اند.

قبل برفی موجود باشد و دمای روزانه نیز از T_t بالاتر باشد، تغییرات ذخیره مخزن از معادله بیلان زیر به دست می‌آید:

$$\frac{dS_{i,snow}}{dt} = R_{i,snow} + M_i \quad (7)$$

که در آن: $S_{i,snow}$ برف ذخیره شده در این مخزن در روز t ؛ $R_{i,snow}$ برف ورودی؛ و M_i مقدار برف ذوب شده بر حسب mm در روز t ؛ و $\frac{d}{dt}$ عملگر مشتق است. برای گسسته‌سازی گام زمانی یک روز فرض شد.

آنگاه مقدار عمق آب معادل برف ذوب شده یا M_i از معادله زیر به دست آمد:

$$M_i = \begin{cases} F_{dd}(T_i - T_t) & ; T_i > T_t \\ 0 & ; T_i \leq T_t \end{cases} \quad (8)$$

در این معادله، پارامتر F_{dd} فاکتور درجه-روز است که به وسیله آن، مقدار آب ناشی از ذوب برف در واحد یک روز، به ازای هر یک درجه سلسیوس بالای دمای آستانه T_t به دست می‌آید. این مدل مفهومی برف در مطالعاتی نظیر کاوتسکی (۲۰۰۷) نیز به کار رفته است.

جدول ۱- محدوده پارامترها برای نمونه‌گیری توزیع پیشین پارامترها در مدل بارش رواناب

پارامتر	واحد	حد پایین	حد بالا	توضیحات
C_{max}	mm	۲۵۰	۵۰۰	حداکثر ظرفیت حوضه
β	-	۰/۱	۲	درجه توزیع مکانی رطوبت خاک
α	-	۰/۱	۰/۸	فاکتور سهم دو نوع مخزن
R_s	$\frac{1}{day}$	۰/۰	۰/۱	مقیاس زمانی مخزن آهسته
R_q	$\frac{1}{day}$	۰/۲	۰/۷	مقیاس زمانی مخازن سریع
T_t	$^{\circ}C$	-۳/۵	۰	دمای آستانه مخزن برف
F_{dd}	$\frac{mm}{day \cdot ^{\circ}C}$	۱	۱/۵	فاکتور درجه روز

بر مبنای مدل بارش رواناب PDM (مور، ۲۰۰۷) است، دارای پارامترهای حداکثر ظرفیت ذخیره حوضه (C_{max})، درجه توزیع مکانی رطوبت خاک (β) و عامل سهم جریان ورودی به دو نوع مخزن خطی (α) است (شکل ۲). مدل بارش رواناب HyMod در مطالعاتی نظیر وروخت و همکاران (۲۰۰۵) و مرادخانی و همکاران (۲۰۰۵) برای حوضه‌های مختلف به کار رفته است.

نتایج و بحث

فیلتر کالمن توأم بر روی مدل HyMod با اضافه کردن مدول برف برای حوضه بهشت‌آباد برای سال‌های آبی ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۵ به کار رفته است. سه سال اول دوره

مدل بارش - رواناب HyMod

مدل HyMod، از دو بخش غیرخطی و خطی تشکیل شده است که بخش غیرخطی آن (مخزن غیراشباع) به صورت سری به بخش خطی (مخازن سریع و آهسته) متصل می‌شود. بخش غیرخطی برای شبیه‌سازی جریان آب در خاک و مخازن خطی جهت روندیابی جریان به کار رفته‌اند. بخش خطی، شامل دو نوع مخزن خطی است؛ نوع اول، به صورت سری سه مخزن جریان سریع را به هم متصل می‌کند؛ و نوع دوم، شامل یک مخزن جریان آهسته است. این دو نوع مخزن خطی، دارای پارامترهای R_q و R_s به ترتیب، مقیاس زمانی نگهداشت مخزن جریان سریع و آهسته هستند. بخش غیرخطی که مهم‌ترین بخش مدل و

مشهودتر است. در جریان‌های بالاتر، اختلاف خطای دو روش کمتر است. در دبی‌های کمتر از ۱۰ مترمکعب بر ثانیه بیشترین بهبود به میزان ۶۳ درصد در دوره‌ی واسنجی و ۷۳ درصد در صحت‌سنجی حاصل شد. کمترین بهبود در دبی‌های بیشتر از ۱۰۰ مترمکعب بر ثانیه صورت گرفت که به ترتیب، در دوره‌ی واسنجی و صحت‌سنجی معادل با ۱۸ و ۷ درصد به دست آمد. به طور کلی، می‌توان نتیجه گرفت که در نظر گرفتن احتمالاتی متغیرهای حالت با استفاده از فیلتر کالمن همادی، باعث برآورد بهتر پارامترهای مدل به میزان ۲۸ درصد در دوره‌ی واسنجی و ۴۵ درصد در دوره‌ی صحت‌سنجی شد.

در شکل ۴، عدم قطعیت ناشی از پارامترهای مدل، با سایه پررنگ و کل عدم قطعیت ناشی از پارامترها، متغیرهای حالت و خروجی مدل با سایه کم‌رنگ با در نظر گرفتن باند اطمینان ۹۵ درصد نشان داده شده است. مقادیر مشاهداتی نیز با دوایر توپر در شکل آمده است. عدم قطعیت پارامترها، ۳۲ درصد و عدم قطعیت کل، ۹۵ درصد داده‌های مشاهداتی را پوشش می‌دهد. بر مبنای شکل ۴، می‌توان نتیجه گرفت که اکتفا به عدم قطعیت در پارامترها، مانند روش برآورد عدم قطعیت درست‌نمایی تعمیم‌یافته کافی نیست و در نظر گرفتن منابع دیگر عدم قطعیت، پوشش داده‌های خروجی را به نحو کامل‌تری انجام می‌دهد.

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی به وسیله مدل‌ها، به دلایل مختلفی چون ضعف ابزارهای اندازه‌گیری، عدم شناخت کامل فرایند، فرضیات ساده‌کننده و غیره هنوز با عدم قطعیت همراه بوده و به روش‌هایی جهت تحلیل آن نیاز است. روش‌های سنتی بهینه‌سازی، تنها با بررسی پارامترهای مدل به عنوان منشأ ایجاد عدم قطعیت و صرف نظر از دیگر عوامل، باعث نادیده گرفتن منابع مهم دیگر و در نتیجه از دست رفتن اطلاعات می‌شد؛ اما روش‌های تلفیق داده‌ها، با ایجاد بستری مناسب جهت وارد نمودن منابع مختلف دیگر در قالب توزیع‌های پسین احتمال، برآورد توزیع‌های احتمالاتی پیشین آن منابع، شامل ورودی، خروجی حالت‌ها و از جمله پارامتر را میسر می‌سازند. همان‌طور که در این تحقیق مشاهده شد، با به کار بردن تنها ۱۵۰ عضو گروه، همگرایی حاصل شد که با توجه به اینکه فیلتر کالمن همادی، بر مبنای مونت کارلو

مذکور، برای واسنجی و دو سال آخر برای صحت‌سنجی در نظر گرفته شد. توزیع پیشین پارامترهای به کار رفته در مدل، با توجه به محدوده‌های مشخص شده در جدول ۱ به کار برده شده است. برای نمونه‌گیری از پارامترها، از توزیع یکنواخت و روش نمونه‌گیری چندوجهی لاتین^۱ استفاده گردید. تعداد اعضای گروه‌ها $n_e=150$ در نظر گرفته شد که روش به دست آوردن حداقل آن جهت همگرایی در مطالعه مرادخانی و همکاران (۲۰۰۵) به تفصیل آمده است.

در شکل ۳، شناسایی‌پذیری^۲ پارامترهای مدل (واگنر و همکاران، ۲۰۰۱) حاصل از کاربرد JEnKF با نمایش توزیع پسین حاشیه‌ای پارامترهای مدل در قالب هیستوگرام، مشاهده می‌گردد. با در نظر گرفتن محدوده توزیع پیشین به کار رفته در جدول ۱، محدوده پارامترهای به دست آمده حول بیشینه توزیع پسین^۳ هر یک از پارامترها (که در شکل با علامت ضربدر مشخص شده) از پراکندگی پایینی برخوردار است. این امر، بیانگر شناسایی‌پذیری مناسب پارامترها و یا خوش تعریف بودن آنهاست. هرچه پراکنش توزیع پسین پارامترها کمتر باشد، نشان‌دهنده قطعیت بالاتر پارامترهای به دست آمده از روش مورد استفاده است. این عدم قطعیت، با عدم قطعیت در پیش‌بینی ناشی از پارامترها متفاوت است و مورد دوم، در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرد.

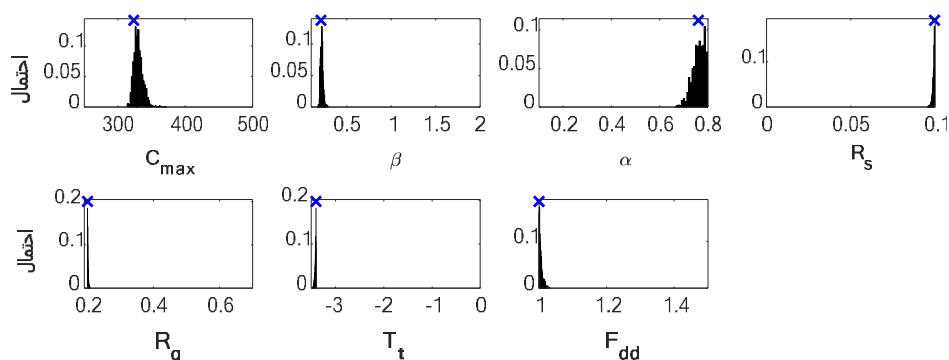
در جدول ۲، نتایج مجموع مربعات خطای دبی‌های محاسباتی بهترین پارامتر به دست آمده از این تحقیق با نتایج روش‌های بهینه‌سازی SCE (دوان و همکاران، ۱۹۹۲)، به عنوان یکی از روش‌های جستجوی بهینه سراسری پرکاربرد در هیدرولوژی، مقایسه شده است. شایان ذکر است در استفاده از روش بهینه‌سازی SCE از به روزرسانی متغیرهای حالت استفاده نمی‌شود و تنها به جستجوی پارامترهای منتج به خطای کمتر اکتفا می‌شود. نتایج دبی‌های خروجی از دو روش در چهار دسته طبقه‌بندی شده‌اند.

چنانچه در این جدول مشاهده می‌شود، به روزرسانی متغیرهای حالت به وسیله فیلتر کالمن توأم (JEnKF) در مقایسه با روش بهینه‌سازی SCE خطای پیش‌بینی دبی را کاهش می‌دهد. چنین بهبودی در جریان‌های پایین

1- Latin hypercube sampling (LHS)
2- Identifiability
3- Maximum a posteriori (MAP)

غیرخطی هیدرولوژیکی به همراه محاسبه پارامترها و حالت‌ها صورت گرفت که چنین کاری با فیلتر کالمن کلاسیک غیرممکن و با فیلتر کالمن توسعه‌یافته، ناکارآمد بود.

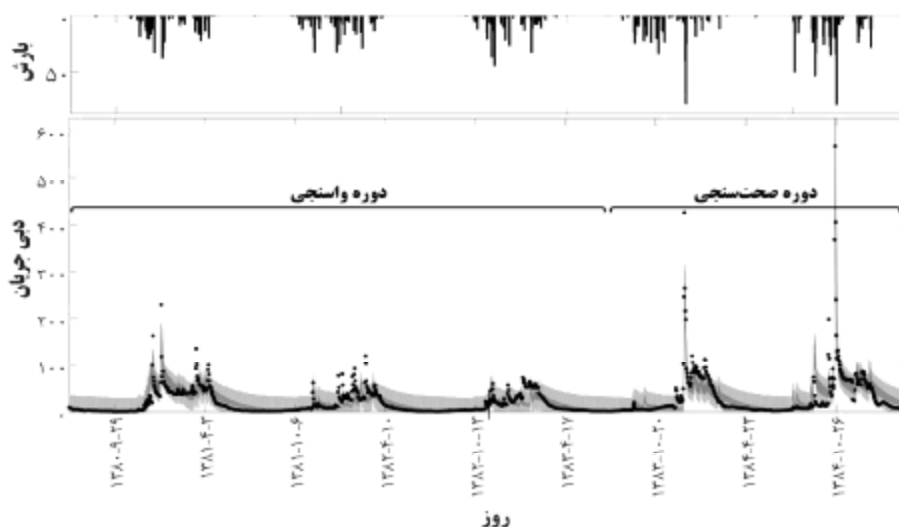
است که به تکرارهای فراوانی جهت همگرایی نیازمند است، رقم ذکرشده کارایی بالای روش به‌کار رفته را نشان می‌دهد. با بهره‌گیری از روش JEnKF که روشی جهت برآورد هم‌زمان پارامترها علاوه بر دیگر قابلیت‌های فیلتر کالمن همادی است، برآورد عدم قطعیت یک مدل



شکل ۳- توزیع پسین حاشیه‌ای پارامترهای مدل (الف) حداکثر ظرفیت ذخیره حوضه، (ب) درجه توزیع مکانی رطوبت خاک، (ج) فاکتور سهم مخازن سریع و آهسته، (د) زمان نگهداشت مخزن آهسته، (ه) زمان نگهداشت مخزن سریع، (و) دمای آستانه مخزن برف، (ز) فاکتور درجه روز، پس از به‌کارگیری فیلتر کالمن توأم بر مدل مورد بررسی

جدول ۲- مقدار آماره RMSE به‌دست‌آمده با نتایج روش‌های فیلتر کالمن دسته‌ای توأم و بهینه‌سازی SCE

دوره واسنجی (۱۳۸۰ تا ۱۳۸۳)		دوره صحت سنجی (۱۳۸۵-۱۳۸۲)		دبی جریان (m ³ /s)
JEnKF	SCE	JEnKF	SCE	
۵/۹۵	۲۲/۲۵	۴/۸۸	۱۳/۳۲	۱۰۰۰
۱۱/۸۹	۴۹/۱۶	۱۳/۲۴	۲۸/۶۰	۲۵-۱۰
۲۲/۳۷	۴۲/۰۵	۲۳/۶۶	۳۳/۵۵	۱۰۰-۲۵
۱۰۵/۷۱	۱۱۴/۰۷۵	۷۱/۱۷	۸۶/۷۱	بیشتر از ۱۰۰
۲۰/۴۰	۳۷/۳۹	۱۶/۱۴	۲۲/۵۳	طبقه‌بندی نشده



شکل ۴- عدم قطعیت در پیش‌بینی دبی‌های خروجی مدل مورد استفاده در مطالعه حاضر در سال‌های آبی ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۵ برای حوضه بهشت‌آباد

13. Vrugt J. A. and Sadegh M. 2013. Toward diagnostic model calibration and evaluation: Approximate Bayesian computation. *Water Resources Research*. 49(7): 4335-4345.
14. Vrugt J. A. ter Braak C. J. F. Clark M. P. Hyman J. M. and Robinson B. A. 2008. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backwards with Markov chain Monte Carlo simulation. *Water Resources Research*. 44: W00B09.
15. Wagener T. Boyle D. P. Lees M. J. Wheeler H. S. Gupta H. V. and Sorooshian S. 2001. A framework for development and application of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*. 5(1): 13-26.

منابع

1. Beven K. and Binley A. 1992. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*. 6(3): 279-298.
2. Duan Q. Sorooshian S. and Gupta V. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*. 28(4): 1015-1031
3. Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research*. 99(C5): 10143-10162.
4. Gharamti M. E. and Hoteit I. 2014. Complex step-based low rank extended Kalman filtering for state-parameter estimation in subsurface transport models. *Journal of Hydrology*. 509: 588-600.
5. Kavetski D. and Kuczera G. 2007. Model smoothing strategies to remove microscale discontinuities and spurious secondary optima in objective functions in hydrological calibration. *Water Resources Research*. 43(3): W03411.
6. Kavetski D. Kuczera G. and Franks S. W. 2006. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 2. Application. *Water Resources Research*. 42(3): W03408.
7. Miller R. N. Ghil M. and Gauthiez F. 1994. Advanced Data Assimilation in Strongly Nonlinear Dynamical-Systems. *Journal of the Atmospheric Sciences*. 51(8): 1037-1056.
8. Moore R. J. 2007. The PDM rainfall-runoff model. *Hydrology and Earth System Sciences*. 11(1): 483-499.
9. Moradkhani H. Sorooshian S. Gupta H. V. and Houser P. R. 2005. Dual state-parameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter. *Advances in Water Resources*. 28(2): 135-147.
10. Reichle R. McLaughlin D. B. and Entekhabi D. 2002. Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*. 130(1): 103-114.
11. 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: W01017.
12. Vrugt J. A. Gupta H. V. Nualláin B. and Bouten W. 2006. Real-Time Data Assimilation for Operational Ensemble Streamflow Forecasting. *Journal of Hydrometeorology*. 7(3): 548-565.