

تخمین متغیرهای حالت مدل هیدرولوژیکی Hymod با استفاده از شیوه به‌روزرسانی داده‌ها

مجتبی احمدی‌زاده^۱ و صفر معروفی^{۲*}

چکیده

استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی در مطالعات مختلف منابع آب یک ضرورت می‌باشد. با توجه به کمبود داده‌های مشاهداتی و نبود مقادیر متغیرهای حالت نظیر رطوبت خاک، در به‌کارگیری مدل‌های مفهومی بارش- رواناب، باید تخمین این متغیرها، با هدف کاربرد مناسب مدل و دستیابی به پیش‌بینی‌های بسیار دقیق انجام شود. یکی از روش‌های تخمین، استفاده از شیوه به‌روزرسانی داده‌ها و یا تلفیق مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی‌های اولیه می‌باشد. این شیوه، شامل روش‌های مختلف، مانند فیلتر کالمن و الگوهای توسعه‌داده آن، مانند فیلتر کالمن دسته‌ای می‌باشد. در این تحقیق با استفاده از روش فیلتر کالمن دسته‌ای بر مبنای روش مونت‌کارلو، میزان رطوبت خاک در مدل HyMod در حوضه کسلیان برآورد گردید. محاسبه پیش‌بینی‌ها در گام‌های زمانی روزانه و تصحیح آنها با تلفیق با جریان مشاهداتی انجام شد. برای شناسایی پارامترهای بهینه مدل از روش بهینه‌سازی سراسری به نام مجموعه‌های تکاملی ترکیبی (SCE-UA) استفاده شد. نتایج نشان داد که این شیوه می‌تواند به بهبود تخمین روزانه رطوبت خاک و به‌هنگام‌سازی جریان کمک نماید. شاخص نش- ساتکلیف برای روش پیشنهادی فیلتر کالمن دسته‌ای و روش بهینه‌سازی سراسری به ترتیب مقادیر $0/72$ و $0/55$ را کسب کردند. استفاده از روش به‌روزرسانی سبب شد این شاخص در مقیاس روزانه به مقدار ۳۱ درصد افزایش داشته باشد.

واژه‌های کلیدی: به‌هنگام‌سازی جریان، فیلتر کالمن، فیلتر کالمن دسته‌ای، مدل HyMod، مونت‌کارلو.

ارجاع: احمدی‌زاده م. و معروفی ص. ۱۳۹۷. تخمین متغیرهای حالت مدل هیدرولوژیکی Hymod با استفاده از شیوه به‌روزرسانی داده‌ها. مجله پژوهش آب ایران. ۳۱: ۲۵-۳۳.

۱- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، گروه منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.

۲- استاد گروه منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.

* نویسنده مسئول: smarofi@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۱/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۵/۱۶

مقدمه

مدل‌های مفهومی بارش- رواناب رطوبت خاک می‌توانند در شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان در گام‌های زمانی مختلف، نظیر جریان روزانه مورد استفاده قرار گیرند. به‌کارگیری این مدل‌ها نیازمند وجود داده‌های مختلفی می‌باشد که ممکن است در همه جا با توجه به شرایط امکان دسترسی به تمامی داده‌های مورد نیاز فراهم نباشد. از جمله این متغیرها، می‌توان به رطوبت خاک اشاره کرد که اطلاعات آن عموماً در دسترس نمی‌باشد و باید تخمین زده شود. در به‌کارگیری و اجرای مناسب مدل‌های بارش- رواناب رطوبت خاک، وجود داده‌های رطوبت مورد نیاز می‌باشد. همچنین، پارامترهای مدل نیز که به‌صورت مستقیم قابل اندازه‌گیری نیستند، بایستی تخمین‌زده شوند. با استفاده از روش‌های خودکار واسنجی مدل‌ها می‌توان با تعریف تابع هدف به دست‌آورد پارامترهای برتر دست یافت (بویل، ۲۰۰۰). در فرایند واسنجی، پارامترهای مدل می‌توانند در مقیاس نقطه‌ای به‌خوبی مشخص شوند؛ اما امکان مشخص کردن پارامترها در مقیاس حوضه‌ای یا شبکه‌ای وجود نداشته باشد (وانگ و همکاران، ۲۰۱۵؛ چن و همکاران، ۲۰۱۷). عدم قطعیت پارامترها در مدل‌های هیدرولوژیکی، شامل همبستگی بین پارامترها، ناهمگونی مکانی در سامانه‌های هیدرولوژیکی و کمبود داده‌ها در فرایند مدل‌سازی اجتناب‌ناپذیر می‌باشد. از این‌رو، روش‌هایی برای مشخص کردن میزان عدم قطعیت این مدل‌ها بایستی به‌کار گرفته شوند. منابع عدم قطعیت در این مدل‌ها را می‌توان در سه دسته قرار داد. منابع خطا، شامل استفاده از داده‌های اطلاعاتی، ساختار مدل مورد نظر و نیز پارامترهای مدل می‌باشند. تعدادی از روش‌های به‌کار رفته برای کمی‌سازی پارامترها و عدم قطعیت مدل‌ها در فرایند شبیه‌سازی توسط محققین مختلف نظیر روش برازش عدم قطعیت متوالی (عباسپور و همکاران، ۲۰۱۵؛ لین و چن، ۲۰۱۶)، روش بهینه‌سازی دسته ذرات (کمالی و همکاران، ۱۳۹۱)، روش تخمین عدم قطعیت احتمال تعمیم داده‌شده (مانتوان و تادینی، ۲۰۰۶) و روش‌های ببزین و زنجیره مارکف و مونت کارلو (ژی و همکاران، ۲۰۰۹؛ لی و همکاران، ۲۰۱۳) توسعه داده شده‌اند. یکی از شیوه‌هایی که می‌تواند نسبت به کمی‌سازی عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی کمک نماید، شیوه به‌روزرسانی داده‌ها می‌باشد. استفاده بهینه از

شیوه به‌روزرسانی داده‌ها نیازمند تخمین مناسب پارامترها نیز می‌باشد که بتوانند در فرایند محاسبات نقش مؤثری ایفا نمایند. در دهه‌های اخیر، توسعه و کاربرد شیوه‌های به‌روزرسانی متوالی داده‌ها پیشرفت قابل توجهی داشته‌اند. این شیوه‌ها یک چارچوب کلی برای لحاظ کردن عدم قطعیت داده‌های ورودی، خروجی‌ها، ساختار مدل و نیز تلفیق پیش‌بینی‌های همراه با عدم قطعیت و داده‌های مشاهداتی ارائه می‌نمایند. در مقایسه با شیوه‌های متداول در واسنجی مدل‌های بارش- رواناب، شیوه به‌روزرسانی به‌صورت مستمر و پیوسته، متغیرهای حالت مدل را با دریافت مشاهده‌های جدید از جریان آب، با هدف بهبود پیش‌بینی‌ها به‌روزرسانی می‌کند و همچنین دقت پیش‌بینی‌ها را ارائه می‌کند. اولین شیوه به‌روزرسانی متوالی با نام فیلتر کالمن برای کنترل بهینه سیستم‌های خطی توسعه داده شد. برای استفاده در سیستم‌های پویای غیرخطی، می‌توان از فیلتر کالمن بسط داده‌شده استفاده کرد؛ در این شیوه، معادلات کواریانس خطا با استفاده از اپراتور تانژانت، خطی می‌شوند. اما در این شیوه نیز به‌دلیل حذف گشتاورهای مرتبه سوم و بالاتر و خطی‌سازی انجام‌شده، در صورتی که معادلات سیستم کاملاً غیرخطی باشند، ناپایدار می‌باشند (اونسون، ۱۹۹۴؛ مایر و همکاران، ۱۹۹۴). در تعدادی از مطالعات، مدل‌های هیدرولوژیکی یکپارچه با به‌کارگیری روش به‌روزرسانی‌سازی داده‌ها و مبنا قراردادن متغیرهای مشاهداتی مختلف مورد بررسی قرار گرفتند. اما با توجه به کمبود تحقیقات در این خصوص، همچنان این موضوع در زمینه هیدرولوژی نیاز به تحقیقات بیشتری دارد. در این خصوص، می‌توان به مطالعاتی که توسط کامپورس و همکاران (۲۰۰۹) و شی و همکاران (۲۰۱۴) انجام شده است، اشاره کرد. کامپورس و همکاران (۲۰۰۹) روش فیلتر کالمن دسته‌ای را در یک مدل ترکیبی سطحی و زیرسطحی برای یک زیرحوضه مصنوعی به‌کار بردند و مقادیر داده‌های مشاهداتی جریان رودخانه و سطح آب زیرزمینی را با هدف به‌روزرسانی متغیرهای حالت جریان سطحی و آب زیرزمینی در تحلیل‌ها مورد استفاده قرار دادند. شی و همکاران (۲۰۱۴) روش فیلتر کالمن دسته‌ای را برای یک مدل فیزیکی هیدرولوژیکی در یک حوضه کوچک به‌کار بردند. ایشان با به‌کارگیری مشاهده‌های مربوط به هفت متغیر حالت مختلف، شامل جریان رودخانه تا تعرق، توانستند

یکی دیگر از شیوه‌های به‌روزرسانی داده‌ها روش فیلتر ذره‌ای می‌باشد که در مطالعات متعددی مورد استفاده قرار گرفته است (ویتاکر و همیل، ۲۰۰۲). هوته‌کامر و میچل (۱۹۹۸) در تحقیقی نشان دادند برای جلوگیری از انحراف و واگرایی فیلتر کالمن دسته‌ای و نیز تنوع دسته ذرات، متغیر خروجی بایستی به‌صورت تصادفی فرض گردد. آنها در تحقیق خود متغیر خروجی را با افزودن مؤلفه تصادفی دارای تغییر کردند و در گام‌های مختلف از آن استفاده کردند. به همین جهت، اعضای دسته ذرات تولیدی در محاسبات با مشاهده‌های مختلفی به‌هنگام شدند. همچنین، برگرز (۱۹۹۸) نشان داد در صورتی که مشاهده‌ها به‌صورت تصادفی در نظر گرفته نشوند، تحلیل درست کواریانس خطا انجام نخواهد شد و به واگرایی فیلتر منتهی خواهد شد. با توجه به ضرورت کمی‌سازی میزان عدم قطعیت مدل‌های هیدرولوژیکی و نیز بهبود پیش‌بینی‌ها، استفاده از شیوه‌های نوین یک ضرورت می‌باشد و نظر به کمبود تحقیقات در این خصوص، مطالعه حاضر با هدف به‌کارگیری روش فیلتر کالمن دسته‌ای در کمی‌سازی عدم قطعیت و بهبود مقادیر رطوبت خاک در مدل HyMod و شناسایی قابلیت‌های این روش انجام گرفت. در این تحقیق، ضمن بهینه‌سازی پارامترهای مدل بارش - رواناب HyMod با استفاده از روش مجموعه‌های تکاملی-ترکیبی (دوان و همکاران، ۱۹۹۲)، روش فیلتر کالمن دسته‌ای با توجه به سهولت آن در ایجاد دسته ذرات و نیز سازگاری آن با منطق احتمالاتی پیش‌بینی‌ها مورد استفاده قرار گرفت. با استفاده از این روش، میزان رطوبت خاک مدل HyMod در تانک‌های جریان سریع و تأخیری با به‌روزرسانی جریان پیش‌بینی‌شده بر پایه جریان مشاهداتی تخمین زده شد و همچنین، جریان پیش‌بینی‌شده در گام‌های زمانی روزانه تصحیح گردید. شیوه به‌روزرسانی داده‌ها با توجه به چارچوب مفهومی به‌کار رفته در آن، تمامی منابع عدم قطعیت را در محاسبات در نظر می‌گیرد و با توجه به کاربرد متوالی آن در محاسبات، قابلیت استفاده در برنامه‌های کاربردی را دارد و همچنین نیازی به فرض ایستایی داده‌ها در محاسبات ندارد (دیچنت و مرادخانی، ۲۰۱۲). دلیل اصلی انتخاب و به‌کارگیری فیلتر کالمن دسته‌ای در این مطالعه، علاوه بر قابلیت‌های ذکرشده قبلی، نبود مطالعه قبلی در این خصوص و نیز تطابق شرایط احتمالاتی این شیوه با

پارامترهای شش‌گانه مربوط به فرایندهای مختلف را ضمن به‌روزرسانی متغیرهای حالت مدل تخمین بزنند. روش‌های به‌روزرسانی داده‌ها، شامل شیوه‌های فیلتر کالمن، فیلتر ذره‌ای و روش‌های همگن‌سازی متغیر، در هیدرولوژی به‌کار می‌روند. این روش‌ها و فرضیات مربوط به آنها در مطالعاتی توسط لیو و همکاران (۲۰۱۲) به‌کار برده شدند. بعضی شیوه‌های همگن‌سازی داده‌ها، نظیر فیلتر کالمن دسته‌ای که در ترکیب با مدل‌های مختلف نظیر HBV و SOBEK استفاده می‌شدند، توسط ویرتس و همکاران (۲۰۰۶) به‌کار برده شدند.

در مطالعات هیدرولوژی، شیوه فیلتر کالمن دسته‌ای برای تخمین رطوبت خاک، تخمین پارامترها، پیش‌بینی سیل و آب معادل برف توسط محققین مختلفی (مرادخانی و همکاران، ۲۰۰۵؛ وروت و همکاران، ۲۰۰۵) مورد استفاده قرار گرفته است. این شیوه با در نظر داشتن تمامی منابع عدم قطعیت در مدل‌سازی هیدرولوژیکی می‌تواند نسبت به کاهش عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی مفید باشد (لیو و همکاران، ۲۰۱۲). هدف از تحلیل عدم قطعیت در یک مدل، تولید پیش‌بینی‌های احتمالاتی می‌باشد که دارای دقت بالایی هستند. تصمیم‌گیری‌های منابع آبی نیازمند پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی دقیق شده می‌باشند. بون و فریر (۲۰۰۱) در تحقیقی، آنالیز عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها را با روش تعمیم‌یافته تخمین عدم قطعیت احتمالاتی انجام داد. پن و وود (۲۰۰۶) در تحقیقی با استفاده از یک مدل هیدرولوژیکی برای بررسی بیان آبی، با به‌کارگیری دو فیلتر کالمن دسته‌ای شبیه‌سازی بیان آب و انرژی را انجام داد. به‌روزرسانی داده‌ها می‌تواند در تخمین متغیرهای حالت حوضه مفید باشد و سبب گردد که پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر شوند (کلارک و وروت، ۲۰۰۶). روش فیلتر کالمن دسته‌ای، یکی از شیوه‌هایی است که در روش به‌روزرسانی داده‌ها مورد توجه و استفاده قرار گرفته است. یکی از مزیت‌های فیلتر کالمن دسته‌ای نسبت به روش فیلتر کالمن بسط داده‌شده، بی‌نیازی آن بسط به معادلات خطی می‌باشد؛ اما این شیوه نیاز به استفاده از روش مونت‌کارلو جهت تولید مقادیر تصادفی دسته ذرات دارد. همچنین، یکی از فرضیات این شیوه تبعیت خطا از توزیع نرمال می‌باشد که به‌ندرت این موضوع در مدل‌های هیدرولوژیکی امکان‌پذیر است (کلارک و وروت، ۲۰۰۶).

غیرخطی سود می‌برد. برای ارائه الگوریتم مسئله فرض می‌گردد که m نمونه مستقل از تابع توزیع تحلیل فرایند در زمان t موجود است. به‌صورت ضمنی، فرض می‌گردد که نمونه‌ها دارای وزن برابر می‌باشند. هر چند این فرض می‌تواند به تخمین نارایب ختم گردد. از این‌رو، با توجه به انجام محاسبات معادله احتمالاتی متغیرهای حالت طبق معادله (۳) می‌باشد. همچنین، معادله پیش‌بینی با استفاده از معادله (۴) به‌دست می‌آید.

$$p^m(x_t | y_{1:t-1}) = \left(\frac{1}{m} \right) \sum_{i=1}^m p(x_t | x_{t-1}^i) \quad (3)$$

$$p^m(x_t | y_{1:t-1}) = \left(\frac{1}{m} \right) \sum_{i=1}^m p(x_t | x_{t-1}^i) \quad (4)$$

فیلتر کالمن دسته‌ای بر پایه تولید دسته ذرات و نمونه‌گیری است که در آن کواریانس متغیر حالت پیش‌بینی‌شده به‌وسیله تکثیر یک دسته از متغیرهای حالت از گام زمانی قبلی صورت می‌گیرد. نکته اصلی در عملکرد شیوه فیلتر کالمن دسته‌ای، تولید مجموعه مشاهده‌ها در هر گام زمانی بروزده با افزودن خطای به‌دست آمده از توزیعی با میانگین صفر و کواریانس معادل خطای ماتریس واریانس می‌باشد (ریچل و همکاران، ۲۰۰۱). معادله پیش‌بینی در شیوه کالمن دسته‌ای به‌صورت معادله (۵) محاسبه می‌گردد و در اینجا \hat{x}_{t+1} به‌عنوان شمارنده تعداد نمونه در هر مجموعه از متغیر رطوبت خاک تعریف می‌شود.

$$x_{t+1}^i = f(x_t^i, u_t^i, q) + w_t^i \quad i=1,2,\dots,m \quad (5)$$

در معادله (۵)، \hat{x}_{t+1}^i عضو شماره i مجموعه پیش‌بینی در گام زمانی $t+1$ و x_t^i عضو شماره i مجموعه پیش‌بینی به‌روزشده در گام زمانی t است. در به‌کارگیری شیوه کالمن دسته‌ای همچنین متغیرهای ورودی مدل، نظیر بارش با افزودن خطا در هر گام زمانی رویکرد تصادفی پیدا می‌کنند تا تحلیل‌ها حالت اریب پیدا نکنند. از این‌رو، با توجه به معادله (۶) متغیر ورودی بارش نیز به‌صورت تصادفی تولید می‌شود.

$$u_t^i = u_t + e_t^i \quad e_t^i \sim N\left(0, \Sigma_t^u\right) \quad (6)$$

سپس، بر مبنای تخمین‌های پیش‌بینی‌شده نسبت به ماتریس کواریانس خطا اقدام می‌گردد. ماتریس کواریانس خطای اولیه با توجه به معادلات (۷) تا (۹) محاسبه می‌گردد.

منطق پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی و سازگاری آن با تنوع و تعداد ذرات تصادفی می‌باشد. همچنین، این شیوه با توجه به دارا بودن قابلیت‌های لازم می‌تواند برای بهبود پیش‌بینی‌های روزانه در بازه‌های زمانی کوتاه‌مدت در سطح حوضه‌های کشور مفید باشد.

مواد و روش‌ها

به‌روزرسانی داده‌ها

به‌روزرسانی داده‌ها، فرایندی است که در آن داده‌های مشاهداتی با داده‌های اطلاعاتی پیش‌بینی‌شده برای اصلاح و بهبود پیش‌بینی‌ها به‌صورت مستمر و در گام‌های زمانی متوالی مورد استفاده قرار می‌گیرد. چارچوب مدل‌های بارش-رواناب را می‌توان در قالب معادلات (۱) و (۲) تعریف کرد. معادله اول، فضای حالت و معادله دوم، نشان‌دهنده معادله جریان می‌باشد. \mathbf{x}_t معرف متغیر حالت مدل است.

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t, q) + w_t \quad w_t \sim N\left(0, \Sigma_t^m\right) \quad (1)$$

$$y_{t+1} = h(x_{t+1}, q) + u_{t+1} \quad u_{t+1} \sim N\left(0, \Sigma_{t+1}^y\right) \quad (2)$$

در اینجا متغیر، حالت رطوبت خاک می‌باشد. تابع f ، دربرگیرنده داده‌های ورودی، پارامترهای مدل و نیز متغیر حالت در گام زمانی قبلی می‌باشد. خطای مدل نیز با w_t نشان داده شده است که از توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس Σ_t^m تبعیت می‌کند و شامل عدم قطعیت ساختار مدل و نیز داده‌های ورودی می‌باشد. در معادله دوم، y_{t+1} نشان‌دهنده جریان اندازه‌گیری‌شده می‌باشد و تابع h نیز، خروجی را بر حسب متغیر حالت تخمین زده‌شده از معادله اول ارائه می‌دهد. منابع خطا نیز برای متغیر جریان مشاهداتی به‌وسیله v_{t+1} نشان داده شده‌اند.

فیلتر کالمن دسته‌ای

با توجه به فرضیات به‌کار رفته، نظیر فرض خطی بودن مدل در فیلتر کالمن، این روش در بسیاری از مسائل قابل استفاده نمی‌باشد. به همین جهت، برای بهره‌گیری از این روش در مسائل غیرخطی، شیوه‌های مختلفی بسط و توسعه داده شدند، از جمله می‌توان به فیلتر کالمن دسته‌ای اشاره کرد. فیلتر کالمن دسته‌ای به‌وسیله اونس (۱۹۹۴) توسعه داده شد. این شیوه از نمونه‌گیری مونت کارلو جهت محاسبه تابع توزیع پیش‌بینی در مدل

رطوبتی c دارند. معادله تابع توزیع تجمعی رطوبت خاک به صورت معادله (۱۲) تعریف می‌گردد:

$$F(c) = 1 - \left[1 - \frac{c}{c_{\max}} \right]^{B_{\exp}} \leq c \leq c_{\max} \quad (12)$$

در این معادله، c_{\max} معرف حداکثر ظرفیت رطوبت خاک در حوضه می‌باشد و B_{\max} مقدار درجه تنوع مکانی رطوبت خاک است که تابع توزیع تجمعی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در هر گام زمانی، میزان رطوبت خاک در هر یک از تانک‌های سریع و تأخیری مدل با x و در تانک اصلی با S نشان داده می‌شوند و مقدار بارانی که از c_{\max} بیشتر باشد، از تانک‌های سه‌گانه که مربوط به جریان سریع می‌باشند، جاری می‌شود. مقدار جریان بین این تانک‌ها بستگی به پارامتر ثابت Rq دارد و در تانک تأخیری نیز بستگی به ضریب Rs دارد. میزان بارش مازاد بر ظرفیت رطوبت خاک با پارامتر a بین تانک‌های سریع و تأخیری توزیع می‌شود. این مدل، شامل ۵ متغیر حالت رطوبت خاک و نیز ۵ پارامتر می‌باشد. میزان ظرفیت رطوبت ذخیره‌شده از معادله (۱۳) به دست می‌آید. پارامترهای مدل و حد بالا و پایین آنها در جدول ۱ نشان داده شده است.

$$c = c_{\max} \left[1 - \left(1 - \frac{S(B_{\exp} + 1)}{c_{\max}} \right) \right]^{1/(B_{\exp} + 1)} \quad (13)$$

$$p_{t+1}^- = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{t+1}^- - \hat{x}_{t+1}) (x_{t+1}^- - \hat{x}_{t+1}) \quad (7)$$

$$K_{t+1} = p_{t+1}^- H_t' (H_t p_{t+1}^- H_t' + R)^{-1} \quad (8)$$

$$x_{t+1}^{i+} = x_{t+1}^{i-} + K_{t+1} (y_{t+1}^i - \hat{y}_{t+1}^i) \quad (9)$$

در معادله (۱۰)، y_{t+1}^i میزان دبی مشاهداتی شماره i می‌باشد. همچنین R ، برابر میزان واریانس دبی مشاهداتی می‌باشد.

$$y_{t+1}^i = y_{t+1} + d_{t+1}^i, \quad d_{t+1}^i \sim N\left(0, \sum_{t+1}^y\right) \quad (10)$$

برآورد میزان \hat{y}_{t+1}^i نیز از معادله (۱۱) به دست می‌آید:

$$\hat{y}_{t+1}^i = h(x_{t+1}^{i-}, q) \quad (11)$$

مدل مفهومی بارش - رواناب HyMod

مدل مفهومی هیدرولوژیکی بارش رواناب HyMod در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. مدل HyMod، یکی از مدل‌های معروف رطوبت خاک و بارش رواناب است که می‌تواند جریان را در گام‌های زمانی روزانه شبیه‌سازی نماید و در سال ۱۹۸۵ توسط مور توسعه داده شد. این مدل، بارش مازاد را در دو دسته تانک سریع و تأخیری شبیه‌سازی می‌کند. مدل مذکور بر پایه توزیع احتمالاتی رطوبت خاک تعریف شده است که در مطالعات متعددی استفاده شده است (وروت و همکاران، ۲۰۰۵). در مدل HyMod، حوضه مورد نظر به صورت تعداد بی‌شماری زیرحوضه فرض می‌شود که هر کدام یک ظرفیت مشخص

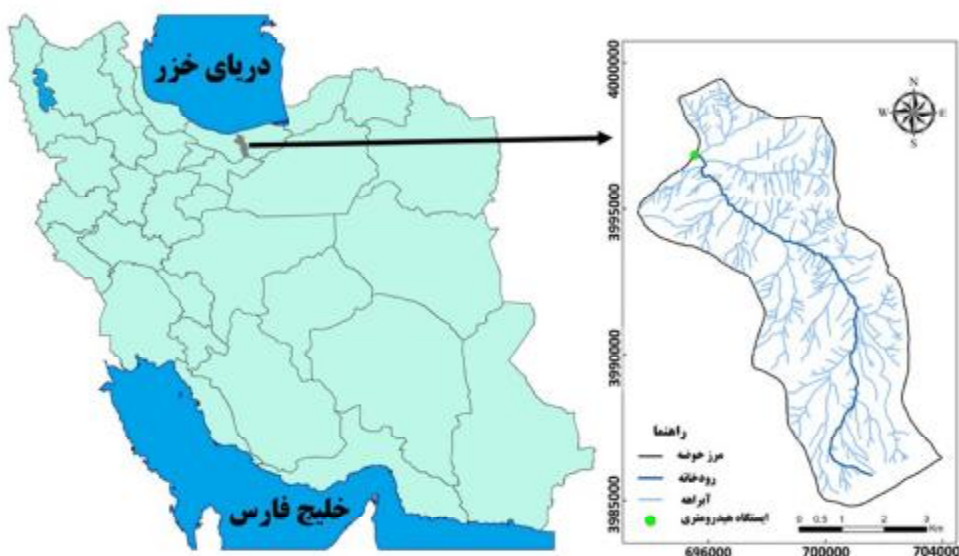
جدول ۱- مقادیر بیشینه و کمینه پارامترهای مدل HyMod

پارامتر	عنوان	حد پایین	حد بالا	واحد اندازه‌گیری
c_{\max}	بیشینه ذخیره رطوبت	۲۰۰	۵۰۰	میلی‌متر
B_{\exp}	تنوع مکانی رطوبت	۰/۱	۲	-
a	فاکتور توزیع بارش مازاد	۰/۵	۰/۹۹	-
R_q	زمان ماندگاری در تانک سریع	۰	۰/۱	روز
R_s	زمان ماندگاری در تانک تأخیری	۰/۳	۰/۷	روز

۳۶ شمالی و طول‌های جغرافیایی ۳۰-۵۳ تا ۳۰-۱۷-۱۷-۵۳ شرقی واقع شده است. مساحت این حوضه در حدود ۶۷ کیلومتر مربع می‌باشد و ارتفاع آن بین ۱۱۰۰ تا ۲۹۰۰ متر از سطح آب‌های آزاد متغیر است.

حوضه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوضه کسلیان (شکل ۱) از حوضه‌های معرف کشور و از زیرحوضه‌های رودخانه تالار می‌باشد که در حوضه دریای خزر قرار دارد. حوضه کسلیان در عرض‌های جغرافیایی ۴۵-۵۸ تا ۴۵-۴۵-۰۰



شکل ۱- حوضه آبریز کسلیان در استان مازندران

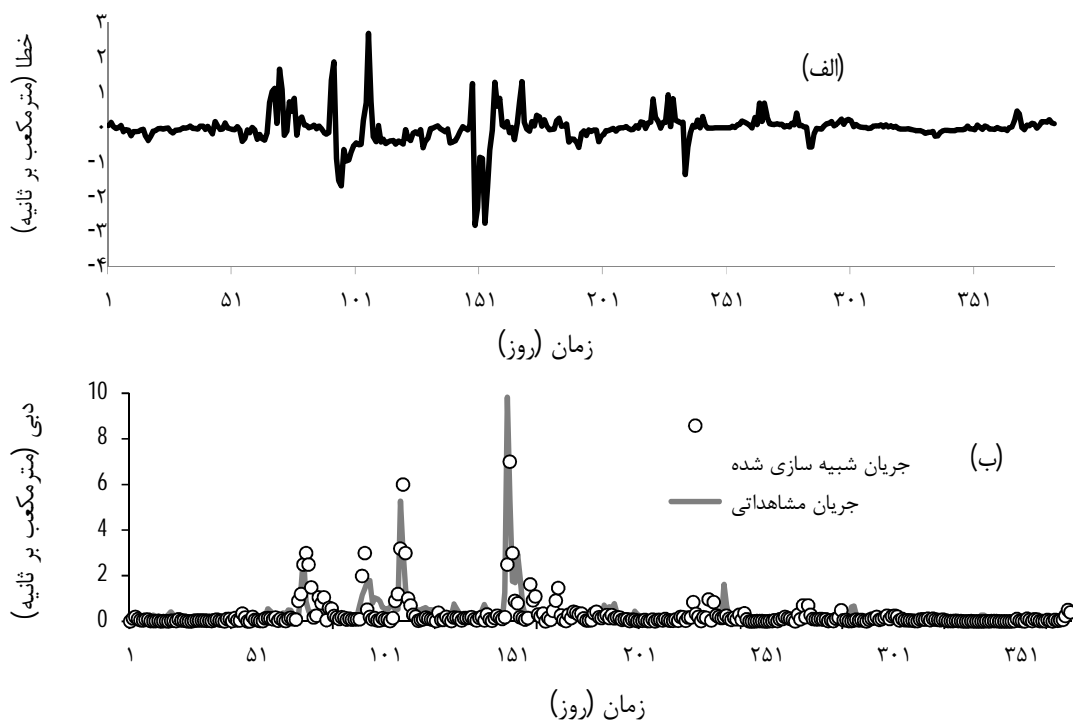
جدول ۲- مقادیر بهینه پارامترهای مدل HyMod

پارامتر	R_s (day)	R_q (day)	A (-)	B_{exp} (mm)	C_{max} (mm)
مقدار	۰/۰۳	۰/۴۳	۰/۷۲	۰/۳۱	۲۷۳

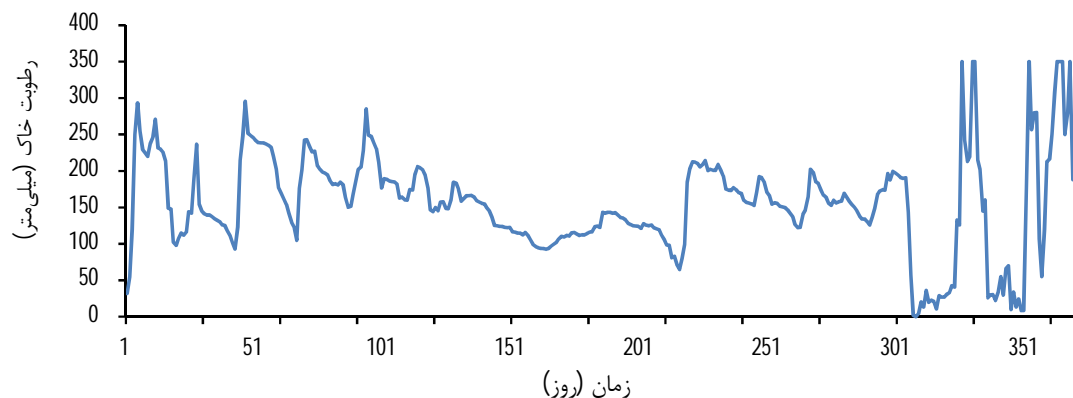
الگوریتم مورد استفاده در فرایند مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایند بارش- رواناب از الگوریتم‌های بسیار کارآمد است و نسبت به شیوه‌های توسعه‌یافته دیگر توانمندی و سرعت تحلیل بالایی دارد (دوان و همکاران، ۱۹۹۲). در شکل ۲ (الف) کردار خطای شبیه‌سازی و در شکل ۲ (ب) کردار هیدروگراف شبیه‌سازی شده در مقایسه با هیدروگراف مشاهداتی در یک سال آبی نشان داده شده است. در دی‌های ماکزیمم میزان خطای نسبتاً بالایی در فرایند مدل‌سازی به‌دست آمده است (شکل ۳). روش به‌روزرسانی داده‌ها و شیوه فیلتر کالمن دسته‌ای که در این تحقیق به کار گرفته شد، می‌تواند این امکان را ایجاد نماید که داده‌های مشاهداتی را به‌صورت مستمر در تحلیل‌ها وارد کند و سبب بهبود جریان خروجی پیش‌بینی شده گردد.

نتایج و بحث

در ابتدا برای استفاده از مدل، کد اجرایی مدل HyMod در محیط نرم‌افزار Matlab تهیه شد. همچنین، به‌کارگیری مدل مستلزم شناسایی پارامترهای تعریف‌شده در روابط مفهومی به‌کار رفته در آن می‌باشد. در مرحله شناسایی پارامترها از شیوه‌های شبیه‌سازی، نظیر استفاده از الگوریتم تخمین نأریب تابع احتمالاتی تعمیم‌یافته یا روش بهینه‌سازی استفاده می‌شود که در این مطالعه از شیوه بهینه‌سازی استفاده شد. محاسبه پارامترهای مدل با استفاده از الگوریتم ترکیب مجموعه‌های تکاملی (shuffled complex evolution) انجام گرفت. تابع هدف مورد استفاده در فرایند بهینه‌سازی کمترین میانگین مجذور تفاضل مربعات بود که با توجه به آن، پارامترهای برتر مشخص شدند. مقدار بهینه پارامترهای پنج‌گانه مدل در جدول ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- خطای شبیه‌سازی مدل (الف) و کردار مقایسه‌ای دبی مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده توسط مدل (ب)



شکل ۳- تغییرات میزان رطوبت خاک در تانک غیرخطی مدل HyMod در روزهای مختلف

نتیجه‌گیری

روش‌های متداول در شیوه به‌روزرسانی داده‌ها می‌باشد که با استفاده از روش مونت‌کارلو توسعه داده شده است و می‌تواند مدل‌های دینامیک غیرخطی نظیر مدل‌های بارش-رواناب مفهومی را تحلیل کند. به همین جهت، از روش فیلتر کالمن دسته‌ای که می‌تواند در حل مسائل غیرخطی استفاده شود، در این مطالعه استفاده شد. نتایج به‌دست آمده از به‌کارگیری این شیوه نشان داد که این روش می‌تواند نسبت به بهبود پیش‌بینی‌ها کمک کند و همچنین وضعیت رطوبت خاک را مشخص نماید.

این تحقیق با هدف استفاده از شیوه نوین به‌روزرسانی داده‌ها و بررسی اثرهای استفاده از آن در بهبود پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی مدل‌های بارش-رواناب رطوبت خاک و لحاظ متغیرهای حالت در این مدل‌ها انجام شد. با انجام تحلیل‌ها در یک سال آبی در حوضه کسلیان نسبت به شبیه‌سازی جریان، بدون استفاده از فرایند بازگشتی و حالت متداول و نیز با استفاده از روش به‌روزرسانی داده‌ها استفاده شد. فیلتر کالمن دسته‌ای از

- data assimilation for a process-based catchment scale model of surface and subsurface flow Water Resources Research. 45(10)
8. Chen B. Li P. Hu H. J. Husain T. and Khan F. 2017. MCFP: A Monte Carlo simulation based fuzzy programming approach for optimization under dual uncertainties of possibility and continuous probability Journal of environmental informatics. 29(2): 88-97
 9. DeChant C. and Moradkhani H. 2012. Examining the effectiveness and robustness of sequential data assimilation methods for quantification of uncertainty in hydrologic forecasting. Water Resources Research. 48(W04518): 1-15
 10. Duan Q. Sorooshian S. and Gupta V. K. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research. 28(4): 1015-1031.
 11. Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasigeostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. Journal of Geophysics research. 99: 10143-62
 12. Houtekamer P. L. and Mitchell H. L. 1998. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique. Monthly Weather Review. 126: 796-811.
 13. Li L. Xu C. Y. and Engeland K. 2013. Development and comparison in uncertainty assessment based Bayesian modularization method in hydrological modeling. Journal of Hydrology. 486(4): 384-394
 14. Lin Y. P. and Chen B. S. 2016. Natural resource management for nonlinear stochastic biotic-abiotic ecosystems: robust reference tracking control strategy using limited set of controllers. Journal of environmental informatics. 27(1): 14-30
 15. Liu Y. Weerts A. H. Clark M. Hendricks Franssen H. J. Kumar S. Moradkhani H. Seo D. J. Schwanenberg D. Smith P. van Dijk A. I. J. M. van Velzen N. He M. Lee H. Noh S. J. Rakovec O. and Restrepo P. 2012. Advancing data assimilation in operational hydrologic forecasting: progresses, challenges, and emerging opportunities. Hydrology and Earth System Sciences. 16: 3863-3887.
 16. Miller R. N. Ghil M. and Guathiez F. 1994. Advanced data assimilation in strongly nonlinear dynamical systems. Journal of Atmospheric Sciences. 51(8): 1037-1056.
 17. Montovan P. and Todini E. 2006. Hydrological forecasting uncertainty assessment: Incoherence of the GLUE methodology. Journal of Hydrology. 330: 45-57
- همچنین، برای شناسایی پارامترهای مناسب مدل در مرحله واسنجی از شیوه توسعه‌یافته بهینه‌سازی سراسری استفاده شد. با توجه به اینکه روش فیلتر کالمن دسته‌ای می‌تواند از ذرات متعددی در اجرای محاسبات استفاده نماید، تحلیل‌ها نشان داد که دسته ذراتی با ۲۵ عضو می‌تواند در این حوضه سبب شود که شاخص ارزیابی نش-ساتکلیف بیشترین مقدار را (۰/۷۲) داشته باشد. مدل‌های مختلف علاوه بر دارابودن پارامترهای متعدد دارای متغیرهای حالت نیز می‌باشند و با توجه به پویا بودن متغیرهای حالت و پارامترهای مدل، می‌توان به‌طور هم‌زمان از روش فیلتر کالمن دسته‌ای برای بررسی تغییرات این دو استفاده کرد. در پایان، پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آتی موضوع تغییرات توأمان متغیرهای حالت و پارامترها بررسی شود تا تأثیر تغییرات مستمر پارامترهای مدل در نتایج ارزیابی گردد.
- ### منابع
۱. کمالی ب. و موسوی س. ج. ۱۳۹۱. کالیبراسیون خودکار مدل هیدرولوژیکی رخداد پایه با استفاده از الگوریتم فراکاوشی PSO. نشریه مهندسی عمران امیرکبیر. ۴۴(۱): ۷۷-۸۸
 2. Abbaspour K. C. Rouholahnejad E. Vaghefi S. Srinivasan R. Yang H. and Klove B. 2015. A continental-scale hydrology and water quality model for Europe: calibration and uncertainty of a high-resolution large-scale swat model. Journal of Hydrology. 524: 733-752
 3. Beven K. J. and Freer J. 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems. Journal of Hydrology. 249: 11-29
 4. Boyle D. P. 2000. Multicriteria calibration of hydrological models. PhD Dissertation, Department of Hydrology and Water Resources. University of Arizona. Tucson. 145 p.
 5. Burgers G. P. Van Leeuwen J. and Evensen G. 1998. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter. Monthly Weather Review. 126: 1719-1724
 6. Clark M. P. and Vrugt J. A. 2006. Unraveling uncertainties in hydrologic model calibration: Addressing the problem of compensatory parameters. Geophysical Research Letter. 33(L06406): 1-5
 7. Camporese M. Paniconi C. Putti M. and Salandin P. 2009. Ensemble Kalman filter

- 368-381
18. Moradkhani H. Hsu K. L. Gupta H. and Sorooshian S. 2005. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter. *Water Resources Research*. 41(5): 1001-1017
 19. Pan M. and Wood E. F. 2006. Data assimilation for estimating the terrestrial water budget using a constrained ensemble Kalman filter. *Journal of Hydrometeorology*. 7: 534-547
 20. Reichle R. Entekhabi H. D. and McLaughlin D. B. 2001. Downscaling radio brightness measurements for soil moisture estimation: A four dimensional variational data assimilation approach. *Water Resources Research* 37: 2353-2364
 21. Shi Y. Davis K. J. Zhang F. Duffy C. J. and Yu Z. 2014. Parameter Estimation of a Physically-Based Land Surface Hydrologic Model Using the Ensemble Kalman Filter: A Synthetic Experiment. *Water Resources Research*. 50: 706-724.
 22. 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): 1-17
 23. Wang S. Huang G. H. Huang W. Fan Y. R. and Li Z. 2015. A fractional factorial probabilistic collocation method for uncertainty propagation of hydrologic model parameters in a reduced dimensional space. *Journal of Hydrology*. 529(3): 1129-1146.
 24. Weerts A.H. and El Serafy G. Y. 2006. Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall runoff models. *Water resources research*. 42(9).
 25. Whitaker J. S. Hamill T. M. 2002. Ensemble data assimilation without perturbed observations. *Monthly Weather Review*. 130: 1913-1924.
 26. Xie H. Eheart J. W. Chen Y. G. and Bailey B. A. 2009. An approach for improving the sampling efficiency in the Bayesian calibration of computationally expensive simulation models. *Water Resources Research*. 45(6): 735-742.

