



Reducing Rainfall-Runoff Simulation Error Using Coupled Hydrological SWAT Model and Data Assimilation Technique

M. Mehrparvar¹, K. Asghari^{2*} and M.H.
Golmohammadi³

Abstract

Conceptual modeling of rainfall-runoff procedure involves large number of parameters and climate data. Uncertainty in these input parameters are very likely which leads to output errors which can affect long-term predictions and management policies. In this study Soil and Water Assessment Tool (SWAT) is implemented to simulate rainfall-runoff process in Chelgerd sub-basin. To develop an appropriate model with acceptable and reliable performance, Ensemble Kalman filter (EnKF) is used as data assimilation technique to assimilate the variables of model which are known as sources of error; i.e. model parameters and input data. The research concluded that as a data assimilation technique, EnKF is capable of reducing the computational error inherited in the simulation model. Results of the proposed model is evaluated by Nash-Sutcliffe (NS) factor with value of 0.86 which have better performance compared to modeling without EnKF technique. Also the performance of the developed model is improved with a NS value of 0.82 for the validation period.

Keywords: Rainfall-Runoff; Ensemble Kalman Filter; Soil and Water Assessment Tool; Simulation Error Reduction.

Received: November 4, 2017
Accepted: July 15, 2018

کاهش خطای شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب با بکارگیری تکنیک داده‌گواری در مدل هیدرولوژیکی SWAT

میلاذ مهرپرور^۱، کیوان اصغری^{۲*} و محمدحسین گل‌محمدی^۳

چکیده

مدل‌سازی فرآیند بارش-رواناب با انبوهی از پارامترها و داده‌های اقلیمی همراه است که ارائه یک مدل شبیه‌ساز مناسب با حداقل خطا از چالش‌های مطالعات گذشته بوده است. عدم اطمینان و قطعیت بر صحت داده‌ها و پارامترهای ورودی مدل‌های شبیه‌سازی منجر به تولید خطا می‌شود که تأثیر قابل توجهی بر پیش‌بینی‌های بلند مدت و سیاست‌های مدیریتی می‌گذارد. در این مطالعه از مدل مفهومی آب و خاک SWAT به منظور شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب در زیر حوضه آبریز چلگرد استفاده شده است. به منظور ارائه یک مدل مناسب، تکنیک داده‌گواری فیلتر کالمن مجموعه‌ای (EnKF) جهت به‌روزرسانی و اصلاح منابع تولید خطا در مدل‌سازی به کار برده شده که این منابع شامل پارامترها و داده‌های ورودی مدل می‌باشد. نتایج بدست آمده از مدل اصلاحی ارائه شده با معیار ارزیابی Nash-Sutcliffe سنجیده شده که مدل اصلاحی با ضریب ۰/۸۶ عملکرد بهتری نسبت به مدل توسعه‌یافته بدون تکنیک EnKF از خود نشان داده است و همچنین ضریب Nash-Sutcliffe برای دوره صحت‌سنجی به ۰/۸۲ ارتقاء یافته است.

کلمات کلیدی: بارش-رواناب، تکنیک فیلتر کالمن EnKF، مدل هیدرولوژیکی SWAT، کاهش خطای شبیه‌سازی.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۸/۱۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۴/۲۴

1- Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.
2- Associate Professor, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran. Email: kasghari@cc.iut.ac.ir
3- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.
*- Corresponding Author

۱- کاندیدای دکتری دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان.
۲- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان.
۳- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان.
*- نویسنده مسئول

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

Reichle et al. (2002) کاربرد روش فیلتر کالمن مجموعه‌ای را به منظور داده‌گذاری هیدرولوژیکی بررسی کردند. از این تکنیک به منظور بهنگام‌سازی داده‌های خروجی مدل پیش‌بینی رطوبت خاک استفاده شد. (Vrugt et al. 2005) رویکرد ترکیبی از بهینه‌سازی جامع و داده‌گذاری را به منظور اصلاح و کاهش خطای ناشی از ساختار، پارامترهای ورودی و خروجی مدل شبیه‌ساز جریان سطحی HYMOD و مدل سه پارامتری غیر خطی Lorenz ارائه دادند. (Salamon and Feyer 2010) به منظور کمی‌سازی همزمان عدم قطعیت ناشی از پارامترهای ورودی مدل و پارامترهای ساختار مدل از تکنیک داده‌گذاری ترتیبی فیلتر ذرات استفاده کردند. تکنیک مورد نظر برای مدل‌سازی توزیعی جریان سطحی حوضه آبریز رودخانه راین در مقیاس بزرگ به کار برده شده است. (Xie and Zhang 2010) تکنیک فیلتر کالمن مجموعه‌ای^۳ (EnKF) را به عنوان ابزاری در به‌روزرسانی متغیر حالت در مدل شبیه‌ساز هیدرولوژیکی SWAT استفاده کردند. ایشان با در نظر گرفتن پارامتر شماره منحنی خاک، میزان رطوبت خاک و تبخیر به عنوان متغیر حالت، روند بهنگام‌سازی را انجام دادند. (Sun et al. 2016) با استفاده از تکنیک فیلتر کالمن تعمیم یافته^۴ (EKF) به بررسی بهبود عملکرد مدل هیدرولوژیکی SWAT در شبیه‌سازی پرداختند که روند به‌روزرسانی داده‌ها به دو صورت بهنگام‌سازی متغیر حالت و خروجی مدل انجام شد. (Bayat et al. 2017) به اصلاح پارامترهای مدل SWAT با بکارگیری EnKF پرداختند که ارائه یک مدل پیش‌بینی آینده رودخانه در حوضه آبریز مهابادچای نمونه‌ای کاربردی از مدل توسعه یافته بوده است. مطالعاتی همچون تلفیق مدل‌های پیش‌بینی داده محور و تکنیک‌های داده‌گذاری در زمینه علم هیدرولوژی صورت گرفته است. (Kashif Gil et al. 2007) به منظور پیش‌بینی روزانه رطوبت خاک، از ۶ ماه داده هواشناسی جهت آموزش مدل ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و سه ماه داده جهت آزمون و بهنگام‌سازی داده‌های خروجی مدل استفاده کردند. (Li et al. 2014) مدل بارش-روانابی برای حوضه آبریز رودخانه Luo واقع در چین با بکارگیری روش داده-محور SVM توسعه دادند. ایشان در این مطالعه با تلفیق تکنیک EnKF، خطای تولید شده در محاسبات را کاهش دادند. مدل ارزیابی آب و خاک SWAT از جمله مدل‌های هیدرولوژیکی به منظور شبیه‌سازی‌های هیدرولوژیکی می‌باشد. محققین مدل نیمه توزیعی SWAT را به عنوان مدل محاسباتی کارآمد با قابلیت اطمینان نسبی خوبی معرفی کردند که امروزه در بسیاری از تحلیل‌های هیدرولوژیکی حوضه‌های آبریز مورد استفاده قرار گرفته است (Neitsch et al., 2011). پیرو بررسی قابلیت مدل هیدرولوژیکی SWAT در حوضه‌های آبریز ایران، می‌توان به مطالعاتی چون

علم هیدرولوژی به طور معمول به روند پیدایش آب و چرخه آن در طبیعت و همچنین به تغییرات بوجود آمده تحت تأثیر عوامل اقلیمی و انسانی می‌پردازد. مدل‌های بسیاری به منظور شبیه‌سازی چرخه آب در طبیعت توسعه یافته‌اند که در قالب مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی تعریف می‌شوند. خطاهای موجود در اندازه‌گیری و فرضیات در نظر گرفته شده در محاسبات و همچنین عدم وجود اطلاعات کافی از درک کامل تعادل آبی یک حوضه آبریز سبب می‌شود خطاها در فرآیند شبیه‌سازی و پیش‌بینی رشد کند. بهبود پردازش شبیه‌سازی مدل‌ها لازم است به سمتی سوق داده شود که کلیه منابع تولید خطا و همچنین منشاء آن در روند مدل‌سازی و یا پیش‌بینی پوشش داده شوند. پارامترهای مدل یکی از منابع تولید خطا است که عدم اطلاع از صحت مقادیر آنها سبب بروز خطا در نتایج شبیه‌سازی می‌شود. (Lenhart et al. 2002) با دو رویکرد متفاوت به بررسی حساسیت پارامترهای مدل هیدرولوژیکی SWAT پرداختند که در هر دو رویکرد پارامتر مورد نظر متغیر بوده و دیگر پارامترها به یک مقدار مشخص ثابت در نظر گرفته شده‌اند ولی بازه تغییرات پارامتر در دو رویکرد متفاوت است. همچنین، می‌توان به عدم انتخاب صحیح مقیاس زمانی و مکانی داده‌ها در شبیه‌سازی به عنوان منابع دیگر تولید خطا اشاره کرد. (Chaubey et al. 1992) بر اهمیت تغییرات مکانی پارامتر بارش در روند مدل‌سازی تأکید کردند. در مطالعه انجام شده به همگنی میزان بارش از لحاظ تغییرات مکانی در اکثر مدل‌های شبیه‌سازی اشاره شده است که سبب ایجاد خطای قابل توجه در نتیجه مدل‌سازی و بوجود آمدن عدم قطعیت خواهد بود. (Jeong et al. 2010) مقیاس زمانی مورد استفاده در شبیه‌سازی بارش-رواناب در مدل SWAT را به عنوان پارامتری مهم مورد بررسی قرار دادند. مدل توسعه داده شده با بازه‌های زمانی کمتر از ۲۴ ساعت، نتایج بهتری نسبت به مدل‌هایی با مقیاس زمانی روزانه جهت شبیه‌سازی جریان سطحی با دبی زیاد خواهد داشت. به منظور کاهش خطای ناشی از داده‌های ورودی و یا پارامترهای مدل که به عنوان منابع مهم در بوجود آمدن عدم قطعیت‌ها شناخته شده‌اند، کاربرد تکنیک داده‌گذاری^۱ در زمینه‌های هیدرولوژیکی مد نظر قرار گرفته است. (Refsgaard et al. 1985) از تکنیک فیلتر کالمن^۲ از دسته روش‌های داده‌گذاری به منظور بهنگام‌سازی داده‌های خروجی مدل متمرکز بارش-رواناب استفاده کردند. (Lee and Singh 1999) با استفاده از تکنیک فیلتر کالمن، بصورت روند بازگشتی، پارامترهای مدل شبیه‌سازی متمرکز بارش-رواناب را بصورت سعی و خطا اصلاح کرده و بدین ترتیب خطای شبیه‌سازی را تقلیل دادند.

۲-۱- مدل ارزیابی آب و خاک SWAT

مدل‌سازی هیدرولوژیکی در مقیاس حوضه‌های آبریز به دو صورت روندیابی متمرکز و توزیعی انجام می‌گیرد که روند شبیه‌سازی SWAT بصورت نیمه توزیعی می‌باشد. شبیه‌سازی در مدل فیزیکی SWAT بصورت پیوسته و بلند مدت می‌باشد. روندیابی نیمه‌توزیعی در SWAT بدین صورت می‌باشد که یک حوضه آبریز به چندین زیر حوضه تقسیم می‌شود که در نرم‌افزار، این زیر حوضه‌ها با نام واحد پاسخ هیدرولوژیکی (HRU) تعریف می‌شوند. این تقسیم‌بندی‌ها با توجه به سطح آستانه تشکیل آبراهه مشخص می‌شود. HRU ها کوچکترین واحد محاسباتی در مدل می‌باشند که اطلاعات کاربری اراضی، خاک و شیب یک منطقه را پوشش می‌دهد و یا به عبارتی هر واحد دارای مشخصات یکسانی از کاربری اراضی، شیب و خاک می‌باشد. مزیت استفاده از HRU ها در بالا بردن دقت محاسباتی می‌باشد، زیرا این امکان را به مدل می‌دهد که تفاوت در رواناب، تبخیر و تعرق و نفوذ ناشی از تفاوت در نوع خاک و پوشش زمین را در نظر بگیرد. معادله بیان آبی در SWAT مطابق رابطه (۱) می‌باشد که در هر واحد محاسباتی HRU این معادله محاسبه می‌شود:

$$SW_t = SW_0 + \sum (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw}) \quad (1)$$

در رابطه فوق، t گام زمانی (بر حسب روز)، SW_0 مقدار رطوبت اولیه موجود در خاک، SW_t رطوبت خاک در پایان گام زمانی، E_a مقدار تبخیر و تعرق روزانه، W_{seep} مقدار آب نفوذ کرده به منطقه زیر قشری در پروفیل خاک، Q_{surf} مقدار رواناب سطحی در هر روز، R_{day} مقدار بارش در هر روز و Q_{gw} مقدار نفوذ به سفره زیر زمینی می‌باشد. همچنین مقدار ارتفاع نفوذپذیری و متعاقب آن رواناب بر اساس روابط ارائه شده توسط اداره حفاظت خاک آمریکا (SCS) یا روابط Green and Ampt محاسبه می‌گردد. مدل SWAT تحت محیط نرم‌افزار ArcMap اجرا شده و GIS-base می‌باشد. شبیه‌سازی بارش-رواناب در حوضه‌های آبریز به وسیله مدل SWAT مستلزم در دسترس بودن دسته‌ای از داده‌های هیدرولوژیکی شامل پارامترهای بارش، دما، رطوبت، باد و تابش بصورت روزانه می‌باشد که علاوه بر آن نقشه‌های توپوگرافی، کاربری اراضی و پروفیل خاک جهت شبیه‌سازی مورد نیاز می‌باشد.

۲-۲- تکنیک فیلتر کالمن مجموعه‌ای (EnKF)

فیلتر کالمن (Kalman, 1960) از دسته روش‌های تکنیک داده‌گواری بوده که به عنوان تلفیقی از زنجیره مارکوف و نظریه بیزین شناخته می‌شود. روش فیلتر کالمن (KF) بطور معمول خطای بوجود آمده ناشی از عدم قطعیت سیستم‌های اندازه‌گیری و پیش‌بینی را کاهش می‌دهد.

Moazenzadeh et al. (2016) اشاره کرد که به ارزیابی قابلیت مدل SWAT در شبیه‌سازی دبی رودخانه و تبخیر و تعرق حوضه آبریز نیشابور پرداختند. همچنین، Eini Karim Kandi et al. (2017) داده‌های اقلیمی پایگاه‌های جهانی CRU و NCEP CFSR را جهت شبیه‌سازی هیدرولوژیکی مدل SWAT در حوضه آبریز مهارلو را باز تحلیل کردند. Mehrparvar and Asghari (2018) با توجه به در دسترس بودن آمار ۳۰ ساله داده‌های هیدرولوژیکی بالادست حوضه آبریز زاینده‌رود، جریان ورودی به سد زاینده‌رود را توسط مدل داده محور SVM شبیه‌سازی کردند. مدل توسعه‌یافته پس از آموزش جهت پیش‌بینی یک سال استفاده شد و داده‌های خروجی در هر ماه توسط تکنیک اصلاح یافته EnKF به روزرسانی و بهبود بخشید.

بر اساس پیشینه مطالعات انجام شده توسط محققین، تحقیقات مرتبط با اصلاح مدل‌های شبیه‌سازی محدود به کالیبره کردن پارامترهای مدل با روش‌هایی است که واقعیت و یا طبیعت رفتار سیستم را در نظر نمی‌گیرد که در این راستا اصلاح کلیه منابع تولید خطا در حین شبیه‌سازی مدل‌های هیدرولوژیکی به خصوص مدل بارش-رواناب حائز اهمیت می‌باشد. به همین جهت، در این مطالعه از مدل هیدرولوژیکی SWAT جهت شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب در زیر حوضه چلگرد واقع در بالادست حوضه آبریز زاینده‌رود استفاده می‌شود. جهت به‌روزرسانی و اصلاح متغیرهای حساس مدل SWAT به منظور شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب تکنیک EnKF از دسته روش‌های داده‌گواری مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدین منظور با ارائه یک مدل تلفیقی که ترکیبی از تکنیک EnKF و مدل SWAT می‌باشد، به اصلاح داده‌های ورودی و پارامترهای مدل پرداخته می‌شود. میزان تأثیرگذاری اصلاح هر یک از متغیرها در خروجی مدل مشخص خواهد شد که عملکرد مدل اصلاح یافته با معیارهای ارزیابی نظیر ضریب Nash-Sutcliffe (Nash and Sutcliffe, 1970) و شاخص Strife (Klir and Yuan, 1995; Klir, 1993) سنجیده می‌شود.

۲- روش تحقیق

مدل ارزیابی آب و خاک SWAT به منظور شبیه‌سازی فرآیند هیدرولوژیکی بارش-رواناب و تکنیک داده‌گواری با هدف کاهش خطای مدل‌سازی بارش-رواناب ابزار شبیه‌سازی این تحقیق بوده است. با به کارگیری شاخص‌های ارزیابی خطای نظیر ضریب Nash-Sutcliffe و شاخص Strife عملکرد مدل توسعه یافته بررسی می‌شود. در ادامه این بخش به شرح ابزار، تکنیک‌های به کار برده شده و روش انجام کار در این مطالعه پرداخته می‌شود.

که این مرحله را بهنگام‌سازی داده‌ها می‌نامند. در مرحله بعد با توجه به رابطه (۱۰) ماتریس عملگر M که به عبارتی تابع محرک مدل شبیه‌سازی یا پیش‌بینی بوده، مقادیر به روزرسانی از گام قبل را به عنوان داده ورودی در نظر گرفته و پیش‌بینی را برای گام زمانی بعد انجام می‌دهد:

$$x_{t+1}^b = M(x_t^a) \quad (10)$$

۳-۲- ضریب Nash Sutcliff

جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های شبیه‌سازی با داده‌های مشاهده‌ای از معیارهای ارزیابی خطا استفاده می‌شود. از جمله آنها می‌توان به ضریب Nash Sutcliff (NS) اشاره کرد. این ضریب میزان همبستگی و تطابق داده‌های شبیه‌سازی با مشاهده‌ای را نشان خواهد داد. مقادیر بالای ضریب مذکور نشان از بهبود مدل و کاهش خطا در شبیه‌سازی می‌باشد. ضریب NS توسط رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود:

$$NS = 1 - \frac{\sum_i (Q_m - Q_s)_i^2}{\sum_i (Q_{m,i} - \bar{Q}_m)^2} \quad (11)$$

در رابطه فوق، Q متغیر مورد نظر (دبی جریان)، m نمای داده‌های واقعی یا مشاهده‌ای، s نمای داده‌های شبیه‌سازی شده می‌باشد. بطور معمول برای مقادیر NS بالاتر از 0.65 عملکرد مدل خوب و برای مقادیر بالاتر از 0.75 عملکرد مدل بسیار خوب ارزیابی می‌شود (Moriasi et al., 2007).

۴-۲- شاخص اندازه‌گیری Strife

شاخص Strife به منظور اندازه‌گیری میزان عدم همخوانی بازه‌ای (مجموعه‌ای) از اعداد ارائه شده است. چنانچه هدف مقایسه دو رویداد A و B با درجه عضویت $m(A)$ و $m(B)$ باشد، میزان عدم همخوانی بازه‌های ذکر شده مطابق با روابط (۱۲) و (۱۳) بوسیله شاخص Strife اندازه‌گیری شده که مقادیر کمتر آن بیان‌کننده افزایش دقت مدل‌سازی است:

$$Strife = - \sum_{A \in F} m(A) \log_2 \left(\sum_{B \in F} m(B) \cdot SUB(A, B) \right) \quad (12)$$

$$SUB(A, B) = \begin{cases} 1 & \text{if } A \equiv \phi \\ \frac{m(\overline{A \cap B})}{m(A)} & \text{if } (\overline{A}) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

روند کار به دو مرحله بروز رسانی و پیش‌بینی تقسیم می‌شود که در اثر مرور زمان این روش به تکنیک فیلتر کالمن مجموعه‌ای (Evensen, 1994) توسعه یافته است. در این روش با به روزرسانی متغیر حالت سیستم به روزرسانی می‌شود. متغیر حالت سیستم در زمان t با بردار X_t^b نشان داده می‌شود که از مجموعه‌ای با m داده تشکیل شده است. این مجموعه نشان دهنده خطای سیستم در گذشته می‌باشد. از طرفی بردار Y_t نشان دهنده مجموعه‌ای m عضوی از مشاهدات و یا مقادیر اندازه‌گیری می‌باشد.

$$X_t^b = (x_{1,t}^b, x_{2,t}^b, \dots, x_{m,t}^b) \quad (2)$$

$$Y_t = (y_{1,t}, y_{2,t}, \dots, y_{m,t}) \quad (3)$$

$$x_{i,t}^b = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{i,t}^b \quad (4)$$

مجموعه داده‌های حالت سیستم در زمان t (X_t^b) و مجموعه مشاهدات (Y_t) با خطایی به میانگین صفر و به ترتیب با واریانس P_t^b و R در نظر گرفته می‌شوند. میانگین داده‌های حالت سیستم که m عضو می‌باشند با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌گردند که این داده‌ها به عنوان پارامترهای ورودی جهت به روزرسانی در نظر گرفته می‌شوند. با استفاده از رابطه (۵)، بردار X_t^b به روزرسانی می‌شود که با بردار X_t^a نشان داده می‌شود.

$$x_{i,t}^a = x_{i,t}^b + K(y_{i,t} - H(x_{i,t}^b)) \quad (5)$$

$$K_t = P^b H^T (HP^b H^T + R)^{-1} \quad (6)$$

$$HP^b H^T = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (H(x_{i,t}^b) - \overline{H(x_t^b)}) (\overline{H(x_t^b)} - H(x_{i,t}^b))^T \quad (7)$$

$$P^b H^T = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{i,t}^b - \overline{x_t^b}) (H(x_{i,t}^b) - \overline{H(x_t^b)})^T \quad (8)$$

$$\overline{H(x_t^b)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m H(x_{i,t}^b) \quad (9)$$

در رابطه (۵) که به عنوان رابطه بهنگام‌سازی معروف می‌باشد، عملگر H بردار حالت سیستم را به مقیاس و جنس مشاهدات تبدیل می‌کند و ماتریس K که ضریب کالمن نامیده می‌شود توسط رابطه (۶) بدست می‌آید. لازم به توضیح است که روابط (۷) تا (۹) برای محاسبه پارامترهای رابطه EnKF استفاده می‌شود که به ترتیب ماتریس واریانس خطای داده‌های حالت سیستم در مقیاس مشاهدات، ماتریس واریانس خطای داده‌های حالت سیستم و میانگین داده‌های حالت سیستم در مقیاس مشاهدات، نامیده می‌شوند. با استفاده از روابط ذکر شده متغیر حالت سیستم با توجه به مشاهدات به روزرسانی شده و جهت پیش‌بینی برای گام زمانی بعدی مورد استفاده قرار خواهد گرفت

در روابط فوق A و B زیر مجموعه‌ای از مجموعه F با احتمال $m(F)=1$ می‌باشند. همچنین \bar{A} و $A \cap B$ به ترتیب اندازه مجموعه‌های A و $A \cap B$ می‌باشند.

۲-۵- ساختار مدل سازی

روند کار بدین صورت است که در ابتدا با پارامترهای ثابت، داده‌های ورودی مدل به‌روزرسانی می‌شود که در این حین می‌توان تمامی داده‌های ورودی و یا یک نوع داده ورودی (به عنوان مثال داده بارش یک ایستگاه) به تنهایی اصلاح یابد تا بتوان میزان کاهش خطا را تحت تأثیر اصلاح یک متغیر خاص و یا جمعی از آنها ارزیابی کرد. در نهایت می‌توان با اصلاح داده‌های ورودی با تکنیک EnKF و همچنین اصلاح پارامترهای مدل، یک مدل اصلاحی ارائه داد که انتظار می‌رود نتایج آن با کاهش خطا همراه شود.

روابط تکنیک EnKF به عنوان یک روش داده‌گذاری با مدل شبیه‌ساز SWAT تلفیق می‌شود. بدین منظور کد قابل دسترس مدل SWAT را به نحوی با یک برنامه‌نویسی در محیط نرم‌افزار برنامه‌نویسی MATLAB مرتبط کرده که پس از اعمال تغییرات در ورودی‌های مدل نظیر داده‌های بارش، دما و همچنین پارامترهای مدل (در محیط MATLAB)، فایل اجرایی مدل جهت شبیه‌سازی اجرا و با توجه به تغییرات ورودی‌ها، رواناب خروجی را تولید کند. در این حین روابط بهنگام‌سازی فیلتر کالمن بر روی پارامترها و داده‌های ورودی بسط داده می‌شود. مدل شبیه‌ساز SWAT برای کل دوره آماری شبیه‌سازی را انجام می‌دهد و کلیه متغیرهای حساس مدل اعم از داده‌های بارش، دما و پارامترها در ماتریس بردار حالت برای کلیه گام‌های زمانی دوره آماری $(t=1,2,\dots,n)$ تعریف شده و بهنگام‌سازی بر روی ماتریس مورد نظر انجام می‌شود. به عبارتی به‌روزرسانی همزمان بر روی کلیه گام‌های زمانی انجام می‌گیرد. این روند در تکرارهای پی در پی صورت می‌پذیرد تا کمترین خطا با ارزیابی معیار Nash-Sutcliffe حاصل گردد که فلوچارت این روند در شکل ۱ مشاهده می‌شود. مطابق با الگوریتم نشان داده شده، پس از اجرای مدل SWAT با توجه به داده‌ها و مقادیر تغییر یافته، خروجی‌های شبیه‌سازی شده به برنامه بازگردانده می‌شود تا بردار $H(X_t^b)$ تشکیل شود و در نهایت با توجه به رابطه (۵) بردار X_t^b به روزرسانی شده و X_t^a جایگزین X_t^b شود. این روند در تکرارهای متوالی انجام شده تا عملکرد مدل در شبیه‌سازی بهبود یابد. بهبود مدل توسط ضریب NS مطابق رابطه (۱۱) ارزیابی می‌شود.

پس از ارائه نتایج توسط مدل اصلاحی، شاخص Strife نیز میزان عدم همپوشانی نتایج را با داده‌های مشاهداتی می‌سنجد که در این حین ابتدا نتایج و داده‌های مشاهداتی دسته‌بندی می‌شوند. دسته‌بندی داده‌ها توسط شاخص‌های خشکسالی نظیر شاخص SRI انجام می‌گیرد که این شاخص برگرفته از شاخص SPI (McKee et al., 1993) بوده که پارامتر رواناب بر اساس تطابق توزیع آماری داده‌ها با توزیع احتمالاتی گاما، داده‌ها را مطابق با کلاسه‌های اقلیمی تقسیم‌بندی می‌کند. با استفاده از شاخص SRI، نتایج مطابق با کلاسه‌های اقلیمی خشکسالی و ترسالی دسته‌بندی می‌شوند. سپس میزان عدم همپوشانی هر یک از دسته‌های نتایج با دسته‌های مشاهدات توسط شاخص Strife اندازه‌گیری خواهد شد که مقادیر کمتر نشان از تطابق بهتر نتایج با مشاهدات است.

۳- مطالعه موردی

حوضه آبریز زاینده‌رود با مساحت تقریبی ۲۶۹۱۷ کیلومتر مربع در بخش میانی فلات مرکزی ایران واقع شده است. حوضه مورد نظر از دیدگاه هیدرولوژیکی به ۱۶ واحد مطالعاتی تقسیم‌بندی شده است که عمده بارش‌ها در سمت غرب حوضه متمرکز می‌باشد. سه زیر حوضه آبریز بویین- دامنه، چادگان-یان چشمه و چلگرد در قسمت غربی حوضه واقع می‌باشند. زیر حوضه آبریز چلگرد که موقعیت جغرافیایی آن در شکل ۲ نشان داده شده است، به منظور انجام مدل سازی فیزیکی انتخاب شده که میزان رواناب خروجی از این زیر حوضه بخش قابل توجهی از جریان سطحی ورودی به مخزن سد زاینده‌رود را شامل می‌شود. محدوده مطالعاتی چلگرد در سر شاخه حوزه آبریز و استان چهارمحال و بختیاری واقع شده است. این محدوده مطالعاتی شامل یک دشت اصلی حاوی آبخوان آبرفتی بوده و تعدادی پهنه‌های آبرفتی کوچک نیز در حاشیه رودخانه ایجاد شده که فاقد آبخوان می‌باشد. وسعت کل محدوده مطالعاتی ۱۴۸۸ کیلومترمربع است که ۱۲۸۹/۵ کیلومترمربع آن را ارتفاعات و ۲۰۸/۵ کیلومتر مربع را دشت تشکیل می‌دهد و آبخوان آبرفتی ۱۳۹/۸ کیلومترمربع از دشت را شامل می‌شود. بلندترین نقطه این محدوده مطالعاتی برابر ۳۹۳۹ متر از سطح دریا در ارتفاعات کوه‌رنگ واقع در جنوب غربی و کمترین ارتفاع برابر ۲۰۶۹ متر در شمال شرقی دشت (خروجی به دریاچه سد) قرار دارند.

با استفاده از آمار و اطلاعات دمای سالانه بدست آمده از ایستگاه‌های سینوپتیک، هواشناسی و همچنین ایستگاه‌های تحت پوشش وزارت نیرو، جدول ۱ توزیع متوسط ماهانه دما و بارش را در ارتفاعات و دشت محدوده مطالعاتی ارائه می‌کند.

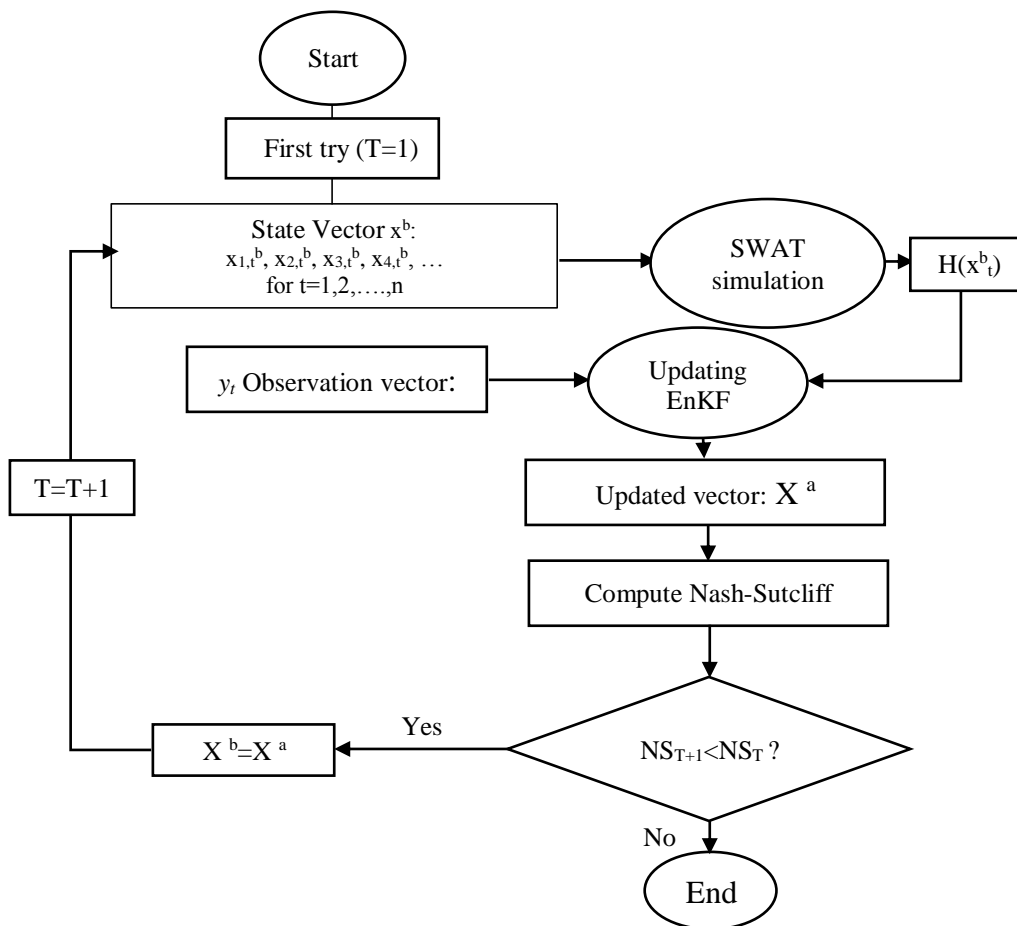


Fig. 1- Proposed model algorithm using combined SWAT and EnKF
 شکل ۱- الگوریتم مدل پیشنهادی با ترکیب مدل SWAT و تکنیک EnKF

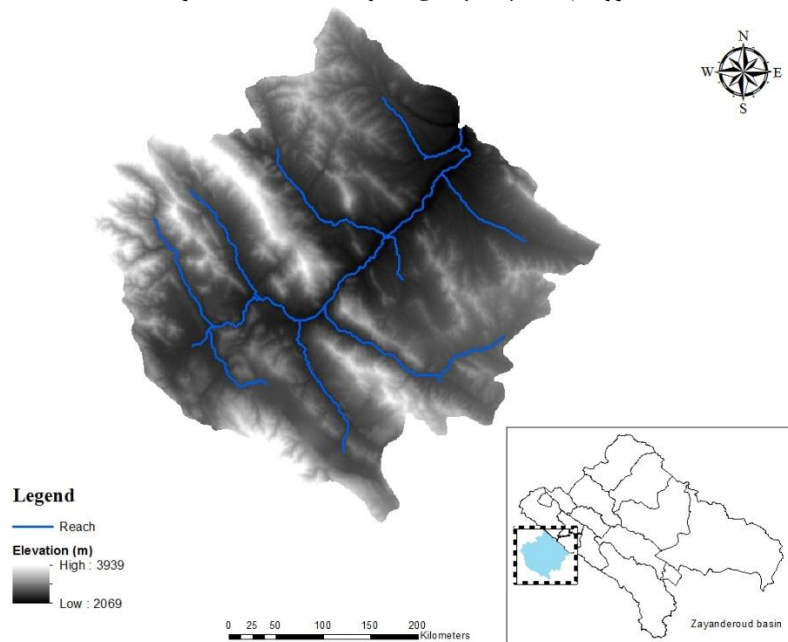


Fig. 2- Geographic location of the Chelgerd sub-basin

شکل ۲- موقعیت جغرافیایی زیرحوضه آبریز چلگرد

تحقیقات منابع آب ایران، سال چهاردهم، شماره ۵، زمستان ۱۳۹۷
 Volume 14, No. 5, Winter 2019 (IR-WRR)

لازم به توضیح است که دوره شاخص آماری در جدول مذکور مطابق دوره آماری ۴۰ ساله مطالعات اطلس منابع آب بوده که از سال آبی ۱۳۴۵-۴۶ آغاز و تا سال ۸۵-۱۳۸۴ ادامه دارد.

ضریب ذوب برف در ۲۱ ماه سپتامبر، ۶- Plaps: نرخ تغییرات بارش، RCHRG_DP: ضریب نفوذ به سفره عمیق آب‌های زیرزمینی.

هفت پارامتر ذکر شده توسط تکرارهای متعدد و پی در پی الگوریتم SUFI2 تعیین شده‌اند که پنج پارامتر مربوط به بارش و پوشش برف بوده، یک پارامتر به عنوان پارامتر حساس جریان زیرسطحی و شماره منحنی به عنوان پارامتر هفتم، از حساس‌ترین پارامترهای ذکر شده می‌باشد. نتایج آنالیز حساسیت با الگوریتم مذکور مطابق شکل ۳ نشان داده شده است. مطابق این شکل، ضریب شماره منحنی با مقدار $t\text{-statistic} = -10/69$ و $p\text{-value} = 0/00$ حساس‌ترین پارامتر تشخیص داده می‌شود.

با توجه به بحران کمبود آب در حوضه مذکور، ارائه یک مدل بارش-رواناب با حداقل خطای ممکن و شبیه‌سازی رواناب خروجی از زیر حوضه که از سرشاخه‌های مهم تغذیه سد زاینده‌رود می‌باشد، حائز اهمیت می‌باشد.

۴- تحلیل نتایج

از آنجا که مدل SWAT قادر به شبیه‌سازی فرآیندهای متعددی از جمله رواناب، نفوذ، تبخیر و تعرق، انتقال رسوب و شبیه‌سازی‌های کیفی می‌باشد، ساختار مدل با انبوهی از پارامترها روبرو است. با استفاده از الگوریتم SUFI2 مدل SWATCUP (Abbaspour et al., 2004) که به منظور واسنجی و آنالیز حساسیت مدل ارائه شده، آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای مدل انجام شده است. روند آنالیز حساسیت بدین صورت است که در ابتدا آنالیز بر روی دسته پارامترهای جریان سطحی و پارامترهای برف انجام شده و پارامترهای غیرحساس در این مرحله حذف می‌گردند. سپس پارامترهای حساس انتخاب شده از مرحله قبل با پارامترهای جریان‌های پایه و زیرزمینی برای مرحله دوم سنجیده شده و در نهایت پارامترهای حساس مدل SWAT فرآیند شبیه‌سازی رواناب زیرحوضه چلگرد به شرح زیر می‌باشند:

۱- CN2: شماره منحنی روش SCS، ۲- SFTMP: دمای آستانه ریزش برف، ۳- SNOCVMX: حداقل پوشش برف، ۴- SMFMX: ضریب ذوب برف در ۲۱ ماه ژوئن، ۵- SMFMN:

پس از استخراج پارامترها و داده‌های حساس مدل بارش-رواناب SWAT، به توسعه یک مدل اصلاحی با استفاده از تکنیک داده‌گواری پرداخته می‌شود. با توجه به رابطه (۵)، بردار X_t^b شامل داده‌های ورودی و پارامترهای مدل، بردار Y_t داده‌های مشاهداتی رواناب خروجی و $H(X_t^b)$ بردار رواناب خروجی که توسط SWAT شبیه‌سازی شده، می‌باشد. به عنوان مثال بردار X_t^b یک ماتریس ۳ بعدی است که دارای ۱۱ سطر، ۲۱ ستون و بعد سوم به تعداد گام‌های زمانی دوره آماری می‌باشد، سطرها نشان‌دهنده تعداد مجموعه داده‌های تصادفی و ستون‌ها نشان‌دهنده پارامترها و داده‌های حساس می‌باشد. در مجموع ۸ ایستگاه بارانسنجی، ۳ ایستگاه تبخیرسنجی موجود می‌باشد و با توجه به اینکه هر ایستگاه تبخیرسنجی دارای دو نوع داده دما (حداقل و حداکثر دما) است در مجموع ۶ داده مختص داده‌های دما و ۱۴ ستون به داده‌های ورودی اختصاص داده می‌شود. ۷ ستون باقی‌مانده مربوط به پارامترهای حساس مدل می‌باشد.

Table 1- Monthly temperature and precipitation of the Chelgerd sub-basin

جدول ۱- توزیع ماهانه دما و بارش منطقه مطالعاتی چلگرد

Average Temperature ($^{\circ}\text{C}$)													
	October	November	December	January	February	March	April	May	June	July	August	September	Annual
Height	9.9	4	-2.2	-5.9	-3.7	1	6.8	12	16.9	20.1	19.5	15.4	7.8
plain	11.9	6.6	0.7	-5	-5.5	0.8	6.8	11.5	15.5	18.8	19.3	16.5	8.2
Precipitation (mm)													
	October	November	December	January	February	March	April	May	June	July	August	September	Annual
Height	1.7	55	104.3	120.7	143.3	156.4	110.1	54.5	0.0	0.0	0.0	0.0	746
plain	0.0	77	116.8	91.1	106.9	122.6	83	48.3	0.0	0.0	0.0	0.0	647

تحقیقات منابع آب ایران، سال چهاردهم، شماره ۵، زمستان ۱۳۹۷

Volume 14, No. 5, Winter 2019 (IR-WRR)

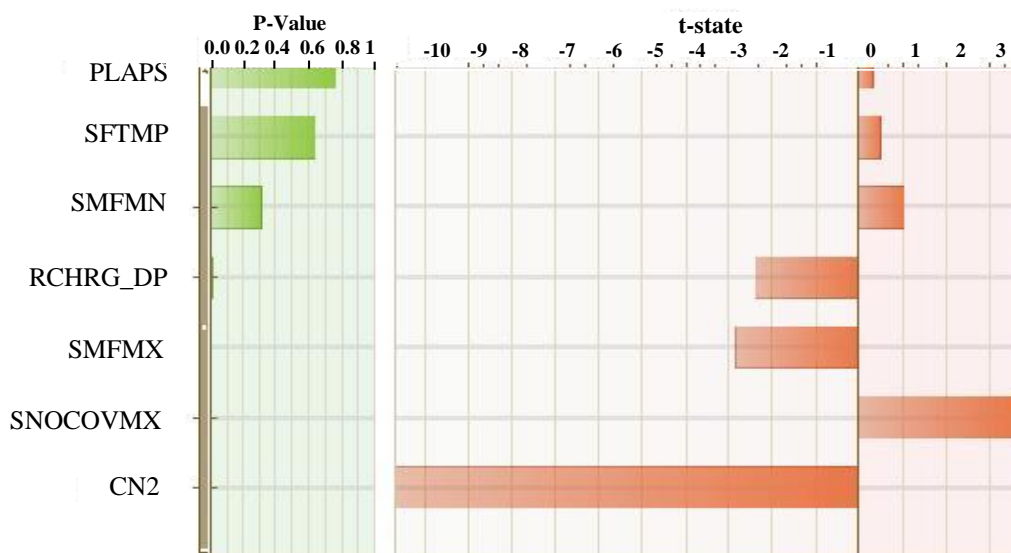


Fig. 3- Sensitivity analysis on SWAT parameters using SUFI2 algorithm
 شکل ۳- آنالیز حساسیت پارامترهای مدل SWAT با استفاده از الگوریتم SUFI2

ضریب در شکل ۵ ارائه شده است. پس از ۶۵ تکرار ضریب NS تقریباً ثابت شده و بهبود مدل تلفیقی متوقف می‌شود. بدین صورت مدل اصلاحی با ضریب NS برابر ۰/۸۶ ارائه می‌شود. نتایج بدست آمده از دو شکل مذکور علاوه بر نشان دادن اصلاحیه مدل با توجه به داده‌های ورودی (دما و بارش)، تأثیر اصلاح پارامترهای مدل را نیز نشان می‌دهد که اختلاف ضریب NS بدست آمده بین دو حالت اصلاحی با ثابت بودن پارامترها و متغیر بودن کلیه داده‌ها و پارامترها نشان‌دهنده تأثیر اصلاح پارامترها می‌باشد.

مطابق با الگوریتم شکل ۱ مدل‌سازی در تکرارهای متوالی انجام شده تا عملکرد مدل در شبیه‌سازی بهبود یابد. مدل اصلاحی ابتدا با ثابت فرض کردن پارامترهای مدل توسعه می‌یابد. در این حالت ماتریس X_t^b از ۲۱ متغیر به ۱۴ متغیر تقلیل می‌یابد. با اجرای مدل تلفیقی پس از ۲۷۰ تکرار ضریب NS به مقدار ۰/۶۸ افزایش می‌یابد. سیر صعودی تغییرات ضریب NS در شکل ۴ نشان داده شده است. مدل اصلاحی برای بار دوم با متغیر بودن پارامترها و داده‌های ورودی (۲۱ متغیر) توسعه می‌یابد. تغییرات ضریب NS در طی ۷۵ تکرار به ضریب ۰/۸۶ افزایش یافته و عملکرد مدل ارتقاء می‌یابد. سیر صعودی افزایش

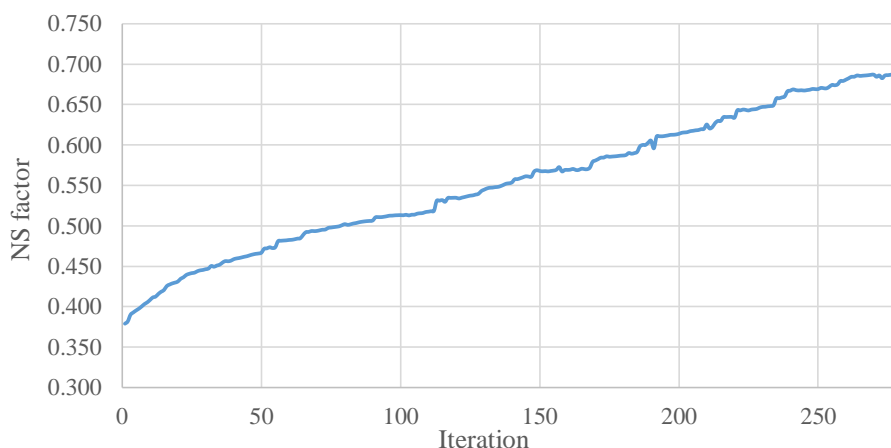


Fig. 4- NS factor Variation of developed model with constant parameters
 شکل ۴- تغییرات ضریب NS مدل اصلاحی با ثابت بودن پارامترها

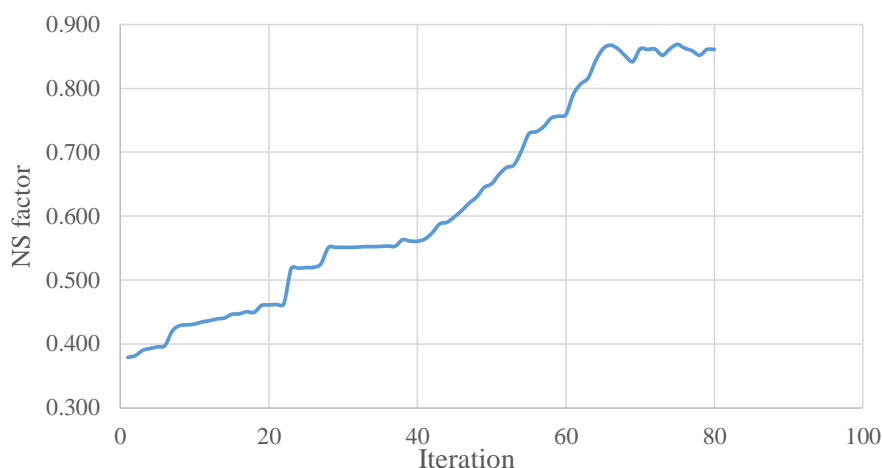


Fig. 5- Variation of NS factor with non-constant variables for the developed model

شکل ۵- تغییرات ضریب NS مدل اصلاحی با ثابت نبودن کلیه متغیرها

NS قبل از واسنجی و پس از واسنجی به ترتیب برابر $0/37$ و $0/8$ بدست آمده است. سیر صعودی ضریب NS حاکی از تأثیر عملکرد تکنیک EnKF در بهروزرسانی داده‌ها و بهبود نتایج می‌باشد که با گذشت گام‌های پی در پی متغیرهای مدل (داده‌های ورودی و پارامترهای مدل) که در رابطه کرنل EnKF به عنوان بردار حالت (X_t^b) تعریف می‌شود تغییر یافته و بردار بهنگام‌سازی شده قادر به اصلاح مدل خواهد بود. ضریب NS پس از بهروزرسانی داده‌های دما و بارش برابر $0/68$ و پس از اصلاحیه کلیه متغیرها برابر $0/86$ حاصل شده است.

رواناب خروجی از زیر حوضه برای مدل اصلاحی مطابق با شکل ۷ است. در این شکل سری زمانی برای بازه چهارساله از سال ۱۹۹۵ میلادی تا سال ۱۹۹۸ نشان داده شده است. چنانچه به هیدروگراف خروجی مدل اصلاحی در مقایسه با مدل غیراصلاحی و داده‌های مشاهداتی توجه شود، هر دو مدل در شبیه‌سازی مقادیر میانگین عملکرد مناسبی از خود نشان می‌دهند ولی تفاوت عملکرد آنها در مقادیر حدی است که مدل اصلاحی نسبت به مدل غیر اصلاحی همپوشانی بهتری با داده‌های مشاهداتی دارد.

به منظور صحت‌سنجی مدل اصلاحی پیشنهادی، ۳۳ ماه از ابتدای ماه اول سال آبی ۲۰۰۹ تا پایان ماه نهم ام سال ۲۰۱۱ در نظر گرفته شد که این بازه در روند توسعه مدل و واسنجی مدل استفاده نشده است. شکل ۸ نمایانگر میزان رواناب خروجی برای مقادیر شبیه‌سازی شده مدل اصلاحی، غیر اصلاحی و مشاهداتی می‌باشد. ضریب NS مدل اصلاحی برای سری زمانی رواناب نشان داده شده برابر $0/82$ می‌باشد.

تأثیر متغیرهای ماتریس بردار حالت در میزان کاهش خطا را می‌توان بررسی نمود. به عنوان مثال چنانچه فقط به‌روزرسانی بر روی داده‌های ایستگاه پنجم اعمال گردد و دیگر متغیرها ثابت باشند، میزان کاهش خطا مطابق با نمودار شکل ۶ می‌باشد که پس از حدود ۱۷۰ تکرار ضریب NS برابر $0/465$ ثابت می‌ماند. این در حالی است که چنانچه کلیه داده‌های ایستگاه‌های بارش در بردار حالت لحاظ و به‌روزرسانی شوند مقدار ضریب NS پس از ۱۴۰ تکرار به مقدار تقریبی $0/538$ بهبود می‌یابد. همچنین با اصلاح کلیه داده‌های دما ضریب NS به مقدار $0/486$ ارتقاء می‌یابد.

با مقایسه نتایج بدست آمده از تأثیر به‌روزرسانی متغیرها با حالت‌های مختلف در خطای خروجی مدل مشاهده می‌شود که خطای مدل در ابتدای به‌روزرسانی با ضریب NS برابر $0/37$ ارزیابی می‌شود و پس از به‌روزرسانی کلیه متغیرهای حساس این مقدار به $0/86$ می‌رسد. به عبارتی ضریب NS به میزان $0/49$ بهبود می‌یابد. جدول ۲ سهم هر یک از حالت‌های بررسی شده را از این افزایش نشان می‌دهد. به عنوان مثال با بهنگام‌سازی داده‌های بارش ۳۴ درصد میزان خطا کاهش می‌یابد و با بهنگام‌سازی داده‌های بارش و دما این میزان کاهش خطا به ۶۳ درصد خواهد رسید. لازم به توضیح است که معیار توقف تکرارها بر اساس مقدار ضریب NS بوده که چنانچه مقادیر این ضریب در تکرارهای پی در پی افزایش نیابد نشان‌دهنده عدم کاهش بیشتر خطا است.

مدل غیر اصلاحی بدون استفاده از تکنیک EnKF و پس از یک واسنجی متعارف بر روی پارامترهای مدل توسعه می‌یابد که ضریب

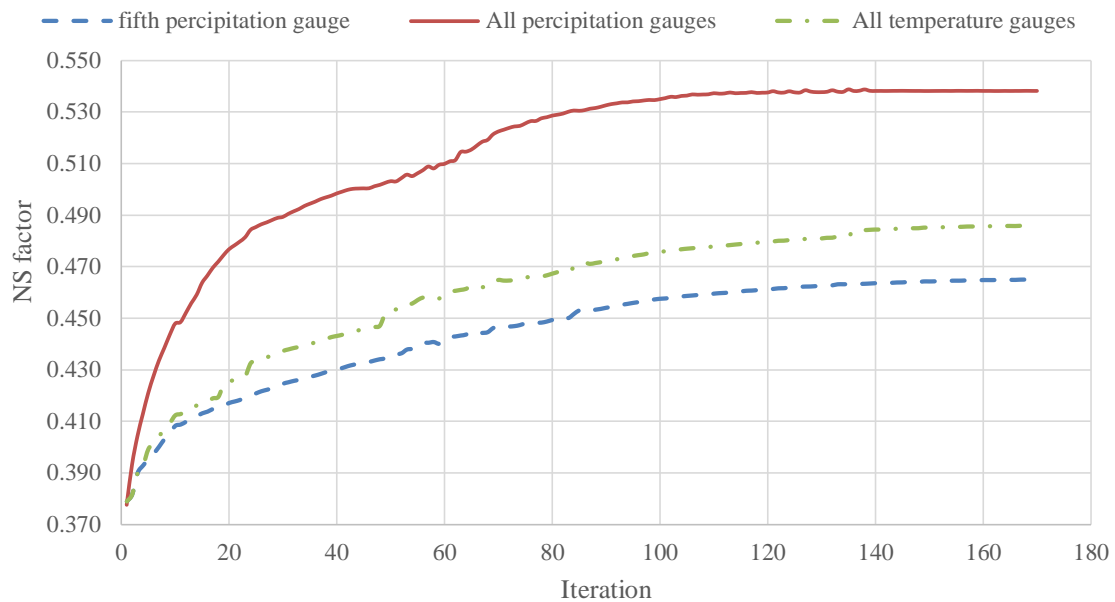


Fig. 6- Assessment of model error with assimilating precipitation and temperature data

شکل ۶- ارزیابی خطای مدل با به‌روزرسانی داده‌های بارش و دما

Table 2- Effects of updated variables with various alternatives on error reduction

جدول ۲- میزان تأثیرگذاری متغیرها در حالت‌های مختلف به‌روزرسانی برای کاهش خطا

	Without data assimilation	Assimilate fifth PCP*	Assimilate all of TMP**	Assimilate all of PCP gauges	Assimilate all of PCP and TMP gauges	All of variables
NS factor	0.37	0.465	0.486	0.538	0.68	0.86
Relative percent	0%	19%	24%	34%	63%	100%

**Temperature *Precipitation

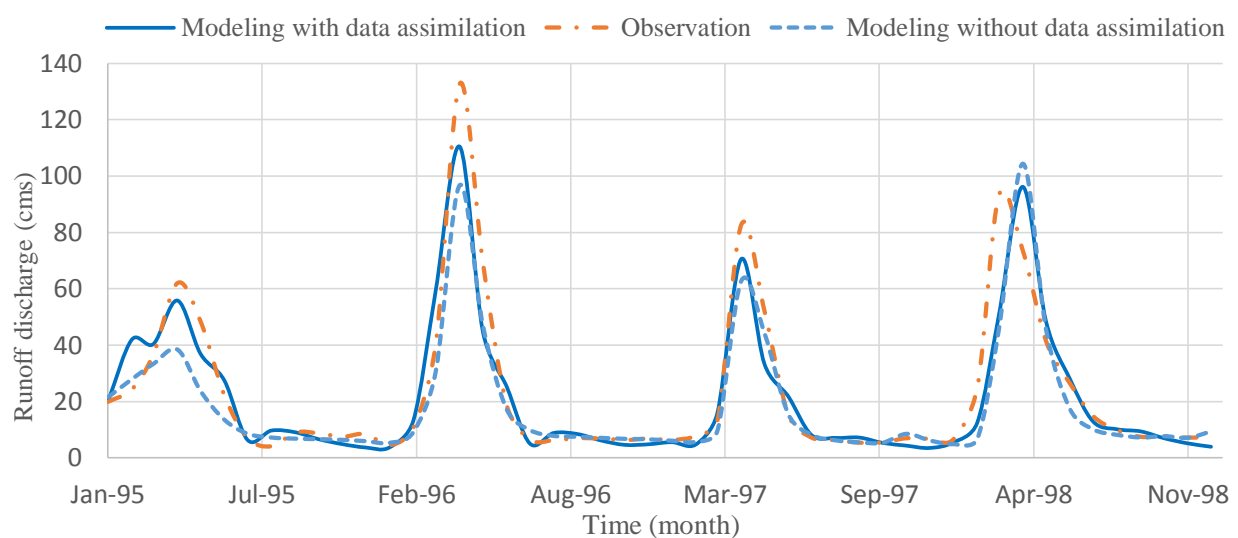


Fig. 7- Comparison of runoff time series with observed data for the period of 1995-1998

شکل ۷- مقایسه سری زمانی رواناب با داده‌های مشاهداتی برای دوره ۱۹۹۵-۱۹۹۸

همپوشانی نتایج با مشاهدات می‌باشد که کدامیک از مدل‌ها نتایجی بهتری ارائه می‌دهد. در این وضعیت با استفاده از شاخص ارزیابی Strife، نتایج مدل‌ها با مشاهدات مقایسه می‌شود. نتایج حاصله از محاسبه شاخص مذکور برای مقایسه مدل‌ها بدین صورت است که مدل اصلاحی با شاخص ۰/۲ کمترین میزان اختلاف را با مشاهدات دارد، در حالی که مدل غیر اصلاحی با مقدار شاخص ۰/۴۹ اختلاف بیشتری با داده‌های مشاهداتی دارد.

۵- جمع‌بندی

شبیه‌سازی بارش-رواناب از جمله فرآیندهای مهم برای کاربردهای مختلف در علوم مهندسی می‌باشد. توسعه یک مدل با دقت مناسب جهت شبیه‌سازی فرآیندهای طبیعی از جمله فرآیند بارش-رواناب از مسائل پیچیده و بحث‌برانگیز می‌باشد. در این مطالعه کاهش میزان خطا با تکنیک‌های نوین آماری و احتمالاتی نظیر تکنیک داده‌گذاری سبب بهبود عملکرد مدل هیدرولوژیکی SWAT در شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب شده است. مدل مذکور بر اساس حداقل داده‌های اقلیمی مورد نیاز نظیر داده‌های دما و بارش و همچنین نقشه‌های توپوگرافی، کاربری اراضی و خاک برای زیر حوضه چلگرد واقع در بالادست حوضه آبریز زاینده‌رود میزان رواناب خروجی از آن را شبیه‌سازی می‌کند. با تلفیق تکنیک داده‌گذاری EnKF و مدل بارش-رواناب، روند بهنگام‌سازی در تکرارهای متعددی صورت گرفته تا خطای بین داده‌های مشاهداتی جریان سطحی و رواناب شبیه‌سازی شده حداقل شود.

در صورتی که این مقدار برای مدل غیراصلاحی به ۰/۳ محدود می‌شود و نشانگر عملکرد بهتر مدل اصلاحی نسبت به غیراصلاحی می‌باشد. می‌توان نتیجه گرفت که چنانچه عمل به‌روزرسانی داده‌ها و پارامترها همزمان صورت گیرد، در نهایت مدلی با عملکرد مناسب‌تر به منظور شبیه‌سازی میزان رواناب خواهیم داشت.

مدت زمان ساخت، توسعه و اجرای مدل‌ها با توجه به تکنیک به کار گرفته شده جهت بهبود عملکرد مدل متفاوت می‌باشد؛ زیرا در ساخت و اصلاح مدل SWAT پس از هر مرحله شبیه‌سازی، بایستی متغیرهای مدل توسط توابع کرنل داده‌گذاری اصلاح یابند و نتایج به مدل بازگردانیده شود و مدل با نتایج به‌روزرسانی شده مجدداً شبیه‌سازی را انجام دهد. این روند در قالب یک تکرار مطابق با الگوریتم شکل ۱ انجام می‌شود که به طور متوسط هر تکرار در ۱۵ دقیقه انجام می‌شود، در صورتیکه هر شبیه‌سازی توسط مدل SWAT قریب به ۱۰ دقیقه طول می‌کشد.

با توجه به این مسأله که عملکرد مدل‌های هیدروژیکی برای شرایط اقلیمی متنوع متفاوت می‌باشد، به ارزیابی مدل‌های توسعه یافته برای شرایط اقلیمی زیرحوضه از سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۱ میلادی پرداخته می‌شود. نتایج دسته‌بندی اقلیمی رواناب شبیه‌سازی شده و داده‌های مشاهداتی به همراه احتمال وقوع در هر دسته در نمودار شکل ۹ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود شرایط خشکسالی در بازه زمانی سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۱ میلادی بر زیر حوضه حاکم می‌باشد که از لحاظ کیفی تمامی مدل‌ها این شرایط رو به درستی تخمین زده‌اند. مسأله‌ای که در این مرحله پیش می‌آید، تطابق و یا به عبارتی

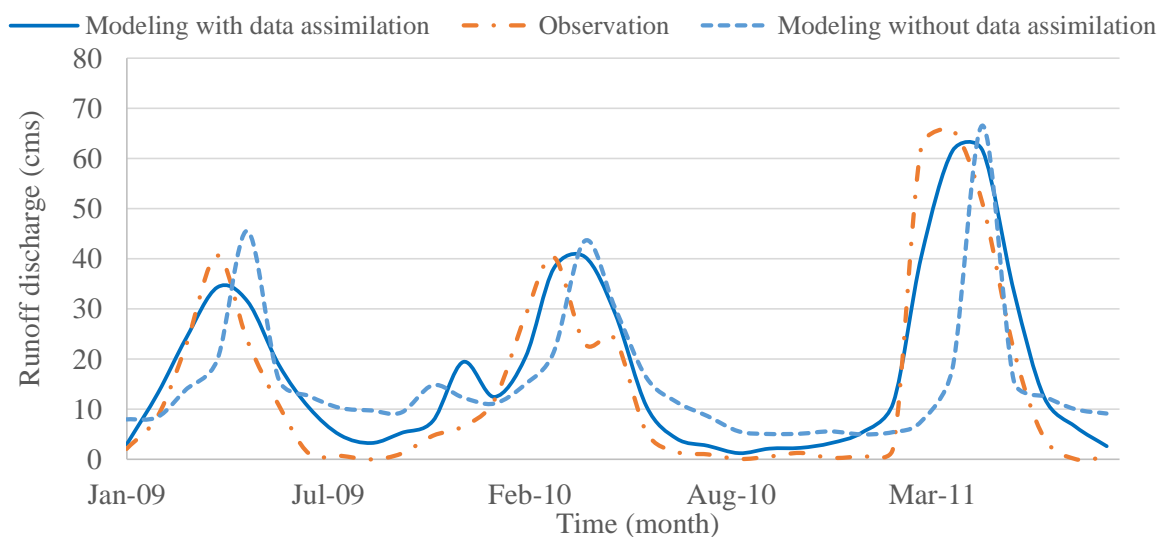


Fig. 8- Runoff time series of simulation model for the validation period

شکل ۸- سری زمانی رواناب شبیه‌سازی برای دوره صحت‌سنجی

همپوشانی نتایج مدل با مشاهدات به کار گرفته شد که با بازه‌بندی رواناب شبیه‌سازی و مشاهداتی بوسیله شاخص خشکسالی SRI، مدل اصلاحی بهترین همپوشانی را با مقدار Strife برابر ۰/۲ برای دوره‌های اقلیمی مختلف ارائه داده است.

بهبود عملکرد مدل‌های شبیه‌سازی در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی مهم می‌باشد و از آنجا که بانک اطلاعاتی داده‌ها در ایران دچار نقص بوده و از لحاظ بعد مکانی و زمانی کمبود داده‌ها به وفور محسوس می‌باشد، تکنیک داده‌گوازی جهت اصلاح داده‌های بازسازی شده بسیار کاربردی می‌باشد؛ به خصوص در شبیه‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی این امر حائز اهمیت است. با توجه به موضوع مورد مطالعه، اصلاح متغیرها بر روی داده‌های بارش، دما و پارامترهای مدل انجام شد که می‌توان این مطالعه را در ابعاد وسیع‌تر انجام داده و توسعه داد. از جمله مواردی که جهت تکمیل این مطالعه می‌توان انجام داد، بررسی ساختار مدل‌های شبیه‌سازی به عنوان منبع خطا و تحلیل خطای بوجود آمده از جانب مدل‌های متعدد می‌باشد و همچنین با در نظر گرفتن شرایط مرزی متفاوت، کلیه منابع تولید خطا پوشش داده شود.

تشکر

نویسندگان کمال تشکر و قدردانی را از همکاری شرکت آب منطقه‌ای اصفهان به منظور فراهم کردن اطلاعات و پیش‌برد این مطالعه ابراز می‌دارند.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Data Assimilation
- 2- Kalman Filter
- 3- Ensemble Kalman Filter
- 4- Extended Kalman Filter

۶- مراجع

- Abbaspour KC, Johnson CA, Van Genuchten MT (2004) Estimating uncertain flow and transport parameters using a sequential uncertainty fitting procedure. *Vadose Zone Journal* 3(4):1340-1352
- Bayat M, Alizadeh H, Mojaradi B (2017) Data assimilation for calibration-prediction using SWAT model. *Iran-Water Resources Research* 14(1):1-12 (In Persian)
- Chaubey I, Haan CT, Grunwald S, Salisbury JM (1999) Uncertainty in the model parameters due to spatial variability of rainfall. *Journal of Hydrology* 220(1):48-61

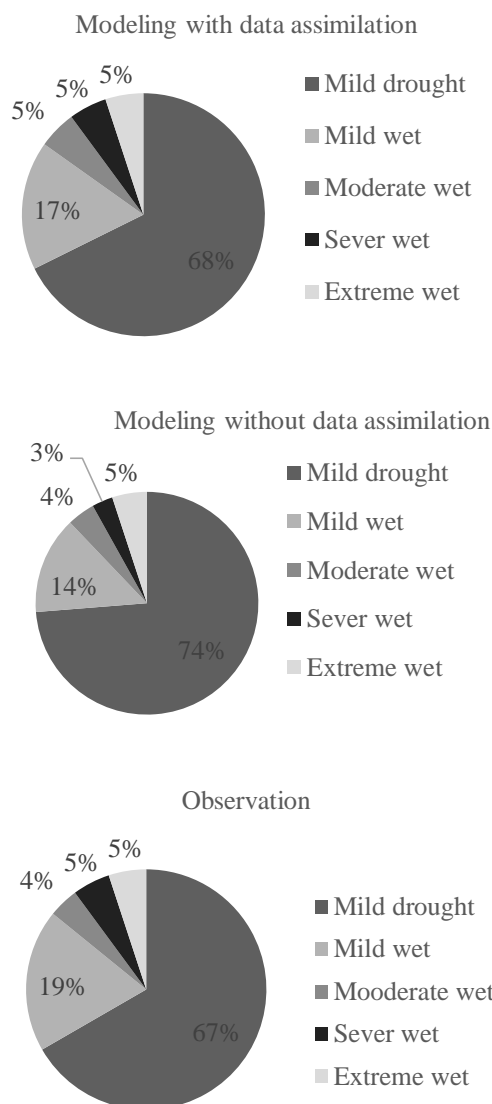


Fig. 9- Pie diagrams of the hydrological condition for developed models and observation
 شکل ۹- نمودارهای تعیین شرایط اقلیمی با مدل‌های مختلف و مشاهدات

بهترین نتیجه بدست آمده پس از ۷۵ تکرار با ضریب Nash-Sutcliffe (NS) برابر ۰/۸۶ برای مدل اصلاحی ارائه شده است. با ثابت در نظر گرفتن پارامترهای مدل، بهنگام‌سازی را انجام شده و پس از ۲۵۰ تکرار ضریب NS برابر ۰/۵۸ شده است. این در حالی است که چنانچه مدل بدون فیلتر کالمن توسعه یافته و کالیبره شود، ضریب NS برای قبل و پس از واسنجی به ترتیب برابر ۰/۳۷ و ۰/۸ شده است. بهبود عملکرد مدل اصلاحی در دوره صحت‌سنجی نیز قابل توجه است که ضریب NS آن ۰/۸۲ شده است. شاخص ارزیابی Strife نیز جهت ارزیابی عدم

- Mehrpour M, Asghari K (2018) Modular optimized data assimilation and support vector machine for hydrologic modeling. *Journal of Hydroinformatics* jh2018009
- Moazenzadeh R, Ghahraman B, Arshad S, Davary K (2016) Improvement the watershed modeling with aggregation of the main hydrological components using SWAT model. *Iran-Water Resources Research* 12(3):65-79 (In Persian)
- Moriasi DN, Arnold JG, Van Liew MW, Bingner RL, Harmel RD, Veith TL (2007) Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE* 50(3):885-900
- Nash JE, Sutcliffe JV (1970) River flow forecasting through conceptual models part I- A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10 (3):282-290
- Neitsch SL, Arnold JG, Kiniry JR, Williams JR (2011) Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009. Texas Water Resources Institute, Technical Report 406
- Refsgaard J, Rosbjerg D, Markussen L (1985) Application of the Kalman filter to real time operation and to uncertainty analyses in hydrological modelling. IAHS-AISH publication 147:273-282
- Reichle RH, McLaughlin DB, Entekhabi D (2002) Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review* 130(1):103-114
- Salamon P, Feyen L (2010) Disentangling uncertainties in distributed hydrological modeling using multiplicative error models and sequential data assimilation. *Water Resources Research* 46(12)
- Sun L, Seidou O, Nistor I (2016) Data assimilation for streamflow forecasting: State-parameter assimilation versus output assimilation. *Journal of Hydrologic Engineering* 22(3), Doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001475
- Vrugt JA, Diks CG, Gupta HV, Bouten W, Verstraten JM (2005) Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: Combining the strengths of global optimization and data assimilation. *Water Resources Research* 41(1), Doi.org/10.1029/2004WR003059
- Xie X, Zhang D (2010) Data assimilation for distributed hydrological catchment modeling via ensemble Kalman filter. *Advances in Water Resources* 33(6):678-690
- Eini Karim Kandi M, Javadi S, Delavar M (2017) Evaluating the performance of CRU and NCEP CFSR global reanalysis climate datasets, in hydrological simulation by SWAT model, Case Study: Maharlu basin. *Iran-Water Resources Research* 14(1):32-44 (In Persian)
- Evensen G (1994) Sequential data assimilation with a non-linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research* 99(5):10143-10 162
- Jeong J, Kannan N, Arnold J, Glick R, Gosselink L, Srinivasan R (2010) Development and integration of sub-hourly rainfall-runoff modeling capability within a watershed model. *Water Resources Management* 24(15):4505-4527
- Kalman RE (1960) A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering* 82(1):35-45
- Kashif Gill M, Kemblowski MW, McKee M (2007) Soil moisture data assimilation using support vector machines and ensemble Kalman filter. *Journal of the American Water Resources Association* 43(4):1004-1015
- Klir GJ, Yuan B (1995) Fuzzy sets and fuzzy logic (Vol. 4). Prentice Hall, New Jersey
- Klir GJ (1993) Developments in uncertainty-based information. *Advances in Computers* 36:255-332
- Lee YH, Singh VP (1999) Tank model using Kalman filter. *Journal of Hydrologic Engineering* 4(4):344-349
- Lenhart T, Eckhardt K, Fohrer N, Frede HG (2002) Comparison of two different approaches of sensitivity analysis. *Physics and Chemistry of the Earth Parts A/B/C* 27(9):645-654
- Li XL, Lü H, Horton R, An T, Yu Z (2014) Real-time flood forecast using the coupling support vector machine and data assimilation method. *Journal of Hydroinformatics* 6(5):973-988
- Liu D, Yu ZB, Hai-shen L (2010) Data assimilation using support vector machines and ensemble Kalman filter for multi-layer soil moisture prediction. *Water Science and Engineering* 3(4):361-377
- McKee TB, Doesken NJ, Kleist J (1993) The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: Proc. of 8th Conference on Applied Climatology, 17(22):179-183, Boston, MA: American Meteorological Society