نشریه علمی سد و نیروگاه برق آبی ایران
سال دهم / شماره سی و ششم / زمستان ۱۴۰۲

Journal of Iranian Dam and Hydroelectric Powerplant
10th Year/ No. 36/ March 2024

توسعه‌ی چارچوب پیش‌بینی-پایش متغیرهای هیدرولوژیکی مبتنی بر جذب چندمتغیره داده‌های میدانی و دورسنجی

مهراد بیات[۱]
حسین علیزاده*[۲]
برات مجردی[۳]

چکیده

امروزه توانایی پیش‌بینی متغیرهای مختلف هیدرولوژیکی و نیز پایش وضعیت حوضه‌های آبریز، یکی از موضوعات مهم در علم هیدرولوژی محسوب می‌شود. به طور کلاسیک، با توجه به عدم دسترسی به مشاهدات میدانی متغیرهای مختلف، توسعه و نیز واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی بر پایه‌ی مشاهدات میدانی رواناب استوار بوده است. از طرفی، استفاده‌ی صرف از مشاهده‌ی رواناب، الزاماً موجب شبیه‌سازی صحیح سایر متغیرهای هیدرولوژیکی نمی‌شود. با گذشت زمان و توسعه دورسنجی، افق مناسبی جهت استفاده از انواع اطلاعات دورسنجی در توسعه و واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی مبتنی بر مشاهدات مذکور ایجاد شد. نظر به اهمیت حوضه دریاچه ارومیه، و همچنین عدم توسعه یک چارچوب پیش‌بینی متغیرهای هیدرولوژیکی مختلف در حوضه مذکور، در این پژوهش اقدام‌به استفاده از رویکرد جذب مشاهدات هیدرولوژیکی در بالادست حوضه مذکور شد. برای این منظور از مشاهدات میدانی رواناب و داده‌های سطح پوشش برف (SCF)، متعلق به سنجنده MODIS، به طور توأم و به منظور پیش‌بینی شرایط هیدرولوژیکی در بالادست حوضه مهابادچای استفاده شد. همچنین نتایج رویکرد پیشنهادی مبتنی بر جذب داده با نتایج حاصل از الگوریتم SUFI2 مقایسه گردید. نتایج حاکی از آن بود که استفاده توأم از مشاهدات رواناب و SCF میتواند به بهبود هم‌زمان شبیه‌سازی این دو متغیر، کمک شایانی نماید. همچنین از منظر شبیه‌سازی رواناب، نتایج دو الگوریتم، تقریباً مشابه بوده، لیکن از منظر شبیه‌سازی متغیر SCF، بکارگیری جذب داده باعث حصول نتایج بهتری در مقایسه با SUFI2 می‌شود.

واژه‌های کلیدی

واسنجیِ چند متغیره، جذب داده، SUFI2، سطح پوشش برف، دریاچه ارومیه

[۱]دانشجوی دکتری، دانشگاه علم و صنعت ایران.
[۲]* استادیار، دانشگاه علم و صنعت ایران. Alizadeh@iust.ac.ir
[۳]دانشیار، دانشگاه علم و صنعت ایران.

علمی-پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۰۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۱۶

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

مقدمه

یکی از موضوعات بااهمیت در زمینه‌ی هیدرولوژی و منابع آب، توانایی پیش‌بینی متغیرهای هیدرولوژیکی و پایش وضعیت حوضه‌های آبریز از منظر مؤلفه‌های مختلف بیلان آب (نظیر رواناب، رطوبت خاک، پوشش برف، تبخیرتعریق و غیره) است. در این گذر، استفاده از مدل‌های مبتنی بر فرآیند در کنار مشاهدات مختلف میدانی-دورسنجی، حائز اهمیت است. از طرفی کارایی مدل‌های هیدرولوژیکی ارتباط مستقیمی با تخمین صحیح پارامترها و متغیرهای آن دارد (عباسپور[1] و همکاران، ۲۰۱۵). به طور سنتی، به دلیل محدودیت دسترسی به مشاهدات میدانیِ مربوط به بسیاری از متغیرهای هیدرولوژیکی، واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی غالباً مبتنی بر استفاده از داده‌های رواناب ایستگاه‌های آبسنجی انجام می‌شود. در سالیان اخیر، دسترسی به داده‌های دورسنجیِ متغیرهای مختلف هیدرولوژیکی، توسعه یافته است و از این حیث موقعیت مناسبی به‌منظور واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی، مبتنی بر متغیرهای مختلف، فراهم است. با این وجود، همچنان استراتژی اصلی توسعه مدل‌های هیدرولوژیکی و همچنین رویکرد اصلی واسنجی آن‌ها، بر استفاده از داده‌های میدانی رواناب بنا شده است (هولزمن[2] و همکاران، ۲۰۲۰). این موضوع معلول دلایل مختلفی بوده که از جمله‌ی آن می‌توان به وجود عدم قطعیت در مشاهدات دورسنجی، دشواری استفاده از چند منبع مختلف داده (با مقادیر متمایز خطا) در رویکردهای معمول واسنجی مدل (روش‌های واسنجی تکراری[3] مانند SUFI2) و ماهیت برخط و به‌روز شونده‌ی مشاهدات دورسنجی (که به صورت روزانه یا هفتگی مقادیر مشاهدات جدید آنها در دسترس قرار می‌گیرد) اشاره نمود (فرشچی[4] و همکاران، ۲۰۱۹).

با مرور پژوهش‌های انجام شده در حیطه‌ی بکارگیری مدل‌های فرایندمبنا در حوضه‌ی آبریز دریاچه ارومیه، ملاحظه می‌شود که رویکرد استفاده صرف از رواناب، در خصوص مدل‌های هیدرولوژیکی توسعه داده شده در حوضه آبریز دریاچه‌ی ارومیه نیز تا حدود زیادی صادق است. به عبارت دیگر، به‌جز تحقیق جایکا که در آن از مشاهدات مختلف (رواناب، تراز آب زیرزمینی و تبخیرتعریق) استفاده شده است (جایکا[5]، ۲۰۱۹)، در اغلب مدل‌های هیدرولوژیکی توسعه داده‌شده، تنها منبع مشاهداتی مورد استفاده در فرایند واسنجی، رواناب بوده‌است (احمدزاده[6] و همکاران، ۲۰۱۴؛ رضائی‌زمان[7] و همکاران، ۲۰۱۶؛ امامی[8] و همکاران، ۲۰۱۹؛ اخوان[9] و همکاران، ۲۰۱۵؛ قدوسی[10] و همکاران، ۲۰۱۵؛ طلوعی[11] و همکاران، ۲۰۱۵؛ منصوری[12] و همکاران، ۲۰۱۵). لازم به‌ذکر است که در تعدادی از پژوهش‌های مذکور، علاوه بر رواناب، از متغیرهای هیدرولوژیکی دیگری نیز به‌منظور واسنجی مدل استفاده شده‌است، لیکن نکته مهم آنست که متغیرهای مذکور عملاً در زمره مشاهدات (میدانی یا دورسنجی) قرار نگرفته و به‌نوعی برآوردی تقریبی از مشاهدات (مبتنی بر شواهدی نظیر سند ملی آب) هستند (احمدزاده و همکاران، ۲۰۱۴ و ۲۰۱۶). از طرفی استفاده صرف از مشاهدات رواناب، اگرچه ممکن است موجب دسترسی به شبیه‌سازی‌های دقیقی از رواناب شود، اما الزاماً شبیه‌سازی دقیقی را از سایر مؤلفه‌های هیدرولوژیکی در پی‌نخواهد داشت (رجیب[13] و همکاران، ۲۰۱۶، ۲۰۱۸a). این رویکرد، موجب کاهش کارایی مدل مورد استفاده، از جنبه‌ی شبیه‌سازی سایر متغیرهای مؤثر بر بیلان آب خواهدشد. در مقابلِ رویکرد سنتی واسنجی صرف مبتنی بر رواناب، رویکرد واسنجی چند متغیره قراردارد که باعث تعمیق شناخت نسبت به سیستم، تبیین همه‌جانبه‌ترِ فرایندهای حوضه (در عوض تبیین تک فرایندِ رواناب)، کمک به درک اثرات متقابل فرایندهای هیدرولوژیکی، تشخیص سهم مؤلفه‌های هیدرولوژیکی مختلف، مانند ذوب برف در تولید رواناب و تسهیل شناخت سهم فرایندهای گوناگون در چرخه هیدرولوژیکی می‌شود. بنابراین، با توجه به خلأ مشاهدات

[1] Abbaspour
[2] Hulsman
[3] iterative
[4] Farschi
[5] JICA
[6] Ahmadzadeh
[7] Zaman.M.R
[8] Emami
[9] Akhavan
[10] Ghodoosi
[11] Toloei
[12] Mansouri
[13] Rajib

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

میدانی از بسیاری از متغیرهای هیدرولوژیکی و از طرفی گستردگی مکانی و رایگان بودن بسیاری از مشاهدات دورسنجی، در سالیان اخیر و در سطح بین‌المللی، توجه ویژه‌ای به استفاده از مشاهدات دورسنجی در کنار مشاهدات میدانی به منظور توسعه‌ی مدل‌های هیدرولوژیکی معطوف شده است (اسزلز[1] و همکاران، ۲۰۲۱؛ ژانگ[2] و همکاران، ۲۰۲۱؛ دمبله[3] و همکاران، ۲۰۲۰؛ اولیویرا[4] و همکاران، ۲۰۲۱؛ رجیب و همکاران، ۲۰۱۸b؛ شاه[5] و همکاران، ۲۰۲۱؛ هولزمنو همکاران، ۲۰۲۱).

همانطور که پیشتر ذکر شد، در اغلب پژوهش‌های انجام شده در حوضه‌ی ارومیه (در مقیاس زیرحوضه)، تنها منبع مشاهداتی مورد استفاده، رواناب بوده است. این در حالیست که اگر اهتمام لازم به منظور توسعه‌ی یک مدل هیدرولوژیکی مبتنی بر استفاده از تمام داده‌های میدانی-دورسنجی موجود، در مقیاس زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه، صورت می‌پذیرفت، ابزار مناسبی جهت پایش شرایط هیدرولوژیکی حوضه و همچنین تفسیر و تبیین وضعیت جاری سیستم فراهم می‌گشت. بی‌شک، وجود چنین ابزاری میتوانست کمک شایانی به درک شرایط هیدرولوژکی حوضه در سال‌های آتی کند. به عنوان مثال در سال آبی ۹۷-۹۶، با وجود افزایش بارندگی، نسبت به سال آبی قبل، میزان رواناب ورودی به دریاچه کاهش یافت. کارشناسان احتمالات اولیه‌ای را (نظیر کاهش ذخیره برف یا تسریع در ذوب آن، افزایش تبخیر و یا افزایش ذخیره‌ی مخازن) به منظور تفسیر وضعیت به وجود آمده مطرح کردند که بررسی هر یک از آنها مستلزم کار کارشناسی دقیق و صرف زمان قابل توجه بود. این در حالیست که در صورت وجود یک سیستم پایش مبتنی بر مدلسازی همه‌جانبه و فراگیر مبتنی بر استفاده از تمام مشاهدات میدانی-دورسنجی موجود، تفسیر شرایط به مراتب دقیق‌تر، سریع‌تر و سهل‌الوصول‌تر می‌بود.

به طور کلی دو رویکرد واسنجی تکراری (نظیر SUFI2، GLUE و PSO) و متوالی[6] (مانند جذب داده متوالی) به منظور استفاده از مشاهدات در فرایند مدلسازی-واسنجی وجود دارد (مرادخانی[7] و سروشیان[8]، ۲۰۰۸). روش‌های تکراری اصطلاحاً برون‌خطی‌اند، بدین معنا که می‌بایست مجموعه‌ای نسبتاً بزرگ از مشاهدات به‌طور یکجا به آنها معرفی شود. در این رویکرد، در خلال فرایند واسنجی مبتنی بر مجموعه‌ی مشاهدات مذکور، پارامترهای مدل در چند تکرار تخمین زده شده و در نهایت رفتار سیستم در ادوار آتی، مبتنی بر پارامترهای تخمین زده شده، برون‌یابی می‌شود. در مقابل رویکرد واسنجی تکراری، روشهای (جذب داده) متوالی قرار دارند. روشهای جذب داده اصطلاحاً درون‌خطی و برخط هستند، بدین معنا که با گذر زمان و در دسترس قرار گرفتن مشاهدات جدید، از آنها برای واسنجی مدل و همچنین پیش‌بینی به صورت همزمان و متوالی استفاده می‌شود.

افزایش ابعاد مسئله، دشوارتر شدن فرایند واسنجی، متفاوت بودن مقدار خطای مشاهدات میدانی و دورسنجی، افزایش تعداد مشاهدات دورسنجی با گذر زمان (که به صورت روزانه یا هفتگی مقادیر مشاهدات جدید آنها در دسترس قرار می‌گیرد) و دشواری واسنجی مجدد مدل مبتنی بر داده‌های جدید در دسترس، همگی از مشکلات کاربرد مشاهدات دورسنجی در فرایند واسنجی تکراری است (فرشچی و همکاران، ۲۰۱۹). در مقابل، جذب داده، با توجه به توانایی در نظرگیری عدم قطعیت منابع مختلف به طور مجزا، قابلیت بالایی در استفاده توأم از مشاهدات میدانی-دورسنجی دارد (لیو[9] و گوپتا[10]، ۲۰۰۷؛ سلمان[11] و فین[12]، ۲۰۰۹؛ وانگ[13]، ۲۰۰۹). از طرفی ماهیت متوالی این الگوریتم، امکان استفاده از مشاهدات دورسنجی دردسترس با گذر زمان را فراهم می‌کند. این مسئله موجب استفاده‌ی گسترده از رویکرد مذکور در سیستم‌های پیش‌بینی-بازتحلیل[14] جهانی یا

[1] Széles
[2] Zhang
[3] Dembélé
[4] Oliveira
[5] Shah
[6] Sequential
[7] Moradkhani
[8] sorooshian
[9] Liu
[10] Gupta
[11] Salamon
[12] Feyen
[13] Wang
[14] Forecasting-Reanalyzing Systems

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

FRS شده است. اما از طرفی اتصال روش‌های جذب داده متوالی به مدل‌های نیمه‌توزیعی هیدرولوژیکی، فرایندی بسیار زمان‌بر و پیچیده است. چراکه رویکرد جذب داده، نیاز به دسترسی وسیع به متغیرهای حالت سیستم و همچنین متغیرهای داخلی کدهای مرجع مدل داشته، که غالباً در نسخه‌های پیش‌فرض مدل چنین قابلیتی وجود ندارد. در این پژوهش، به منظور رفع چالش مذکور از مدل SWAT_DA، نسخه اصلاح شده مدل SWAT به منظور تسهیل اتصال به جذب داده، استفاده شده است (بیات[1] و همکاران، ۲۰۲۲).

در این تحقیق، با توجه به اهمیت واسنجی چند متغیره، آنچنانکه پیشتر به آن اشاره شد، اقدام به استفاده از مشاهدات دورسنجی سطح پوشش برف[2] یا SCF به همراه مشاهدات میدانی رواناب با هدف تخمین پارامترهای مدل SWAT شبیه‌سازی همه‌جانبه‌نگر فرایندها در این مدل گردید. برای این منظور از دو روش SUFI2 و EnKF، به نمایندگی از الگوریتم‌های تکراری و متوالی، به منظور واسنجی چندمتغیره مدل SWAT استفاده شده و نتایج دو رویکرد با یکدیگر مقایسه گردیده است. شایان ذکر است که کاربرد روش‌های تکراری به منظور واسنجی مدل SWAT با استفاده از مشاهدات میدانی رواناب، سابقه‌ای طولانی داشته و این درحالیست که کاربرد روش‌های (جذب داده) متوالی، که اتفاقاً تناسب بیشتری با بکارگیری چند نوع داده دورسنجی و میدانی دارد، در کنار مدل SWAT محدود به سال‌های اخیر بوده و پژوهش‌های اندکی را شامل می‌شود. با توجه به این، پژوهش جاری نه تنها از منظر بکارگیری جذب داده، بلکه از منظر استفاده از الگوریتم SUFI2 نیز دارای نوآوری است. چرا که در پژوهش‌های پیشین غالباً از الگوریتم SUFI2 به‌منظور واسنجی مبتنی بر مشاهدات رواناب استفاده شده است.

شایان ذکر است که استفاده از مشاهدات برف در تحقیق حاضر از دو جنبه اهمیت دارد. اول آنکه در محدوده‌ی مطالعاتی، صرف نظر از تحقیق جایکا (که در آن از مشاهده رواناب، تبخیرتعریق و تراز آب زیرزمینی استفاده شده)، غالب تحقیقات، معطوف به استفاده صرف از مشاهدات رواناب بوده‌است. بنابراین جای خالی بکارگیری مشاهدات برف (حتی با احتسابِ استفاده‌ی جایکا از رویکرد واسنجی چند متغیره) در کنار رواناب احساس می‌شود. در ثانی به طور کلی در تحقیقات بین‌المللی، پژوهش‌های کمتری به استفاده از مشاهدات دورسنجی برف (به طور خاص مشاهده دورسنجی سطح پوشش برف) به منظور واسنجی مدل SWAT پرداخته‌اند و بیشتر پژوهش‌های بین‌المللی انجام شده در این حوزه، معطوف به استفاده از مشاهدات میدانی برف بوده‌است (تاو[3] و همکاران، ۲۰۱۸a, b؛ مایرز[4] و همکاران، ۲۰۲۱؛ زارع‌مهرجردی[5] و همکاران، ۲۰۲۱).

روش‌شناسی

مدل SWAT

SWAT مدلی مبتنی بر شبیه‌سازی فرایندهای حوضه‌ی آبریز بوده که برای اولین بار در اوایل دهه‌ی ۱۹۸۰ میلادی در سرویس تحقیقات کشاورزی ایالات متحده امریکا توسعه داده شد. این مدل، امروزه جزء مدلهای پرکاربرد در هیدرولوژی، کشاورزی و مدیریت منابع آب محسوب شده و در تحقیقات گذشته از آن به منظور ارزیابی اثرات اقدامات مربوط به مدیریت حوضه‌ی آبریز بر سیستم‌های هیدرولوژیکی، کشاورزی و کیفیت آب استفاده شده است. تاکنون پژوهش‌های زیادی در زمینه هیدرولوژی (گیوپتا[6] و همکاران، ۲۰۲۰) ، کشاورزی (یونیال[7] و دایتریچ[8]، ۲۰۱۹)، کیفیت آب (برایتی[9] و همکاران، ۲۰۱۹)، تخمین آب سبز و آب آبی (یوآن[10] و همکاران، ۲۰۱۹)، بررسی اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب (ابوالنور[11] و همکاران، ۲۰۲۰) و غیره با استفاده از آن انجام شده است.

مدل SWAT امکان در نظر گرفتن تغییرات مکانی کاربری زمین، نوع خاک، توپوگرافی و متغیرهای آب و هوایی را دارد.

[1] Bayat
[2] Snow Cover Fraction
[3] Tuo
[4] Myers
[5] Zaremehrjardy
[6] Gupta
7 Uniyal
8 Dietrich
9 Brighenti
10 Yuan
11 Aboelnour

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

همچنین این مدل، توانایی شبیه‌سازی پدیده‌ها را به صورت پیوسته‌ی زمانی و برای یک دوره‌ی بلندمدت دارد. SWAT به منظور مدلسازی ناهمگونی مکانی حوضه، آن را به زیرحوضه‌هایی تقسیم می‌کند و هر زیرحوضه را نیز بر مبنای لایه‌های اطلاعاتی توپوگرافی، کاربری اراضی و جنس خاک به واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی یا (HRUs) تقسیم می‌کند. HRU مهمترین واحد تشکیل دهنده‌ی مدل SWAT است و بسیاری از متغیرها و فرایندهای اساسی هیدرولوژیکی مانند مقادیر رواناب، تبخیر تعرق، انتقال رسوب و وضعیت متغیرهای کیفی جریان (مانند مقدار نیترات موجود در آب) در مقیاس این واحدها محاسبه می‌شوند. در ادامه ماجول روندیابی مدل SWAT، با استفاده از مقادیر محاسبه شده در مقیاس واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی، اقدام به روندیابی جریان در هر زیرحوضه می‌نماید.

مدل SWAT به دلیل گستره‌ی فرایندهای مدلسازی (هیدرولوژی، کیفیت آب، کشاورزی و غیره) در زمره‌ی مدلهای پیچیده با تعداد زیادی متغیر و پارامتر قرار گرفته که در عین حال توانایی مطلوبی در شبیه‌سازی فرایندها دارد. باتوجه به پیچیدگی مدل، استفاده‌ی کارا از آن، در گرو تخمین صحیح پارامترها و متغیرها خواهد بود. از اینرو طیف وسیعی از پژوهش‌های انجام شده در خصوص SWAT مبتنی بر توسعه‌ی روش‌های واسنجی و تحلیل حساسیت بوده است. با این وجود، استفاده از روشهای واسنجی چند متغیره، مبتنی بر استفاده از چند منبع داده دورسنجی-میدانی، به منظور تخمین پارامترهای SWAT بسیار محدود و اندک بوده است.

جذب داده

پیش‌بینی و شبیه‌سازی متغیرهای مختلف حاصل از بکارگیری مدل‌های هیدولوژیکی، دارای منابع مختلفی از عدم قطعیت مرتبط با خطای داده‌های ورودی، مشاهدات، ساختار و پارامترهای مدل است. یکی از روش‌های کاهش عدم قطعیت و افزایش اعتمادپذیری در شبیه‌سازی و پیش‌بینی مدل‌ها، استفاده از روش‌های جذب داده است (مرادخانی[1] و همکاران، ۲۰۱۹). بر خلاف الگوریتم SUFI2 که کلیه منابع عدم قطعیت را از طریق تخمین بازه‌ای پارامترها به احتساب می‌آورد (روح‌الله نژاد[2] و همکاران، ۲۰۱۴)، جذب داده توانایی در نظرگیری هر یک از منابع عدم قطعیت را به صورت مجزا دارد (کلارک[3] و همکاران، ۲۰۰۸؛ سلمان[4] و فین، ۲۰۰۹؛ پاتیراجا[5] و همکاران، ۲۰۱۸). در خلال جذب داده، خروجی(های) مدل با مشاهدات در دسترس (هر زمان که مشاهده‌ای فراهم باشد)، در چارچوبی برخط، قاعده‌مند و هدفمند ترکیب شده و تخمینی به‌روزرسانی شده از متغیرها (و یا پارامترهای) مورد مطالعه ارائه می‌دهد (سی[6] و ژانگ، ۲۰۱۰). با توجه به ساختار برخطِ جذب داده، این متغیرهای بروزرسانی شده همچون شرایط اولیه‌ای برای گام‌زمانی آتی رفتار کرده و به این ترتیب، دقت پیش‌بینی گام‌های آتی بهبود می‌یابد (لی[7] و همکاران، ۲۰۱۵). تعداد اندکی از پژوهش‌های انجام شده در حیطه‌ی جذب داده، صرفاً بر جایگذاری مشاهدات مرتبط به متغیر حالت (دردسترس در هر گام زمانی) بجای تخمین مدل استوار هستند (رودل[8] و همکاران، ۲۰۰۴). در این روش ساده شده که اصطلاحاً با عنوان جایگذاری مستقیم[9] نیز شناخته می‌شود، به نوعی، خطای مشاهدات صفر در نظر گرفته شده که این موضوع، خصوصاً در مورد مشاهدات دورسنجی، فرض صحیحی به نظر نمی‌رسد. اما در درسته‌ی پیشرفته‌تر از روش‌های جذب داده که مبتنی بر فیلترینگ عمل می‌کنند، به طور کلی فرض بر آن است که مشاهدات و مدل، به عنوان دو منبع اصلی مطالعه‌ی وضعیت سیستم، داری خطا هستند. بنابراین به منظور کاهش عدم قطعیت، لازم است تا این دو منبع با رویکردی هدفمند با یکدیگر تلفیق شوند.

اجرای جذب داده شامل دو مرحله‌ی پیش‌بینی و به‌روزرسانی است. در مرحله‌ی پیش‌بینی، با توجه به مقادیر متغیر حالت و خصوصیات مدل در گام زمانی فعلی و با

[1] Moradkhani
[2] Rouholahnejad
[3] Clark
[4] Salamon
[5] Pathiraja
[6] Xie
[7] Li
[8] Rodell
[9] Direct Insertion

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

استفاده از دینامیک زمانی مدل، یک پیش‌بینی یا تخمین اولیه (پیشین) از مقدار متغیر حالت، در گام زمانی بعدی ارائه می‌شود. با ورود به گام زمانی پیش‌رو و دسترسی به مشاهدات آن، پیش‌بینی اولیه با جذب مشاهدات، به‌روزرسانی می‌شود و مقدار تخمین نهایی (پَسین) متغیرهای حالت برآورد شده و مقادیر پارامترها هم بروزرسانی می‌شوند. در نهایت از مقدار بروزرسانی شده‌ی متغیر(های) حالت، به عنوان ورودی مدل برای شبیه‌سازی گام بعدی استفاده می‌شود. در این پژوهش، از روش فیلترکالمن مبتنی بر آنسامبل یا EnKF[1] به منظور جذب داده در مدل SWAT استفاده شده است. همچنین در این تحقیق از روش پخش[2] (آماری) به منظور در نظرگیری عدم قطعیت منابع بارش و دمای ورودی، پارامترها، مشاهدات خروجی و ساختار مدل استفاده شد. در ادامه، به تشریح روابط مربوط به الگوریتم مذکور پرداخته می‌شود.

همانطور که پیشتر ذکر شد، اجرای روشهای جذب داده مشتمل بر دو مرحله است. روابط ۱ و ۲ مرحله پیش‌بینی از روش EnKF را نشان می‌دهد:

$$X_t^{i-} = f\left(X_{t-1}^{i+}.\,\theta, u_t^i\right) + \omega_t^i$$

$$\omega_t = Normal(0.Q_t)\,.\ i = 1.\ldots.N \qquad (۱)$$

$$u_t^i = \mathrm{u}_t + \varepsilon_t^i \quad \varepsilon_t = Normal(0.\sigma_t^u) \qquad (۲)$$

در این روابط θ، بردار پارامترهای سیستم بوده، u_t مقدار مشاهده داده‌های ورودی (بارش و دما) و u_t^i عضو i –ام از بردار پخش آماری شده داده‌های مذکور در گام زمانی t است. همچنین X، بردار متغیرهای حالت بوده و زبروند $i-$ و $i+$ به ترتیب نشان‌دهنده i –امین عضو از بردار پیش‌بینی و به‌روزرسانی شده‌ی متغیرهای حالت است. همچنین ω_t^i و ε_t^i، به ترتیب درایه‌ی i–ام از بردار خطای مدل و خطای (اندازه‌گیری) داده‌های ورودی مدل در گام زمانی t است. Q_t و σ_t^u نیز به ترتیب ماتریس کواریانس خطای مدل و خطای مشاهدات داده‌های ورودی مدل در گام زمانی t است. با ورود به گام زمانی $t+1$ ، مشاهدات گام زمانی t در دسترس بوده و می‌توان از آنها به منظور به‌روزرسانی استفاده نمود. رابطه‌ی ۳ مرحله به‌روزرسانی در الگوریتم EnKF را نشان می‌دهد.

$$X_t^{i+} = \mathrm{X}_t^{i-} + \mathrm{KG}_t(\mathrm{y}_t^i - \mathrm{h}_t\mathrm{X}_t^{i-})\ \ i = 1.\ldots.\mathrm{N} \qquad (۳)$$

در این رابطه، KG_t ضریب بهره‌کالمن، y_t^i عضو i –ام از بردار پخش آماری شده مشاهده خروجی و h_t بردار تبدیل کننده‌ی متغیر حالت به خروجی سیستم در گام زمانی t است. ضریب بهره کالمن مطابق روابط ۴ و ۵ محاسبه می‌شود.

$$v_t = Normal(0.R_t).\ \ i = 1.\ldots.N$$

$$y_t^i = \mathrm{y}_t + v_t^i \qquad (۴)$$

$$\mathrm{KG}_t = \mathrm{C}_t^{\mathrm{xy}-}\left[\mathrm{C}_t^{\mathrm{yy}} + \mathrm{R}_k\right]^{-1} \qquad (۵)$$

در این روابط، v_t بردار خطای مشاهده‌ی خروجی و v_t^i درایه‌ی i–ام از این بردار است. y_t مقدار مشاهده‌ی اندازه‌گیری شده است. $\mathrm{C}_t^{\mathrm{xy}-}$ ماتریس کواریانس متقابل مقدار خروجی پیش‌بینی شده توسط مدل یا $\hat{y}_t$ (به عنوان مثال رواناب پیش‌بینی شده توسط مدل بارش-رواناب) با بردار متغیر حالت پیشین یا X_t^- (پیش‌بینی شده با معادله ۱)، $\mathrm{C}_t^{\mathrm{yy}}$ کواریانس متقابل بردار خروجی مدل و R_k کواریانس خطای مشاهدات خروجی است.

P_t^-، ماتریس کواریانس خطای پیش‌بینی (خروجی مدل)، P_t^+ ماتریس کواریانس خطای به‌روز رسانی شده، ϑ_t و ω_t خطای اندازه‌گیری مشاهدات و خطای مدل، R_t و Q_t کواریانس خطای مشاهدات و خطای مدل در گام زمانی t هستند. سایر متغیرها نیز مطابق آنچه در قسمت ۳-۴-۱ ذیل روابط ۲ تا ۶ ارائه شد، خواهند بود. برای اطلاع بیشتر در خصوص مبانی جذب داده و فرایند اجرای EnKF به پژوهش بیات و همکاران، ۲۰۱۸ مراجعه شود.

اصلاح کدهای مرجع SWAT

همانطور که پیشتر اشاره شد، اتصال جذب داده به مدل SWAT، به دلیل نیاز به دسترسی وسیع به متغیرهای حالت و متغیرهای داخلی کدهای مرجع، امری پیچیده و زمان‌بر است. برای رفع این مشکل از نسخه اصلاح شده مدل، با نام SWAT_DA استفاده شد (بیات و همکاران، ۲۰۲۲). نکته‌ی مهم دیگر آنکه، محصول سطح پوشش برف مورد استفاده در این پژوهش، دارای تفکیک مکانی ۵۰۰ متری بوده و این در حالیست که مدل SWAT به طور پیش‌فرض پارامترهای برف را در مقیاس (زیر)حوضه تخمین می‌زند. به

[1] Ensemble Kalman Filter

[2] perturbation

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

منظور تطابق تفکیک مکانی مشاهدات دورسنجی و مقیاس شبیه‌سازی مدل، اقدام به اصلاح کدهای مرجع، به منظور تخمین پارامترهای برف در مقیاس واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی (مبتنی بر مشاهدات سطح پوشش برف) گردید.

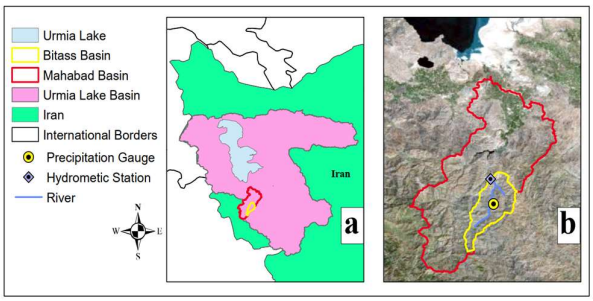
برای انجام روند جذب داده، الگوریتم EnKF در محیط نرم‌افزار MATLAB برنامه‌نویسی و مدل SWAT در همین محیط فراخوانی شد. شایان ذکر است که اجرای متوالی مدل SWAT (در هر گام زمانی به وسیله الگوریتم EnKF) زمانی میسر می‌شود که متغیر رطوبت خاک و سایر متغیرهای مربوط به ذخیره (برف، مخزن، آبخوان و غیره) با گذر زمان و در هر گام زمانی به مدل مذکور معرفی شود. این درحالی است که چنین امکانی برای متغیر رطوبت خاک، که دارای نقش کلیدی است، در حال حاضر در مدل SWAT فراهم نیست. به این ترتیب اجرای متوالی یا گام به گام مدل SWAT با محدودیت مواجه است. برای رفع این مشکل و با هدف دسترسی به مقدار شبیه‌سازی شده‌ی رواناب در هر گام زمانی، مدل از ابتدا تا گام زمانی مورد نظر اجرا شده و خروجی مدل در آن گام زمانی به عنوان مقدار پیش‌بینی شده به الگوریتم EnKF معرفی گردیده و مقدار پیش‌بینی شده، در خلال مراحل اجرای الگوریتم بروزرسانی می‌شود. البته، این کار سبب افزایش بیش از اندازه‌ی زمان محاسبات می‌شود و پیشنهاد می‌شود که در آینده اصلاحاتی در کدهای مرجع SWAT انجام گردد.

کاربست مدل

برای انجام روند جذب داده، الگوریتم EnKF در محیط نرم‌افزار MATLAB برنامه‌نویسی و مدل SWAT در همین محیط فراخوانی شد. همچنین به منظور کاربست الگوریتم SUFI2 از بسته‌ی نرم‌افزاری SWAT-CUP استفاده شد. در ادامه به جزئیات سناریوها، توضیح محدوده مطالعاتی و معیارها نکوئی برازش پرداخته شده است.

مطالعه‌ی موردی

در این پژوهش، حوضه‌ی آبریز رودخانه‌ی مهاباد چای، از زیر حوضه‌های دریاچه ارومیه منتهی به ایستگاه بیطاس با مساحتی در حدود ۲۵۰ کیلومتر مربع محدود به ارتفاع ۱۳۳۲ متر تا ۲۱۷۱ متر از سطح دریا به عنوان منطقه تحت مطالعه انتخاب شد. با توجه به موقعیت جغرافیایی محدوده مطالعاتی در بالادست سد مهاباد، تأثیر برداشتهای انسان از رودخانه در محدوده مذکور ناچیز است. به منظور مدلسازی محدوده‌ی مطالعاتی با SWAT، از مدل رقومی ارتفاع SRTM با تفکیک مکانی ۳۰ متر، نقشه‌ی خاک‌شناسی حوضه‌ی مربوط به سازمان خواربار جهانی[1] (1995) و مشاهدات میدانی بارش و رواناب در ایستگاه آبسنجی بیطاس استفاده شد. همچنین از داده‌های بازتحلیل روزانه‌ی کمینه و بیشینه‌ی دما، سرعت باد، رطوبت نسبی و تابش خورشیدی، ارائه شده توسط پروژه CFSR استفاده شد (ساها[2] و همکاران، ۲۰۱۰). شکل (۱) موقعیت حوضه را نشان می‌دهد. همچنین از محصول سطح پوشش برف سنجنده MODIS با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر نیز استفاده شد (هال[3] و همکاران، ۲۰۰۶).



شکل ۱- حوضه آبریز مطالعاتی؛ a) موقعیت حوضه در پهنه حوضه آبریز دریاچه ارومیه، b) موقعیت ایستگاه آبسنجی و باران‌سنجی بیطاس همراه بر روی تصویر ماهواره‌ای محدوده مطالعاتی

سناریوها

همانطور که پیشتر اشاره شد، یکی از اهداف این پژوهش، مقایسه دو الگوریتم EnKF و SUFI2 به منظور واسنجی چند متغیره (مبتنی بر مشاهدات میدانی رواناب و محصول برف سنجنده MODIS) مدل SWAT است. برای این منظور سعی شد تا بر اساس مرور پیشینه موضوع،

[1] FAO
[2] Saha
[3] Hall

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

حتی‌الامکان، تمامی پارامترهای مرتبط با رواناب و برف، در فرایند واسنجی در نظر گرفته‌شوند. بر این اساس جمعاً ۲۹ پارامتر از مدل SWAT، مشتمل بر ۲۰ پارامتر مرتبط با رواناب و ۹ پارامتر مرتبط با برف (و رواناب)، برای واسنجی در نظر گرفته‌شد. جدول (۱) پارامترهای مورد استفاده، محدوده فیزیکی معنی‌دار آنها و تعریف هر پارامتر را نشان می‌دهد. شایان ذکر است که پیش از ورود به فرایند واسنجی، مشاهدات سطح پوشش برف سنجنده MODIS در مقیاس واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی تجمیع شد. بنابراین با توجه به اصلاح کدهای مرجع مدل و امکان تخمین پارامترهای برف در مقیاس HRU، این پارامترها متناظر با مشاهده هر HRU تخمین زده شد.

جدول ۱- پارامترهای مورد استفاده، تعریف و محدوده فیزیکی آنها؛ a بیانگر رویکرد تغییر نسبی و b تبیین‌کننده رویکرد تغییر جایگزین (Abbaspour et al., 2007)

parameter	definition	Physical boundary
[a]R_CN2.mgt	SCS runoff curve number for moisture condition II	[-0.35 – 0.35]
R_OV_N.hru	Manning's n value for overland flow	[-0.45 – 0.45]
R_HRU_SLP.hru	Average slope steepness	[-0.45 – 0.45]
R_SLSUBBSN.hru	Average slope length	[-0.45 – 0.45]
[b]V_ESCO.hru	Soil evaporation compensation factor	[0 - 1]
V_EPCO.hru	Plant uptake compensation factor	[0 - 1]
V_CH_K1.sub	Effective hydraulic conductivity in tributary channel alluvium)$mmhr^{-1}$(	[0 – 300]
V_CH_N1.sub	Manning's "n" value for the tributary channels	[0.01 - 10]
V_CH_K2.rte.rte	Effective hydraulic conductivity in main channel alluvium	[0 - 300]
V_CH_N2.rte	Effective hydraulic conductivity in main channel alluvium	[0 – 0.3]
R_SOL_K.sol	soil conductivity	[-0.8 – 0.8]
R_SOL_BD.sol	Moist bulk density	[-0.4 – 0.4]
R_SOL_AWC(:).sol	Available water capacity of the soil layer	[-0.5 – 0.5]
V_ALPHA_BNK.rte	Baseflow alpha factor for bank storage	[0 - 1]
V_SURLAGE. bsn	Surface runoff lag time	[0.05 - 24]
V_RCHRG_DP.gw	Available water capacity of the soil layer	[0 - 1]
V_GWQMN.gw	Treshold depth of water in the shallow aquifer required for return flow to occur	[0 - 5000]
V_GW_REVAP.gw	Groundwater "revap" coefficient	[0.02 – 0.2]
V_REVAPMN.gw	Threshold depth of water in the shallow aquifer for "revap" to occur	[0 - 800]
V_ALPHA_BF.gw	Baseflow alpha factor	[0 - 1]
V_GW_DELLAY.gw	Groundwater delay	[0 - 500]
[a]V_SMFMN.hru/bsn	Minimum melt rate for snow during the year (mm C^{-1} d^{-1})	
[a]V_SMTMP.hru/bsn	Snowmelt base temperature (C)	[-5 - -5]
[a]V_SFTMP.hru	Snowfall temperature	[-5 - -5]
[a]V_SMFMX.hru	Maximum melt rate for snow during year (mm C^{-1} d^{-1})	[0 - 10]
[a]V_SMFMN.hru	Minimum melt rate for snow during the year (mm C^{-1} d^{-1})	[0 - 10]
[a]V_TIMP.hru	Snow pack temperature lag factor	[0 - 1]
[a]V_SNOCOVMX.hru	Minimum snow water content that corresponds to 100% snow cover	[0 - 500]
[a]V_SNO50COV.hru	Snow water equivalent that corresponds to 50% snow cover	[0 - 1]

در ادامه به ویژگی‌ها و مشخصات اجرای الگوریتم‌های SUFI2 و EnKF پرداخته می‌شود:

- SUFI2: در این رویکرد پارامترهای برف در مقیاس HRU و به ازای محصول دورسنجی سطح پوشش برفِ MODIS و مشاهده رواناب واسنجی شد. محصول سطح پوشش برف MODIS قبل از فرایند واسنجی در مقیاس HRU-ها تجمیع شده و بنابراین مقدار سطح پوشش برف در مقیاس هر واحد پاسخ هیدرولوژیکی در محاسبه شد. پس از واسنجی پارامترهای برف، پارامترهای مرتبط با رواناب متناظر با مقدار رواناب مشاهداتی واسنجی

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

گردید. شایان ذکر است که در واسنجی با استفاده از SUFI2 از معیار Nash-Sutcliffe به عنوان تابع هدف استفاده شد.

- EnKF: تعداد پارامترها و رویکرد اعمال تغییر محدوده پارامترها (تغییر نسبی یا جایگزین) عیناً همانند آنچه در روش SUFI2 انجام شد، در نظر گرفته شد. اندازه‌ی نمونه برابر با ۵۰ انتخاب شد. یکی از مؤلفه‌های مهم در روش‌های جذب داده، تعیین مقادیر خطای منابع مختلف عدم قطعیت است. برای این منظور، خطای مشاهده میدانی رواناب برابر با ۱۰ درصد، خطای مشاهدات دورسنجی سطح پوشش برف برابر با ۱۵ درصد، خطای مدل برابر با ۳۰ درصد و خطای داده‌های ورودی مدل برابر ۲۰ درصد درنظر گرفته شد. همچنین از رویکرد نمونه‌گیری لَبر مکعبی یا LHS به منظور تولید آنسامبل اولیه پارامترها استفاده شد. شایان ذکر است که از متغیرهای آب معادل برف و رطوبت خاک به عنوان متغیر حالت و از رویکرد تخمین متصل متغیرحالت-پارامتر در فرایند جذب داده استفاده شد.
- اجرای حلقه‌ی باز [1]: که در آن مقادیر پارامترها معادل با مقدار پیش‌فرض آن‌ها در نظر گرفته شده است، به منظور مقایسه با دو سناریوی اصلی (الگوریتم‌های SUFI2 و EnKF) مورد استفاده قرار گرفت.

معیارهای ارزیابی نتایج

در این پژوهش از معیارهای نکوئی برازش قطعی و احتمالاتی به منظور بررسی دقت شبیه‌سازی‌های رواناب و سطح پوشش برف استفاده شده است. با توجه به این، از معیارهای قطعی NS [2]، PBIAS [3] و مجذور ضریب همبستگی پیرسون (اصلاح شده) یا R^2 [4] (bR^2 [5]) (روح الله‌نژاد [6] و همکاران، ۲۰۱۴) برای بررسی دقت شبیه‌سازی‌ها استفاده شده است. علاوه بر معیارهای قطعی، از دو معیار مبتنی بر عدم قطعیت p-factor و r-factor به منظور ارزیابی نتایج شبیه‌سازی‌ها استفاده شده است. p-factor بیانگر نسبت مشاهدات قرارگرفته در باند عدم قطعیت ۹۵ درصد پیش‌بینی‌ها [7] (95PPU) به کل مشاهدات موجود است. همچنین r-factor بیانگر متوسط ضخامت باند مذکور تقسیم بر انحراف معیار مشاهدات است. مقدار مطلوب برای دو معیار p-factor و r-factor برابر با ۱ است به این معنی که تمام مشاهدات در باند 95PPU قرار گرفته و نسبت ضخامت باند به انحراف معیار مشاهدات نیز برابر با ۱ باشد (عباسپور و همکاران، ۲۰۰۷).

نتایج و بحث

جدول (۲) نتایج معیارهای نکوئی برازش قطعی و احتمالاتی را تحت سناریوهای SUFI2 و EnKF متناسب با شبیه‌سازی رواناب و سطح پوشش برف نشان می‌دهد. از منظر شبیه‌سازی رواناب، سناریوی SUFI2 نتایج نسبتاً بهتری را برای معیارهای قطعی در پی دارد. این در حالیست که از منظر معیارهای احتمالاتی، نتایج الگوریتم EnKF نسبت به SUFI2 برتری دارد. با این توجه SUFI2 عملکرد بهتری را از منظر معیارهای قطعی NS، R^2 و bR^2 (به ترتیب با اختلاف ۰.۰۸، ۰.۰۶ و ۰.۰۸) در مقایسه با الگوریتم EnKF درپی‌دارد. شایان ذکر است که از منظر PBIAS دو سناریو، تفاوت معنی‌داری با یکدیگر ندارند (اختلافی در حدود ۲ درصد). از طرفی از منظر دو معیار p-factor و r-factor، EnKF عملکرد بهتری نسبت به SUFI2 ارائه می‌دهد. چراکه با وجود مشابه بودن معیار p-factor در هر دو سناریو، EnKF موجب دسترسی به r-factor بهتری (۰.۱۲ نزدیک‌تر به یک) می‌شود.

از منظر شبیه‌سازی سطح پوشش برف، EnKF نتایج قویاً بهتری را مبتنی بر معیارهای قطعی و احتمالاتی، نسبت به SUFI2 در پی دارد. در این خصوص، از منظر شاخص‌های قطعی، EnKF موجب دستیابی به NS، PBIAS، R^2 و bR^2 بهتری (با اختلاف ۰.۱۲، ۴۷ درصد، ۰.۰۸ و ۰.۲۳) نسبت به SUFI2 می‌شود. این اختلاف میان دو اجرا، در خصوص PBIAS و bR2 کاملا قابل توجه است. در مقابل، در خصوص NS و R^2، اگرچه همچنان EnKF شبیه‌سازی

[1] Open Loop
[2] Nash- Sutcliffe
[3] Percent BIASS
[4] Coefficient of determination
[5] Modified coefficient of determination
[6] Rouholahnejad
[7] 95% prediction uncertainty

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

بهتری را نسبت به SUFI2 ارائه می‌دهد، اما اختلاف هر یک از دو شاخص مذکور در سناریوهای SUFI2 و EnKF، کمتر از اختلاف هر یک از دیگر شاخص‌هاست. شایان ذکر است که تفاوت نسبتاً کمتر دو اجرا در معیار NS (در مقایسه با PBIAS و bR^2)، می‌تواند ناشی از آن باشد که معیار مذکور به عنوان تابع هدف SUFI2 در نظر گرفته شده است.

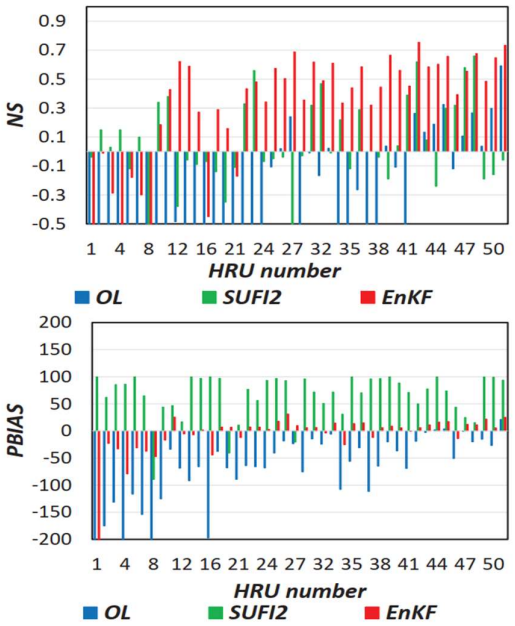
جدول ۲- معیارهای نکوئی برازش متناظر با شبیه‌سازی رواناب و سطح پوشش برف در هر یک از سناریوها

variable	scenario	r-factor	p-factor	bR^2	R^2	PBIAS	NS
streamflow	SUFI2	1.18	0.85	0.58	0.77	-9.4	**0.77**
	EnKF	0.96	0.85	0.5	0.71	-11.6	**0.69**
	OL			0.13	0.22	100	**-9.6**
SCF	SUFI2	0.43	0.75	0.24	0.5	49.5	**0.37**
	EnKF	1.11	0.91	0.47	0.58	2.8	**0.49**
	OL			0.53	0.39	-38	**-0.28**

بنابراین انتظار می‌رود که SUFI2 نتایج بهتری از معیار مذکور را در مقایسه با سایر معیارها ارائه کند. همچنین به تبعِ مقدار نسبتاً قابل قبولِ معیار R^2 (مبتنی‌بر شبیه‌سازی SCF) در اجرای پیش فرض یا OL مدل SWAT، سناریوی SUFI2 نیز نتایج نسبتاً بهتری از معیار مذکور را در مقایسه با معیارهای PBIAS و bR^2 در بر دارد. در خصوص معیارهای احتمالاتی، EnKF از منظر هر دو معیار p-factor و r-factor نتایج بهتری را نسبت به SUFI2 به خود اختصاص می‌دهد. از منظر معیار p-factor، در خلال اجرای EnKF حدود ۹۱ درصد از مشاهدات SCF در داخل باند عدم قطعیت شبیه‌سازیها قرار می‌گیرند و این در حالیست که در اجرای SUFI2 درصد مذکور در حدود ۷۵ است. همچنین اختلاف مقدار r-factor با مقدار مطلوب این شاخص در اجرای EnKF و SUFI2 به ترتیب برابر با ۰.۱۱ و ۰.۶۷ است، که این موضوع حکایت از شبیه‌سازیهای بهتر SCF در خلال اجرای EnKF دارد. شایان ذکر است در جدول (۲)، مقادیر شاخص‌های نکوئی برازش مربوط به شبیه‌سازی سطح پوشش برف بر اساس متوسط وزن‌دهی شده‌ی مقدار هر معیار در هر واحد پاسخ هیدرولوژیکی و تجمیع مقادیر مذکور در مقیاس حوضه‌ی آبریز استخراج شده است.

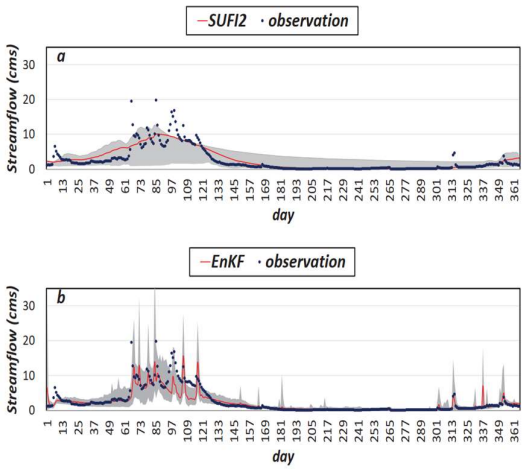
شکل (۲) مقدار معیارهای نکوئی برازش NS و PBIAS را مبتنی بر شبیه‌سازی SCF در مقیاس واحدهای پاسخ هیدرولوژیکی نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است اگرچه در تعدادی از HRUها نتایج SUFI2 از نتایج EnKF بهتر بوده است، اما در بیشتر HRUها، نتایج EnKF نسبت به SUFI2 برتری دارد. این موضوع خصوصاً در مورد معیار PBIAS بیشتر صدق می‌کند. چراکه همانطور که پیشتر اشاره شد معیار NS به عنوان تابع هدف SUFI2 انتخاب شده و بنابراین انتظار می‌رود اجرای الگوریتم مذکور از منظر NS نتایج بهتری را در پی داشته‌باشد. این موضوع از نتایج جدول (۲)، به عنوان متوسط مقدار معیارهای مذکور در سطح حوضه‌ی تحت مطالعه، نیز مستفاد می‌شود.

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]



شکل ۲- مقدار معیارهای نکوئی برازش در مقیاس هر HRU: a) معیار NS، b)معیار PBIAS

شکل (۳) سری زمانی رواناب شبیه‌سازی شده در قالب اجرای دو الگوریتم را نشان می‌دهد. مبتنی بر نتایج جدول (۲) و نیز شکل (۳)، ملاحظه می‌شود که اگرچه نتایج SUFI2 از منظر شبیه‌سازی رواناب اندکی بهتر از نتایج EnKF است اما نوسانات رواناب شبیه‌سازی شده در سناریوی EnKF تطابق بهتری با دینامیک مشاهدات دارد. این موضوع می‌تواند به دلیل ماهیت متوالی واسنجی در الگوریتم EnKF و نیز شبیه‌سازی بهتر برف در الگوریتم مذکور در مقایسه با SUFI2 باشد. همچنین همانطور که در نتایج جدول (۲) نیز مشاهده شد، از منظر رواناب شبیه‌سازی شده و مبتنی بر معیارهای احتمالاتی p-factor و r-factor، الگوریتم EnKF نتایج بهتری را از SUFI2 ارائه می‌دهد. این موضوع در شکل (۳) نیز کاملاً مشخص است. چراکه همانطور که پیشتر ذکر شد، نوسانات شبیه‌سازی رواناب در سناریوی EnKF تطابق بهتری با دینامیک مشاهدات دارد. این موضوع موجب آن شده که باند عدم قطعیت 95PPU نیز در اجرای EnKF تطابق بیشتری (نسبت به SUFI2) با مشاهدات داشته باشد. با این توجه اجرای EnKF نتایج بهتری را از منظر معیار r-factor، ارائه می‌دهد. خصوصاً با توجه به آنکه در تعریف معیار r-factor، به‌نوعی انحراف‌معیار مشاهدات نیز دخالت داده شده است.



شکل ۳- سری‌های زمانی مشاهدات، شبیه‌سازی‌ها و باند عدم قطعیت 95PPU a) SUFI2، b) EnKF

نتایج و بحث

استفاده صرف از مشاهدات میدانی رواناب در توسعه و واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی، موجب ارائه‌ی تصویری عمیق و همه‌جانبه از شرایط هیدرولوژیکی حوضه نمی‌شود. امروزه با توسعه‌ی دورسنجی و فراهم شدن امکان دسترسی به مشاهدات مختلف هیدرولوژیکی، دورنمای مناسبی جهت استفاده از مشاهدات مذکور در واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی فراهم شده‌است. در سال‌های اخیر و در سطح بین‌المللی، توجه ویژه‌ای به استفاده از مشاهدات دورسنجی در کنار مشاهدات میدانی به منظور توسعه مدل‌های هیدرولوژیکی معطوف شده است (اسزلز و همکاران، ۲۰۲۱؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۰؛ دمبله[1] و همکاران، ۲۰۲۰؛ اولیویرا و همکاران، ۲۰۲۱؛ رجیب و همکاران، ۲۰۱۸b، شاه و همکاران، ۲۰۲۱؛ هولزمن و همکاران، ۲۰۲۱). با این وجود، در حوضه‌ی دریاچه ارومیه، در اکثر مدل‌های مبتنی بر فرایندِ توسعه داده‌شده، تنها از مشاهدات رواناب استفاده شده‌است. در این مطالعات که از مدل‌هایی نظیر SWAT (احمدزاده و همکاران، ۲۰۱۴؛ رضائی‌زمان[2] و همکاران، ۲۰۱۶؛ قلی‌زاده[3] و همکاران، ۲۰۱۷؛ امامی و همکاران، ۲۰۱۹؛ اخوان و همکاران، ۲۰۱۵؛ قدوسی و همکاران،

[1] Dembélé
[2] Zaman.M.R
[3] Gholizadeh

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

۲۰۱۵؛ طلوعی[1] و همکاران، ۲۰۱۵؛ منصوری[2] و همکاران، ۲۰۱۵)، نسخه اصلاح شده SWAT با نام SWAT_LU (فرخنیا و همکاران، ۲۰۱۸)، HIGW-MAT (چاودهاری[3] و همکاران، ۲۰۱۸)، VIC (شادکام[4] و همکاران، ۲۰۱۶)، Parflow-CLM (رحمانی[5] و دانش یزدی[6]، ۲۰۲۲) و MIKE-SHE (جایکا، ۲۰۱۹) استفاده‌شده، به جز پژوهش جایکا (که در آن از مشاهدات رواناب، تبخیرتعریق و تراز آب زیرزمینی استفاده شده)، در سایر پژوهش‌ها صرفاً از مشاهده رواناب به منظور واسنجی مدل استفاده شده‌است. شایان ذکر است که در پژوهش رحمانی[7] و دانش یزدی، ۲۰۲۲، اگرچه صرفاً از مشاهدات میدانی رواناب به‌منظور واسنجی مدل استفاده شده‌است، لیکن از محصول رطوبت خاک جهانی GLDAS 2.1 نیز، به‌منظور کنترل روند شبیه‌سازی‌های رطوبت خاک مدلِ واسنجی شده با رواناب، استفاده شد. لازم به ذکر است که محصول رطوبت خاک جهانی GLDAS 2.1 مبتنی بر شبیه‌سازی مدل‌های جهانی سطح خشکی بوده و محصول مستقیم سنجنده نیست. در این بین، نکته حائز اهمیت آن است که استفاده صرف از مشاهده رواناب و شبیه‌سازی مناسب فرایند مذکور، الزاماً شبیه‌سازی صحیح سایر فرایندهای هیدرولوژیکی را در پی ندارد. با توجه به این نکته، بکارگیری چند نوع متغیر مشاهداتی به‌منظور واسنجی مدل، در مقایسه با استفاده صرف از رواناب، موجب ارائه‌ی تصویری همه‌جانبه‌تر از فرایندهای مختلف سیستم می‌شود. در حوضه آبریز ارومیه، رویکرد توجه صرف به مشاهده‌ی رواناب و عدم توسعه چارچوبی مناسب به‌جهت استفاده از مشاهدات دورسنجی، موجب آن شد تا حتی بعضاً توصیه‌هایی مبنی بر توسعه ایستگاه‌های سنجش میدانی به‌منظور اندازه‌گیری متغیرهای مختلف و با هدف درک سایر فرایندهای هیدرولوژیکی (علاوه بر رواناب) ارائه‌شود (دانش یزدی، ۲۰۱۹). نظر به جمیع موارد مذکور، در این پژوهش اقدام به ارائه چارچوبی به منظور استفاده همزمان از مشاهدات میدانی و دورسنجی در کنار مدل نیمه‌توزیعی و مبتنی بر فرایند SWAT شد. چارچوب ارائه شده، توانایی بکارگیری انواع مختلفی از مشاهدات میدانی و دورسنجی را داشته و از آن می‌توان به‌منزله‌ی ابزاری جهت پیش‌بینی متغیرهای مختلف هیدرولوژیکی و پایش حوضه‌ی آبریز دریاچه ارومیه استفاده نمود. در این پژوهش، به عنوان نمونه از مشاهدات میدانی رواناب و محصول سطح پوشش برف سنجنده MODIS استفاده شد. به‌منظور واسنجی مدل SWAT مبتنی بر چند متغیر، از دو الگوریتم SUFI2 و EnKF، به‌ترتیب به نمایندگی از روش‌های واسنجی تکراری و متوالی استفاده شد. شایان ذکر است که کاربرد روش‌های تکراری به‌منظور واسنجی مدل SWAT (به‌طور خاص مبتنی بر مشاهده میدانی رواناب) سابقه‌ای طولانی داشته و این درحالیست که کاربرد روش‌های جذب داده متوالی (که تناسب بیشتری با استفاده از انواع مختلف مشاهدات دارند) در کنار مدل SWAT اندک و محدود است. در نهایت مشخص شد هر دو الگوریتم قابلیت مشابه و خوبی در شبیه‌سازی رواناب دارند. این در حالیست که روش EnKF (جذب داده) قابلیت بهتری در شبیه‌سازی فرایند برف، در مقایسه با SUFI2، دارد. بنابراین از منظر شبیه‌سازی همزمان فرایندهای برف و رواناب، EnKF نسبت به SUFI2 برتری دارد.

مراجع

1- Abbaspour, K. C., Rouholahnejad, E., Vaghefi, S. R. I. N. I. V. A. S. A. N. B., Srinivasan, R., Yang, H., & Kløve, 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.

2- Abbaspour, K. C., Yang, J., Maximov, I., Siber, R., Bogner, K., Mieleitner, J., ... & Srinivasan, R. (2007). Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT. *Journal of hydrology*, *333*(2-4), 413-430.

3- Aboelnour, M., Gitau, M. W., & Engel, B. A. (2020). A comparison of streamflow and baseflow responses to land-use change and the variation in climate parameters using SWAT. *Water*, *12*(1), 191.

4- 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).

[1] Toloei
[2] Mansouri
[3] Chaudhari
[4] Shadkam
[5] Rahmani
[6] Danesh Yazdi
[7] Rahmani

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

5- Bayat, M., Alizadeh, H., & Mojaradi, B. (2022). SWAT_DA: Sequential Multivariate Data Assimilation-Oriented Modification of SWAT. *Water Resources Research*, *58*(10), e2022WR032397.

6- Brighenti, T. M., Bonumá, N. B., Grison, F., de Almeida Mota, A., Kobiyama, M., & Chaffe, P. L. B. (2019). Two calibration methods for modeling streamflow and suspended sediment with the swat model. *Ecological Engineering*, *127*, 103-113.

7- Clark, M. P., Rupp, D. E., Woods, R. A., Zheng, X., Ibbitt, R. P., Slater, A. G., ... & Uddstrom, M. J. (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.

8- Danesh-Yazdi, M., (2019). Quantifying the impacts of 40 percent reduction of water consumption and climate change on the water cycle in Lake Urmia Basin using a distributed 3d dymentional hydrologic model based on the water track apability. Sharif University of Technology.

9- Dembélé, M., Hrachowitz, M., Savenije, H. H., Mariéthoz, G., & Schaefli, B. (2020). Improving the predictive skill of a distributed hydrological model by calibration on spatial patterns with multiple satellite data sets. *Water resources research*, *56*(1), e2019WR026085..

10- Emami, F., & Koch, M. (2019). Modeling the impact of climate change on water availability in the Zarrine River Basin and inflow to the Boukan Dam, Iran. Climate, 7(4), 51.

11- FAO (1995), The Digital Soil Map of the World and Derived Soil Properties [CD-ROM], Version 3.5, Rome

12- Farchi, A., Bocquet, M., Laloyaux, P., Bonavita, M. and Malartic, Q., 2021. A comparison of combined data assimilation and machine learning methods for offline and online model error correction. Journal of computational science, 55, p.101468.

13- Gupta, A., Himanshu, S. K., Gupta, S., & Singh, R. (2019). Evaluation of the SWAT model for analysing the water balance components for the upper Sabarmati Basin. In *Advances in water resources engineering and management: select proceedings of TRACE 2018* (pp. 141-151). Singapore: Springer Singapore.

14- Hall, D.K., Riggs, G.A. and Salomonson, V.V., (2006). MODIS/Terra Snow Cover 5-Min L2 Swath 500m, Version 5, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado, USA.

15- Hulsman, P., Savenije, H. H., & Hrachowitz, M. (2021). Learning from satellite observations: increased understanding of catchment processes through stepwise model improvement. *Hydrology and Earth System Sciences*, *25*(2), 957-982.

16- Japan International Cooperation Agency (JICA), C.E.I.Co., Ltd, (2019). Data collection survey on improvement of hydrological cycle model of Lake Urmia Basin, Progress report 3 on water cycle model for southern/western parts

17- Li, N., McLaughlin, D., Kinzelbach, W., Li, W., & Dong, X. (2015). Using an ensemble smoother to evaluate parameter uncertainty of an integrated hydrological model of Yanqi basin. *Journal of Hydrology*, *529*, 146-158.

18- Liu, Y. and Gupta, H.V., 2007. Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. Water resources research, 43(7).

19- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water resources research*, *43*(7).

20- Moradkhani, H., Nearing, G. S., Abbaszadeh, P., & Pathiraja, S. (2018). Fundamentals of data assimilation and theoretical advances. *Handbook of hydrometeorological ensemble forecasting*, 1-26.

21- Moradkhani, H., & Sorooshian, S. (2008). *General review of rainfall-runoff modeling: model calibration, data assimilation, and uncertainty analysis* (pp. 1-24). Springer Berlin Heidelberg.

22- Myers, D. T., Ficklin, D. L., & Robeson, S. M. (2021). Incorporating rain-on-snow into the SWAT model results in more accurate simulations of hydrologic extremes. *Journal of Hydrology*, *603*, 126972.

23- Meyer Oliveira, A., Fleischmann, A. S., & Paiva, R. C. D. (2021). On the contribution of remote sensing-based calibration to model hydrological and hydraulic processes in tropical regions. *Journal of hydrology*, *597*, 126184.

24- Pathiraja, S., Moradkhani, H., Marshall, L., Sharma, A., & Geenens, G. (2018). Data-driven model uncertainty estimation in hydrologic data assimilation. *Water resources research*, *54*(2), 1252-1280.

25- Rahmani, J., & Danesh-Yazdi, M. (2022). Quantifying the impacts of agricultural alteration and climate change on the water cycle dynamics in a headwater catchment of Lake Urmia Basin. *Agricultural Water Management*, *270*, 107749.

26- Rajib, A., Merwade, V., & Yu, Z. (2018a). Rationale and efficacy of assimilating remotely sensed potential evapotranspiration for reduced uncertainty of hydrologic models. *Water Resources Research*, *54*(7), 4615-4637.

27- Rajib, A., Evenson, G. R., Golden, H. E., & Lane, C. R. (2018b). Hydrologic model predictability improves with spatially explicit calibration using remotely sensed evapotranspiration and biophysical parameters. *Journal of hydrology*, *567*, 668-683.

28- Rajib, M. A., Merwade, V., & Yu, Z. (2016). Multi-objective calibration of a hydrologic model using spatially distributed remotely sensed/in-situ soil moisture. *Journal of hydrology*, *536*, 192-207.

29- Rodell, M., Houser, P. R., Jambor, U. E. A., Gottschalck, J., Mitchell, K., Meng, C. J., ... & Toll, D. (2004). The global land data assimilation system. *Bulletin of the American Meteorological society*, *85*(3), 381-394.

30- Rouholahnejad, E., Abbaspour, K. C., Srinivasan, R., Bacu, V., & Lehmann, A. (2014). Water resources of

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

the Black Sea Basin at high spatial and temporal resolution. *Water Resources Research*, *50*(7), 5866-5885.

31- Saha, S., Moorthi, S., Pan, H. L., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., ... & Goldberg, M. (2010). The NCEP climate forecast system reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *91*(8), 1015-1058..

32- Salamon, P., & Feyen, L. (2009). Assessing parameter, precipitation, and predictive uncertainty in a distributed hydrological model using sequential data assimilation with the particle filter. *Journal of hydrology*, *376*(3-4), 428-442.

33- Shah, S., Duan, Z., Song, X., Li, R., Mao, H., Liu, J., ... & Wang, M. (2021). Evaluating the added value of multi-variable calibration of SWAT with remotely sensed evapotranspiration data for improving hydrological modeling. *Journal of Hydrology*, *603*, 127046.

34- Széles, B., Parajka, J., Hogan, P., Silasari, R., Pavlin, L., Strauss, P., & Blöschl, G. (2020). The added value of different data types for calibrating and testing a hydrologic model in a small catchment. *Water resources research*, *56*(10), e2019WR026153.

35- Tuo, Y., Marcolini, G., Disse, M., & Chiogna, G. (2018a). A multi-objective approach to improve SWAT model calibration in alpine catchments. *Journal of Hydrology*, *559*, 347-360.

36- Tuo, Y., Marcolini, G., Disse, M., & Chiogna, G. (2018b). Calibration of snow parameters in SWAT: Comparison of three approaches in the Upper Adige River basin (Italy). *Hydrological sciences journal*, *63*(4), 657-678.

37- Uniyal, B., & Dietrich, J. (2019). Modifying automatic irrigation in SWAT for plant water stress scheduling. *Agricultural water management*, *223*, 105714.

38- Wang, D., Chen, Y., & Cai, X. (2009). State and parameter estimation of hydrologic models using the constrained ensemble Kalman filter. *Water resources research*, *45*(11).

39- Xie, X., & Zhang, D. (2010). Data assimilation for distributed hydrological catchment modeling via ensemble Kalman filter. *Advances in Water Resources*, *33*(6), 678-690.

40- Yuan, Z., Xu, J., Meng, X., Wang, Y., Yan, B., & Hong, X. (2019). Impact of climate variability on blue and green water flows in the Erhai Lake Basin of Southwest China. *Water*, *11*(3), 424.

41- Zaremehrjardy, M., Razavi, S., & Faramarzi, M. (2021). Assessment of the cascade of uncertainty in future snow depth projections across watersheds of mountainous, foothill, and plain areas in northern latitudes. *Journal of Hydrology*, *598*, 125735.

42- Zhang, L., Zhao, Y., Ma, Q., Wang, P., Ge, Y., & Yu, W. (2021). A parallel computing-based and spatially stepwise strategy for constraining a semi-distributed hydrological model with streamflow observations and satellite-based evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, *599*, 126359.

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]

نشریه علمی سد و نیروگاه برق آبی ایران
سال دهم / شماره سی و ششم / زمستان ۱۴۰۲

Journal of Iranian Dam and Hydroelectric Powerplant
10th Year/ No. 36/ March 2024

Prediction-Monitoring of Hydrological Variables based on Multivariate Assimilation of Ground and Satellite Data

Mehrad Bayat[1]
Hosein Alizadeh*[2]
Barat Mojaradi[3]

Abstract

Nowadays the capability of forecasting-monitoring of hydrological variables is one of the crucial issues in the hydrology context. Traditionally, calibrating and developing hydrological models is based on streamflow observation. This issue arises from the lack of the availability of in situ measurements of other hydrological variables. Moreover, the models that only rely on the streamflow observation measured at the subbasin's outlet may incorrectly represent the internal watershed processes. Due to advances in remote-sensing techniques, a good opportunity is available for calibrating-developing hydrological models based on the remotely-sensed data. Due to the importance of the Urmia Lake basin and the lack of a hydrological system for forecasting hydrological variables in the basin, we applied Data Assimilation (DA) at the upstream part of the basin. Accordingly, we simultaneously used the in-situ measurement of streamflow and remotely-sensed MODIS Snow Cover Fraction (SCF) to forecast hydrological variables at the upstream part of the Mahabad basin. Moreover, we compared the result of EnKF with SUFI2. Results show the simultaneous utilization of SCF and streamflow can concurrently improve the simulation accuracy of both variables. However, both EnKF and SUFI2 access similar result concerning streamflow simulation, EnKF provide a better result for SCF compared to SUFI2.

Keywords

Multi-variate calibration, Data assimilation, SUFI2, Snow Cover Fraction, Urmia Lake

[1] Ph.D. Candidate.
[2]* Assistant Professor: Alizadeh@iust.ac.ir.
[3] Associate professor.

Received: 2023/01/28 Accepted: 2024/03/06

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2026-11-18]