

## ارزیابی حساسیت داده‌گوارای رطوبت خاک به تعداد عمق‌های نمونه‌برداری و فاصله‌های زمانی بین اندازه‌گیری‌ها با استفاده از حل عددی معادله ریچاردز

سید حسن طباطبائی<sup>۱</sup>، سید مجید میرلطیفی<sup>۲\*</sup>، حسین دهقانی سانج<sup>۳</sup>، سید محمدرضا ناقدی فر<sup>۴</sup>، اشکان شکری<sup>۵</sup>.

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری تخصصی مهندسی آب-آبیاری و زهکشی گروه مهندسی و مدیریت آب دانشگاه تربیت مدرس

<sup>۲\*</sup> گروه مهندسی و مدیریت آب دانشگاه تربیت مدرس

<sup>۳</sup> موسسه تحقیقات فنی مهندسی کشاورزی کرج

<sup>۴</sup> گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی، خراسان رضوی، ایران

<sup>۵</sup> سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی مشترک المنافع، کانبرا، استرالیا

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۲۲

### چکیده

روش‌های گوناگونی برای به‌دست آوردن رطوبت خاک در عمق ریشه توسعه یافته‌اند که از آن جمله می‌توان به استفاده از حسگرهای اندازه‌گیری رطوبت خاک یا به مدل‌های شبیه‌سازی رطوبت خاک اشاره کرد. هر یک از روش‌ها مزایا و معایب خود را دارد. علم داده‌گوارای به مجموعه روش‌هایی اطلاق می‌شود که در آن به‌صورت توأم از مدل‌های مبتنی بر فیزیک پدیده مورد مطالعه و مشاهدات اندازه‌گیری شده از آن استفاده می‌گردد تا تخمین دقیق‌تری از پدیده مورد مطالعه به‌دست آید. در پژوهش حاضر، امکان کاهش تعداد عمق‌های اندازه‌گیری رطوبت توسط حسگرهای رطوبت سنج خاک در عمق و افزایش فاصله زمانی بین دو برداشت اطلاعات متوالی از حسگرهای رطوبت‌سنج آنها، با استفاده از داده‌گوارای به کمک فیلتر کالمن همادی بررسی شد. داده‌های مورد نیاز مدل‌سازی از دو مزرعه چغندرقتند و دو مزرعه ذرت علوفه‌ای در منطقه جوبین در استان خراسان رضوی در بازه زمانی اردیبهشت تا آبان ۱۳۹۹ به‌صورت میدانی برداشت شد. نتایج پژوهش مبین آن بود که سناریوهای داده‌گوارای با استفاده از فیلتر کالمن همادی توانسته‌اند با استفاده از مشاهدات با فاصله‌های زمانی طولانی‌تر به سطح مناسبی از دقت برسند و مجموع قطر ماتریس کوواریانس شبیه‌سازی را در مقایسه با شبیه‌سازی سیستم بدون داده‌گوارای ۶۱ تا ۸۶ درصد کاهش دهند. nRMSD رطوبت خاک برای عمق لایه توسعه ریشه، در مقایسه با شبیه‌سازی سیستم بدون داده‌گوارای، از ۰/۰۴ تا ۰/۱۲ کاهش یافت. مقایسه نتایج سناریوهای داده‌گوارای نشانگر آن بودند که با انتخاب مناسب تعداد عمق‌های مشاهدات، امکان دستیابی به تخمینی از رطوبت خاک با دقت مناسب، با استفاده از حداقل تعداد حسگرهای رطوبت خاک فراهم است.

**واژه‌های کلیدی:** تخمین بهینه حالت، تبخیر-تعرق، جزء برداشت، فیلتر کالمن همادی

**مقدمه**

استفاده و دقت بالا در واسنجی آنهاست. اندازه‌گیری مستقیم پارامترهای مورد استفاده در مدل‌ها، عموماً هزینه‌بر و نیازمند تهیه تجهیزات و دستگاه‌های خاص است؛ از این‌رو، مدل‌ها بر اساس مقایسه نتایج نهایی شبیه‌سازی مدل‌ها با مقادیر متناظر اندازه‌گیری از پدیده مورد بررسی واسنجی می‌شود. اگر اندازه‌گیری‌ها دقت مناسبی نداشته باشند، مدل به درستی واسنجی نخواهد شد. علاوه بر آن، فرایند واسنجی مدل‌ها به روش‌های سنتی عموماً زمان‌بر و انتزاعی است. حتی روش‌های واسنجی خودکار نیز عموماً با مشکل در نظر نگرفتن عدم قطعیت سیستم روبه‌رو هستند (Moradkhani *et al.*, 2005). یکی از راهکارهای برون رفت از این مشکل، استفاده توأم از داده‌های مشاهده‌ای و نتایج مدلسازی در چارچوب داده‌گواری است.

تخمین بهینه حالت<sup>۱</sup> که در علوم زمین‌شناسی، هواشناسی و هیدرولوژی به داده‌گواری<sup>۲</sup> شهرت یافته است، دانشی است که با کنار هم قرار دادن منابع اطلاعاتی حاصل از اندازه‌گیری‌ها و نتایج مدلسازی، سبب تخمین بهتر از پدیده مورد مطالعه می‌شود (Reichle, 2008). روش‌های مختلف داده‌گواری داده‌های مشاهده شده از وضعیت سیستم در طول زمان و نتایج معادله‌های حاکم بر فیزیک پدیده را ترکیب می‌کند تا اثر این حقیقت را کاهش دهد که اندازه‌گیری‌ها و شبیه‌سازی‌ها در عمل همواره شامل سطحی از منابع مختلف عدم قطعیت یا خطا هستند. به عبارت دیگر، منطق داده‌گواری بر این پایه استوار است که مدل‌های نظری و مشاهدات حاصل از اندازه‌گیری‌ها به تنهایی قابل اعتماد نیستند و ترکیب این منابع اطلاعاتی کمک شایانی به تخمین پدیده‌های مورد بررسی و کنترل منابع خطا می‌کند (Kutz, 2013; Montzeka *et al.*, 2012). به طور خلاصه می‌توان گفت که خروجی داده‌گواری شامل براینده توأم پیش‌بینی‌های مدل و مشاهدات

ظهور فناوری‌های نوین سبب ایجاد تغییرات بنیادی در تمام وجوه شیوه‌های سنتی کشاورزی و بستر ساز توسعه الگوهای جدیدی از کشاورزی شده است که به آن کشاورزی دقیق و کشاورزی هوشمند می‌گویند. در این روش‌ها، برنامه‌ریزی‌های کشاورز مبتنی است بر پیش‌بینی عوامل مؤثر بر شرایط گیاه تا سبب ارتقای بهره‌وری شود (Farrokhi & Gapeleh, 2019). روش‌های آبیاری هوشمند یکی از زیربخش‌های کشاورزی هوشمند هستند که سازوکار آنها بر پایه ارتقای مدیریت آبیاری از طریق برنامه‌ریزی آبیاری بر اساس شرایط رطوبتی در محیط ریشه است. روشن است که این امر بدون برآورد مناسب از رطوبت خاک به صورت روزانه میسر نیست.

یکی از روش‌های متداول برآورد رطوبت خاک در سطح مزارع، استفاده از حسگرهای اندازه‌گیری رطوبت خاک است؛ اما استفاده از حسگرها در عمل با مشکلاتی روبه‌روست که از آن جمله می‌توان به غیرقابل تعمیم بودن مشاهدات آنها در خاک‌های غیر همگن اشاره کرد. برای مقابله با این مشکل باید تعداد حسگرها در عمق افزایش یابد. مشاهدات حاصل از اندازه‌گیری، فارغ از آنکه از چه روشی به دست آمده باشد، شامل دو نوع خطاست. اول، خطای وسیله اندازه‌گیری یا عدم دقت در استخراج نتایج آن است و خطای دوم، خطای ناشی از تطابق‌نداشتن مقیاس‌های مکانی و زمانی بین اندازه‌گیری و پدیده مورد مطالعه است (Hirschi *et al.*, 2017).

یکی دیگر از روش‌های برآورد رطوبت خاک استفاده از مدل‌های شبیه‌ساز است. این روش‌ها امکان تعمیم نتایج به مقیاس‌های گسترده‌تر و بازه‌های متفاوت را نیز دارند (Jensen & Allen, 2016). با این همه تخمین مناسب و دقیق هر مدلی مستلزم تخمین مناسب پارامترهای مورد

<sup>1</sup> Optimal State Estimation

<sup>2</sup> Data Assimilation

غیرخطی نیازی ندارد. اصول فیلتر کالمن همادی (EnKF) را اولین بار گیر اوونسن در مقاله‌ای با عنوان "داده‌گذاری متوالی با استفاده از یک مدل غیرخطی نیمه‌ژئواستاتیک به کمک روش‌های مونت کارلو برای پیش‌بینی آماری خطا" معرفی کرد (Evensen, 1994). این الگوریتم روشی عملی با هزینه محاسباتی معقول برای داده‌گذاری در شرایط غیرخطی و غیرگوسی در مدل‌های ژئوفیزیکی است. بنیان نظری فیلتر کالمن همادی (EnKF) بر تخمین و نمایش وضعیت سیستم توسط مجموعه‌ای از بروندادهایی است که به آنها عضو<sup>۳</sup> می‌گویند. به عبارت دیگر، در EnKF وضعیت سیستم توسط اعضای حالت سیستم معرفی می‌شود که هر یک از آنها یک احتمال از وضعیت سیستم در آن گام را نمایندگی می‌کند؛ با بررسی تمامی اعضا، امکان نمایش توزیع احتمال سیستم<sup>۴</sup> فراهم می‌شود. EnKF نیز مانند فیلتر کالمن از فرایند دو مرحله‌ای پیش‌بینی و به‌روزرسانی تشکیل شده است. در فاز پیش‌بینی، نتایج هر یک از اعضا به عنوان یکی از شرایط محتمل خروجی سیستم در نظر گرفته می‌شود. در مرحله به‌روزرسانی، هر یک از اعضای شبیه‌سازی شده به کمک مشاهدات و بر اساس منطق الگوریتم کالمن به‌روزرسانی می‌شود. مزیت اصلی EnKF در امکان استفاده از آن در تمامی مدل‌ها بدون نیاز به مشتق‌گیری و انعطاف‌پذیری زیاد این روش برای پیاده‌سازی در مدل‌های گوناگون است (Cassari et al., 2018). برای مثال، پاول و دل‌آنوی (Pauwels and DeLannoy, 2006) از EnKF برای افزایش دقت پیش‌بینی رطوبت خاک و تبخیر-تعرق واقعی توسط مدل TOPLATS در سطح حوضه استفاده و مشاهده کردند که داده‌گذاری سبب می‌شود تا برآوردهای رطوبت خاک در مدت زمانی کوتاه پس از داده‌گذاری رواناب تدقیق شوند و منطبق بر شرایط واقعی

حاصل از اندازه‌گیری سیستم بر اساس سطح دقت هر یک از آنهاست (Holton & Hakim, 2012).

تخمین بهینه حالت را ابتدا در سال ۱۹۶۰ رودلف کالمن تحت قالب الگوریتم فیلتر کالمن به عنوان روش تخمین برای سیستم‌های خطی توسعه داد (Kalman, 1960). این روش دو مرحله دارد، یکی پیش‌بینی و دیگری به‌روزرسانی. در مرحله پیش‌بینی، فرایند فیلتر کالمن مبتنی بر تخمین متغیرهای حالت سیستم با در نظر گرفتن عدم قطعیت آنهاست. مرحله پیش‌بینی زمانی ادامه می‌یابد که در آن اندازه‌گیری از پدیده مورد مطالعه، و به‌سختی دیگر مشاهدات، انجام نشود، ادامه می‌یابد. در مرحله به‌روزرسانی، سیستم با استفاده از مشاهدات تخمین‌های خود از سیستم را اصلاح می‌کند. در فیلتر کالمن، هر یک از منابع اطلاعاتی متأثر از سطح اعتماد کاربر به آن، وزن‌دهی می‌شود. این الگوریتم برگشتی است و هر زمان که اطلاعات جدیدی اندازه‌گیری شود و در اختیار قرار گیرد، این مراحل تکرار می‌شوند.

در روش کالمن فرض می‌شود توزیع احتمالاتی خطاهای گاوسی<sup>۱</sup> و سیستم خطی است. فرض مورد اشاره مانع از کارایی مناسب این الگوریتم در سیستم‌هایی می‌شود که شرایط مفروض فوق را ندارند. به فیلتر کالمن غیرخطی که حاصل از خطی‌سازی معادله‌های سیستم با استفاده از مشتق‌گیری است، بسط فیلتر کالمن یا فیلتر کالمن تعمیم یافته گفته می‌شود. مشتق‌گیری مورد نیاز برای فیلتر کالمن تعمیم یافته در بسیاری از مدل‌های مورد استفاده در علوم هیدرولوژی یا ناممکن است یا پیاده‌سازی آن بسیار دشوار است. در دهه ۹۰ میلادی، فیلتر کالمن همادی<sup>۲</sup> (EnKF) به عنوان یک روش جایگزین ارائه شد که در آن به‌مشتق‌گیری و خطی‌سازی مدل‌ها در سیستم‌های به شدت

<sup>1</sup> Gaussian Distribution

<sup>2</sup> Ensemble Kalman Filter

<sup>3</sup> Ensemble

<sup>4</sup> Probability Density Function

همکاران (Li *et al.*, 2018) از EnKF برای بهبود مدیریت آبیاری استفاده کردند. در پژوهش مذکور از رطوبت خاک که با استفاده از حسگرهای رطوبت‌سنج اندازه‌گیری شده بود به‌عنوان مشاهدات استفاده شد. در مدل به‌کارگرفته شده در پژوهش مذکور، رطوبت خاک در کل نیمرخ خاک یکسان در نظر گرفته شد. عمق و زمان آبیاری بر اساس رطوبت خاک به‌دست آمده براساس نتایج سامانه داده‌گواری محاسبه و اعمال می‌شد. این پژوهش در سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۶ برای ۶ مزرعه تحت آبیاری دنبال شد. دو مزرعه با استفاده از نتایج سیستم داده‌گواری، ۲ مزرعه بر اساس محاسبه نیاز آبی مزرعه بر اساس روش مندرج در نشریه فائو-۵۶ و ۲ مزرعه به صورت سنتی توسط کشاورز آبیاری شدند. مقایسه حجم آب آبیاری در مزارع گفته شده نشانگر آن بود که آب کاربردی تیمارهای داده‌گواری نسبت تیمارهای دیگر، مزارع با مدیریت سنتی و روش فائو، کمتر بوده و عملکرد محصول نسبت به دو تیمار دیگر کاهش چشمگیر نداشته است (Li *et al.*, 2018). لینکر و کیسکا (Linker and Kisekka, 2022)، برای بهبود برنامه‌ریزی آبیاری از چند سناریوی داده‌گواری به کمک فیلتر کالمن همادی و مدل DSSAT-CROPGRO استفاده کردند و نشان دادند که هرچند کارایی سیستم داده‌گواری، بسته به اینکه از چه مشاهداتی استفاده کنند، متفاوت است اما به‌طور کلی داده‌گواری توانسته است برنامه‌ریزی آبیاری را نسبت به شبیه‌سازی سیستم بدون داده‌گواری بهبود دهد. به طور کلی، روش‌های داده‌گواری می‌توانند با به روزرسانی متغیرهای حالت و پارامترهای مورد نیاز برای محاسبه پدیده مورد مطالعه، به‌خصوص در شرایطی که پارامترها طی زمان تغییر می‌کنند، دقت تخمین مدل‌ها را افزایش دهند (Kurtz *et al.*, 2012). با فرض عدم سوگیری مشاهدات، روشن است هرچه تعداد این مشاهدات افزایش یابد، نتایج تخمین دقیق‌تر می‌شود؛ با این همه، افزایش تعداد مشاهدات در بسیاری از شرایط بهینه نیست و باید

گردند. در پژوهشی دیگر، راکویچ و همکاران (Rakovec *et al.*, 2012)، حساسیت داده‌گواری برای پیش‌بینی سیلاب را به تعداد مشاهدات مکانی و مشخص کردن فرکانس بهینه اندازه‌گیری‌های بده جریان در محدوده مطالعاتی بررسی کردند و نشان دادند افزایش تعداد مشاهدات مکانی بیش از فرکانس مشاهدات بر کیفیت نتایج تاثیرگذار است. دلیل حساسیت مدل به مشاهدات مکانی آن بود که با افزایش هر یک از ایستگاه‌های اندازه‌گیری اطلاعاتی مربوط به بالادست نیز به همراه داشتند که اصلاح‌کننده پیش‌بینی در مرحله پیشین نیز بود. ژانگ و همکاران (Zhang *et al.*, 2022) از EnKF برای افزایش دقت پیش‌بینی سیلاب استفاده کردند. در پژوهش‌های این محققان، از سه رویکرد در داده‌گواری استفاده شد که مشاهدات مورد استفاده در آنها به ترتیب (۱) رواناب، (۲) رطوبت خاک در لایه سطحی و (۳) رواناب و رطوبت خاک به صورت توأم بود. نتایج پژوهش مبین آن بود که تمامی سناریوها توانسته‌اند پیش‌بینی سیلاب را بهبود بخشند. نارواز ارتیز و همکاران (Narvaes-Ortiz *et al.*, 2022)، در پژوهشی با هدف پیش‌بینی رواناب ساعتی مشاهده کردند که هرچه پدیده مورد بررسی رفتار غیرخطی‌تری از خود از نشان دهد، عملکرد EnKF نسبت به روش‌های دیگر نمایان‌تر می‌شود. نتایج به‌دست آمده از پژوهش‌های لو و همکاران (Lu *et al.*, 2022) نیز مبین آن است که داده‌گواری، فارغ از دقت پارامترهای مورد استفاده در مدل هیدرولوژیک، سبب افزایش دقت نتایج می‌شود. از آنجا که تصویرهای ماهواره‌ای گزینه مناسبی برای مشاهدات سامانه‌های داده‌گواری هستند، استفاده از داده‌گواری با هدف تخمین دقیق رطوبت خاک برای افزایش دقت پیش‌بینی رواناب، بیش از دیگر بخش‌ها در علوم آب مورد استفاده قرار گرفته است. با این همه، در بخش کشاورزی نیز پژوهش‌هایی در این حوزه شده‌است که هدف آنها بررسی امکان بهبود مدیریت آبیاری با استفاده توأم از شبیه‌سازی مدل‌ها و مشاهدات بوده است. برای مثال، لی و

### مواد و روش‌ها

#### برداشت اطلاعات مورد نیاز مدل‌سازی

اطلاعات مورد استفاده در این پژوهش از دو مزرعه ذرت و دو مزرعه چغندر قند زمین‌های زراعی کشت و صنعت جوین در شهرستان جوین استان خراسان رضوی در بازه زمانی اردیبهشت تا آبان ۱۳۹۹ برداشت شد. مشخصات مزارع مورد اشاره در جدول ۱ ارائه شده است. بافت خاک مزارع به روش هیدرومتری با ۲۴۳ نمونه خاک جمع‌آوری شده از مزارع، در آزمایشگاه آبیاری و زهکشی دانشگاه تربیت مدرس تعیین شد. برای محاسبه پارامترهای هیدرولیکی ظرفیت زراعی (FC)، نقطه پژمردگی دائم (PWP) و رطوبت اشباع خاک (SAT) از پایگاه اطلاعات (Saxton & Willey, 1986) Soil Water Characteristics و برای محاسبه ضرایب معادله ون‌گن اوختن-معلم و هدایت هیدرولیکی اشباع (Ks) از مدل RETC استفاده شد (Van Genuchten et al., 1991).

تعدالی بین هزینه جمع‌آوری اطلاعات و دقت نتایج برقرار شود. در پژوهش حاضر، حساسیت سیستم‌های داده‌گواری شبیه‌سازی رطوبت خاک توسط حل عددی معادله ریچاردز و مشاهدات حاصل از حسگرهای اندازه‌گیری رطوبت خاک به فاصله‌های زمانی برداشت اطلاعات و تعداد عمق مشاهده شده، بررسی شده است. بدین منظور یک مطالعه انتزاعی<sup>۱</sup> طراحی و توانایی سناریوهای گوناگون داده‌گواری در کاهش خطای پیش‌بینی بررسی شد. به عبارت دیگر، هدف این پژوهش ارزیابی حساسیت نتایج رطوبت خاک به دست آمده از سامانه داده‌گواری به روش فیلتر کالمن همادی، به تعداد حسگرهای کارگذاری شده در عمق توسعه ریشه و فاصله‌های زمانی بین دو مشاهده متوالی است.

جدول ۱- مشخصات مزارع مورد بررسی

Table 1- Characteristics of the farms

تاریخ انتهای شبیه‌سازی The end date of the simulation	تاریخ ابتدای شبیه‌سازی The Start date of the simulation	تاریخ برداشت Date of Harvesting	تاریخ کشت Date of Planting	مساحت		روش آبیاری Irrigation Method	مزرعه farm
				مزرعه (هکتار) Area (ha)	گیاه کشت شده Crop		
۹۹/۰۶/۲۴	۹۹/۰۶/۱۴	۹۹/۰۷/۰۴	۹۹/۰۲/۲۹	۷/۲	ذرت علوفه ای	نوار تیپ	M
۹۹/۰۷/۲۵	۹۹/۰۷/۱۵	۹۹/۰۷/۲۸	۹۹/۰۴/۱۱	۱۰/۵	ذرت علوفه ای	دوار مرکزی	C
۹۹/۰۸/۰۶	۹۹/۰۷/۲۶	۹۹/۰۸/۲۷	۹۹/۰۱/۲۵	۱۱/۲	چغندر قند	دوار مرکزی	S2
۹۹/۰۷/۱۲	۹۹/۰۷/۰۲	۹۹/۰۸/۲۷	۹۹/۰۲/۲۲	۱۰/۷	چغندر قند	دوار مرکزی	S4

<sup>1</sup> Synthetic Research

مبنای ماتریس کوواریانس مستخرج از بانک اطلاعاتی به- دست آمده از بافت خاک نمونه‌های خاک برداشت شده از مزارع تولید شدند. متوسط پارامترهای خاکشناسی مورد استفاده به تفکیک مزارع در جدول ۲ ارائه شده است.

در فرآیند داده‌گذاری، پارامترهای خاکشناسی به صورت متغیر تصادفی گوسی با میانگین و انحراف محاسبه شده بر اساس نمونه‌های خاک هر مزارع تولید شدند. با توجه به همبستگی متغیرهای خاکشناسی نسبت به یکدیگر، اعداد تصادفی مذکور با در نظر گرفتن همبستگی متغیرها و بر

جدول ۲ - متوسط پارامترهای فیزیکی خاک مزارع

Table 2 - Soil parameters of farm

مزرعه Farm				واحد Unit	شاخص Parameter
S4	S2	C	M		
۱۹/۱	۲۰/۶	۲۲/۱	۲۰/۷	مترمکعب آب در متر مکعب خاک (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	FC
۹/۲	۱۰/۸	۱۱/۳	۱۱/۷	مترمکعب آب در متر مکعب خاک (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	PWP
۴۱/۲	۴۳/۶	۴۴/۰	۴۳/۷	مترمکعب آب در متر مکعب خاک (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	SAT
۴/۴	۵/۴	۵/۵	۵/۴	مترمکعب آب در متر مکعب خاک (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	$\theta_r$
۰/۰۳۳۴	۰/۰۲۹۱	۰/۰۲۶۱	۰/۰۲۹۷	-	$\alpha$
۱/۴۱۴	۱/۴۱۵	۱/۴۰۴	۱/۳۹۹	-	n
۴/۸۷×۱۰ <sup>-۶</sup>	۳/۹۸×۱۰ <sup>-۶</sup>	۳/۲۶×۱۰ <sup>-۶</sup>	۳/۷۵×۱۰ <sup>-۶</sup>	متر بر ثانیه (m/s)	K <sub>s</sub>

دستگاه دوارمرکزی مقایسه شد. به دلیل یکنواخت نبودن پخش دستگاه دوارمرکزی در ظروف مختلف جاگذاری شده در مزارع حجم آب جمع آوری شده یکسان نبود. انحراف معیار حجم آب اندازه‌گیری شده در ظروف در نوبت‌های مختلف اندازه‌گیری به طور متوسط ۳۷ درصد متوسط حجم آب جمع شده در ظروف بود؛ به طور متوسط ۷۵ درصد حجم آب آبیاری محاسبه شده بر اساس دبی و مدت زمانی آبیاری، در ظروف جمع‌آوری شده بود. از این رو عمق آبیاری ورودی در مرحله مدلسازی سیستم داده‌گذاری به صورت متغیر تصادفی گوسی با متوسط ۷۵ درصد عمق ناخالص آبیاری محاسبه شده بر اساس ارقام کنترل و مدت

به منظور اندازه‌گیری جریان ورودی به مزرعه، کنتورهایی برای هریک از قطعات آبیاری تعبیه و دبی ورودی برای هریک از مزارع در چند مرحله اندازه‌گیری شد. با استفاده از دبی جریان ورودی و مدت زمان آبیاری و براساس مساحت مزارع، عمق ناخالص آبیاری در مزارع در هر نوبت آبیاری محاسبه گردید. در سامانه‌های آبیاری بارانی، بخشی از قطراتی که از آبپاش‌ها خارج می‌شوند پیش از آنکه به سطح گیاه برسند، تبخیر می‌شوند. به منظور برآورد تلفات تبخیر در آبیاری، در چند مرحله، ظروف جمع آوری آب در مزارع کارگذاری شد و حجم آب جمع شده در ظروف اندازه‌گیری و با عمق محاسبه شده بر اساس دبی

صورت متغیر تصادفی گوسی با متوسط  $ET_0$  محاسبه شده بر اساس داده‌های ECMWF در آن روز و انحراف معیار  $0.6$  میلی‌متر در روز تولید شد. تبخیر-تعرق گیاه در شرایط استاندارد رشد ( $ET_C$ ) از روش فائو پنمن مانیتیت محاسبه شد (Allen et al., 1998). بدین منظور ضریب ذاتی گیاه ( $K_{cb}$ )، برای گیاهان ذرت و چغندر قند از ارقام ارائه شده در گزارش آلن و جنسن (Allen & Jensen, 2014) استخراج و بر اساس شرایط اقلیمی و زراعی تصحیح شد.

### داده گواری

EnKF از دو مرحله تشکیل شده است: الف)، پیش‌بینی یا شبیه‌سازی به وسیله مدل و ب)، به‌روزرسانی نتایج مدل با استفاده از مشاهدات. در این پژوهش برای چهار مزرعه، معادله ریچاردز در یک بازه ده روزه برای ۳۵ عضو پیش‌بینی شد. در انتهای هر روز شبیه‌سازی، کوواریانس خروجی‌های مدل محاسبه گردید. لازم است یادآوری شود که متغیرهای ورودی و پارامترهای مورد نیاز برای شبیه‌سازی، برای هر یک از اعضا به صورت متغیر تصادفی تولید شدند که در بخش "برداشت اطلاعات مورد نیاز داده‌گواری" به آن اشاره شده است. در مرحله بعدی و به منظور به‌روزرسانی نتایج، بهره‌فیلتر کالمن ( $K_k$ ) با استفاده از ماتریس کوواریانس محاسبه شده در گام پیش‌بینی و دقت مشاهدات بر اساس رابطه ۱ محاسبه شد.

$$K_k = P^- H^T (HP^- H^T + R)^{-1} \quad \text{رابطه ۱}$$

در اینجا:  $K_k$  بهره‌فیلتر کالمن،  $R$  ماتریس دقت مشاهدات،  $P^-$  ماتریس کوواریانس مدل در گام پیش‌بینی، و  $H$  و  $H^T$  به ترتیب ماتریس نگاشت مدل و مشاهدات و ترانزپوز آن است. در مرحله بعدی، نتایج مدل با استفاده از مشاهدات و  $K_k$  بر اساس رابطه ۲ به‌روزرسانی شد:

$$x^+ = x^- + K_k (y - Hx^-) \quad \text{رابطه ۲}$$

آبیاری و انحراف معیار  $37$  درصد متوسط عمق خالص تولید شد. سیستم آبیاری در مزرعه  $M$  به صورت نوار تیپ بود که بدین ترتیب از تلفات تبخیر و رواناب صرفنظر شد. با این همه، یکنواختی پخش آبیاری در لوله اندازه‌گیری شد. انحراف معیار حجم آب اندازه‌گیری شده در ظروف در نوبت‌های مختلف اندازه‌گیری به طور متوسط  $45$  درصد متوسط حجم آب جمع شده در ظروف بود. از این رو عمق آبیاری ورودی در مرحله مدلسازی سیستم داده‌گواری به صورت متغیر تصادفی گوسی با متوسط  $75$  درصد عمق آبیاری محاسبه شده بر اساس ارقام کنتور و مدت آبیاری و انحراف معیار  $45$  درصد متوسط عمق خالص تولید شد. تبخیر-تعرق مرجع روزانه بر اساس روش پنمن مانیتیت (Allen et al., 1998) و داده‌های به‌دست آمده از برون داده‌های پیش‌بینی هواشناسی متغیرهای دمای حداقل، دمای حداکثر، سرعت باد و ابرناکی با فاصله  $5$  روز ECMWF<sup>۱</sup> محاسبه شد (Hersbach et al., 2020). به منظور تحلیل رفتار آماری خطای محتمل برآورد تبخیر-تعرق گیاه مرجع ( $ET_0$ )، دقت پیش‌بینی مدل هواشناسی ECMWF برای  $ET_0$  در بازه زمانی اردیبهشت تا آبان ۱۳۹۹ برای پیش‌بینی‌های با فاصله  $5$  روز ECMWF ارزیابی شد. انتخاب بازه زمانی مورد اشاره به دلیل فصل رشد چغندر قند و ذرت علوفه‌ای و دلیل انتخاب پیش‌بینی‌های  $5$  روزه در این پژوهش، حداکثر زمان فاصله درخواست تا تحویل آب متداول در شبکه‌های آبیاری و زهکشی است. نتایج این ارزیابی در پژوهش مقایسه تبخیر-تعرق برآوردی چغندر قند با معادله پنمن مانیتیت بر اساس داده‌های واقعی و محصولات GFS، MeteoBlue و ECMWF در منطقه جوین ارائه شده است. در پژوهش مذکور انحراف معیار  $ET_0$  برای برون داده‌های ECMWF در محدوده مطالعاتی در حدود  $0.6$  میلی‌متر به‌دست آمد (Tabatabaai et al., 2021). بدین ترتیب  $ET_0$  در مرحله مدلسازی سیستم داده‌گواری به

<sup>1</sup> European centre for medium-range weather forecasts

حذف می‌کند که رطوبت آن‌ها بین دو گام متوالی شبیه‌سازی جهش شدیدی داشته‌اند یا تعداد تکرارهای حل عدد در یک گام شبیه‌سازی به حداکثر تعداد در نظر گرفته شده برای مدل رسیده‌اند... پس از آن، رطوبت خاک هر یک از حجم محدودهای عمق خاک در این اعضا برابر متوسط رطوبت کل حجم محدودهای اعضای همگرا در نظر گرفته شد تا شرایط اولیه گام بعدی عضو از مقدار معقولی برخوردار باشد.

### ساختار مدل

#### گسسته‌سازی معادله ریچاردز

رابطه ریچاردز، معادله دیفرانسیل غیرخطی است و حل تحلیلی برای آن جز در شرایط خاصی وجود ندارد؛ از این رو برای حل آن باید فضای معادله گسسته شود. در این پژوهش، برای گسسته‌سازی معادله ریچاردز از فرم ترکیبی و شمای سلیا (Celia *et al.*, 1990) استفاده شد. در روش مورد اشاره برای حل معادله ریچاردز به صورت توأم از رطوبت و مکش خاک استفاده می‌شود و مشکلاتی مانند گسستگی حل در شرایط تغییرات ناگهانی رطوبت خاک که در حل معادله ریچاردز به فرم مکش رخ می‌دهد و همچنین مقذور نبودن شبیه‌سازی در فشارهای مثبت آب در خاک در فرم رطوبتی معادله ریچاردز، مشاهده نمی‌شود. در این روش، معادله ریچاردز به صورت حجم محدود بر پایه بسط سری تیلور و به روش تکراری پیکارد حل می‌شود. در روش یادشده، معادله ریچاردز به صورت زیر گسسته می‌شود (Naghedifar *et al.*, 2019):

در اینجا:  $x^-$  نتیجه مدل قبل از به‌روزرسانی،  $x^+$  نتیجه مدل پس از به‌روزرسانی و  $\gamma$  بردار مشاهدات است. تخمین حاصل از فرایند داده‌گواری در انتهای هر روز شرایط اولیه مرحله بعدی شبیه‌سازی را معین می‌کند. یکی از تفاوت‌های الگوریتم EnKF با سایر روش‌های داده‌گواری مربوط به مشاهدات مورد استفاده در به‌روزرسانی است؛ در این روش، به جای داده‌گواری تمامی اعضا با مشاهده ثبت شده، به ازای هر عضو یک متغیر تصادفی با میانگین مشاهده ثبت شده و انحراف معیار دقت مشاهده تولید شده و از آنها برای به‌روزرسانی استفاده می‌شود.

زواگرا شدن نتایج یک یا چند عضو در حل عددی معادله ریچاردز دور از ذهن نیست. این مسئله سبب افزایش مقادیر واریانس هر یک از درایه‌ها می‌شود. روشن است که افزایش واریانس در این شرایط به سبب عدم قطعیت نیست و به سبب خطای رخ داده در مسیر شبیه‌سازی یک یا چند عضو است. در چنین شرایطی، ماتریس کوواریانس به اشتباه محاسبه می‌شود و سیستم داده‌گواری وزن بیشتری به مشاهدات می‌دهد لذا تخمین به‌دست آمده پس از به‌روزرسانی نتایج درستی ندارند. به همین دلیل پیش از استفاده از سیستم داده‌گواری در حل عددی معادله ریچاردز لازم است مکانیسم کشف و اصلاح نتایج اعضایی که حل آنها واگرا شده‌اند (DCDe) در سیستم تعبیه شود. به منظور کاهش آسیب پذیری سیستم داده‌گواری در برابر واگرایی اعضا، یک زیربرنامه در انتهای فاز پیش‌بینی به سیستم اضافه شد. زیربرنامه DCDe ابتدا آن دسته از اعضایی را شناسایی و از فرایند محاسبه ماتریس کوواریانس

$$A_i \psi_{i-1}^{n+1} + B_i \psi_i^{n+1} + C_i \psi_{i+1}^{n+1} = D_i$$

$$A_i = \left( -\frac{K_i^{n+1,I^-} + K_{i-1}^{n+1,I^-}}{2\Delta z} \right)$$

$$B_i = \left( \frac{K_{i+1}^{n+1,I^-} + K_i^{n+1,I^-}}{2\Delta z} + \frac{K_i^{n+1,I^-} + K_{i-1}^{n+1,I^-}}{2\Delta z} + \frac{\Delta z (C_w)_i^{n+1,I^-}}{2\Delta t} \right)$$

$$C_i = \left( -\frac{K_{i+1}^{n+1,I^-} + K_i^{n+1,I^-}}{2\Delta z} \right)$$

رابطه ۳



$$D_i = \left[ \frac{K_{i+1}^{n+1,I^-} + K_i^{n+1,I^-}}{2} \right] - \left[ \frac{K_i^{n+1,I^-} + K_{i-1}^{n+1,I^-}}{2} \right] - \Delta z \frac{\theta_i^{n+1,I^-} - \theta_i^n}{\Delta t} + \dots$$

$$\left( \Delta z \frac{(C_w)_i^{n+1,I^-}}{\Delta t} \right) \psi_i^{n+1,I^-} + S(z, t)^n \Delta z$$

ادامه رابطه ۳

### محاسبه جزء برداشت

در این پژوهش، عمق توسعه ریشه ۱۰۰ سانتی‌متر در نظر گرفته شد. جزء برداشت آب از عمق توسعه ریشه برای دو لایه، لایه اول ۵ سانتی‌متر بالای خاک به عنوان بخش سطحی خاک و لایه دوم ۹۵ سانتی‌متر مابقی، به صورت جداگانه محاسبه شد. جزء برداشت آب در نیمرخ ریشه در چهار مرحله به عنوان تابعی از عمق المان محدود، رطوبت خاک المان محدود در گام زمانی شبیه‌سازی، و زمان از ابتدای روز در سه مرحله محاسبه شد:

۱) رطوبت خاک حجم محدود مورد بررسی ( $\theta$ ) چنانچه از حد آستانه کاهش تعرق ( $\theta_{RS}$ ) بیشتر باشد، ضریب جزء برداشت رطوبتی ( $K_{f_{theta}}$ ) برابر یک، چنانچه کمتر و مساوی  $PWP$  باشد برابر صفر، و چنانچه بین  $\theta_{RS}$  و  $PWP$  باشد به صورت خطی درونیابی می‌شود.  $\theta_{RS}$  برای هر عضو برابر متوسط حد پژمردگی دائم و ظرفیت زراعی در نظر گرفته شد.

۲) میزان برداشت آب توسط ریشه از خاک یکی از عوامل مهم ساده‌سازی در مدل‌های شبیه‌سازی برداشت آب در نیمرخ ریشه است. مدل‌های متعددی در این زمینه معرفی شده‌اند که از آن جمله می‌توان به مدل ۳۰، ۴۰، ۲۰ و ۱۰ درصد آب مصرفی گیاه توسط گیاه در عمق ( $D_e$ ) از ربع اول تا چهارم عمق توسعه ریشه ( $D_R$ ) اشاره کرد. در این پژوهش از نحوه برداشت آب در اعماق مختلف نیمرخ ریشه بر اساس مدل مذکور محاسبه شد؛ با وجود این برای در نظر گرفتن عدم قطعیت، ضریب جز

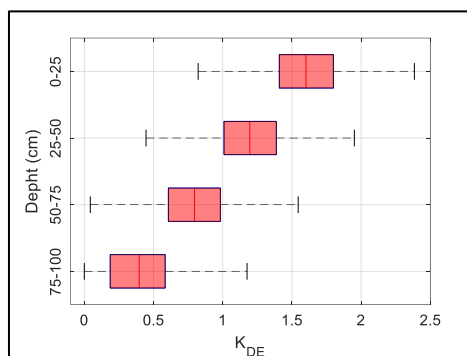
در اینجا: پایین نویس  $i$ ،  $i+1$  و  $i-1$  ناظر به مرکز حجم محدودها، بالا نویس  $n$  و  $n+1$  ناظر به گام زمانی،  $\psi$  پتانسیل ماتریک خاک (متر)،  $K$  ضریب هدایت موینگی (متر بر ثانیه)،  $S$  جزء برداشت آب از خاک (مترمکعب آب بر متر مکعب خاک در ثانیه)،  $t$  زمان (ثانیه)، و  $z$  عمق (متر) در حجم محدود مورد بررسی است. به منظور نگاشت  $\psi$ ، رطوبت خاک و هدایت موینه از توابع انتقال ونگن‌اوختن-معلم (Mualem, 1976; Van Genuchten, 1980) استفاده شد. نظر به شرایط مزارع مطالعاتی در این پژوهش، شرایط مرزی بالای ستون خاک برای دو حالت: الف) رویداد خیس شدگی که در آن آبیاری یا بارش اتفاق می‌افتد و ب) شرایط عادی، در نظر گرفته شد. در شرایط خیس شدگی، شرایط مرزی بالای ستون خاک به صورت نیومن<sup>۱</sup> در نظر گرفته شد. شرایط مرزی بالادست وقتی آبیاری نمی‌شود بر اساس روش پیشنهاد شده در (Naghedifar et al., 2020) به صورت شرایط مرزی اتمسفری در نظر گرفته شد. در این حالت در ابتدا شرایط مرزی به صورت نیومنی پیاده‌سازی می‌شود؛ فلاکس بالای جریان بر اساس حداکثر تبخیر ممکن محاسبه می‌شود؛ چنانچه رطوبت خاک از حد آستانه‌ای کمتر شود، شرایط مرزی به صورت دریچله<sup>۲</sup> در نظر گرفته می‌شود و مکش رطوبت خاک در سطح خاک برابر ۵۰۰۰ سانتی‌متر معادل مکش خاک هواخشک<sup>۳</sup> در نظر گرفته می‌شود. برای شرایط مرزی پایین‌دست نیز شرایط مرزی به صورت دریچله و به صورت زهکشی آزاد در نظر گرفته شد.

<sup>1</sup> Neumann

<sup>2</sup> Dirichlet

<sup>3</sup> Air Dry

برداشت عمقی ( $K_{DE}$ ) برای حجم محدودهای با عمق کمتر از ۲۵، ۲۵ تا ۵۰، ۵۰ تا ۷۵ و بیش از ۷۵ سانتی متر از سطح خاک به صورت متغیر تصادفی با میانگین ۱/۶، ۱/۲، ۱/۸ و ۰/۴ و انحراف معیار ۰/۰۸ در نظر گرفته شد (شکل ۱). لازم است گفته شود که این ضرایب برای هر عضو در هر گام زمانی تولید می شدند و از ابتدا تا انتهای دوره شبیه سازی ثابت نبودند.

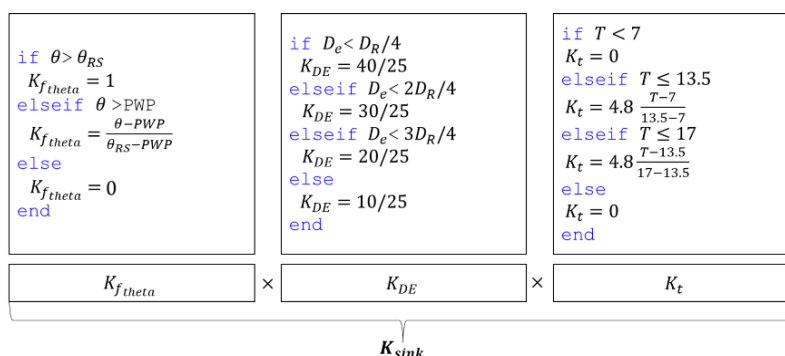


شکل ۱ - ضریب جز برداشت عمقی

Figure 1 - Coefficient if depth wise sink term

اولاً مرحله جزء برداشت عمق در نظر گرفته نمی شود و ثانیاً ضرایب حد آستانه تبخیر بر اساس مدل دو جزئی تبخیر (Allen et al., 1998) برای خاک های کلاس بافتی لوم شنی و شن لومی محاسبه شد. متوسط پارامترهای کل آب قابل تبخیر و آب در دسترس تبخیر به ترتیب برابر ۱۷/۵ و ۸ میلی متر در ده سانتی متر خاک و انحراف معیار آنها به ترتیب برابر ۲ و ۱/۶ میلی متر خاک در نظر گرفته شد. یادآوری می شود ارقام مورد اشاره از نشریه فائو ۵۶ استخراج شده است.

۲) ضریب جز برداشت زمانی ( $K_t$ )، بر اساس زمان مدلسازی ( $T$ ) به نحوی محاسبه شد که تبخیر و تعرق از ساعت ۷ شروع می شود و در ساعت ۱۳/۵ به بیشینه خود می رسد؛ سپس از مقدار آن کاسته شده و در ساعت ۱۷ صفر می شود. ۳) جز برداشت هر حجم محدود از حاصل ضرب  $K_{DE}$ ،  $K_t$  و  $K_{f_{theta}}$  تبخیر-تعرق گیاه در شرایط استاندارد برای هر گام زمانی محاسبه شد (شکل ۲). نحوه محاسبه جزء برداشت تبخیر از لایه سطحی خاک نیز تقریباً مشابه محاسبه جزء برداشت تعرق است؛ بنابراین



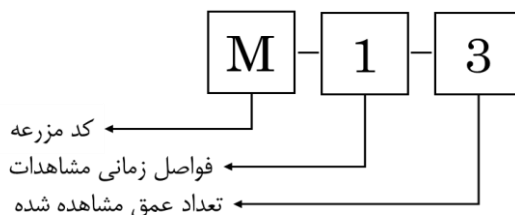
شکل ۲ - نحوه محاسبه ترم برداشت هر حجم محدود در حل معادله ریچاردز

Figure 2 – Methods of calculating the sink term of each volume in solving the Richards equation

برداشت اطلاعات بودند (جدول ۳). مشاهدات مشابه دستگاه TDR با انحراف معیار دو درصد حجمی تولید شدند. سناریوها بر اساس نام مزرعه، فاصله‌های زمانی مشاهدات رطوبت خاک و تعداد عمق مشاهده شده کدگذاری شدند (شکل ۳).

### سناریوهای داده‌گذاری و روش ارزیابی

یک مطالعه‌ی انتزاعی برای شبیه‌سازی ۱۱ روز از دوره‌ی رشد چهار مزرعه ذرت و چغندر قند طراحی شد. سناریوهای گوناگون داده‌گذاری شامل هفت دسته سناریو با عمق‌های مختلف حسگرها و شش دسته سناریو با فاصله‌های مختلف



شکل ۳ - نحوه‌ی کدگذاری سناریوهای داده‌گذاری

Figure 3 – Methods of Coding data Assimilation scenarios

جدول ۳ - سناریوهای داده‌گذاری

Table 3 – Data Assimilation Scenarios

عمق‌های مشاهده شده (سانتی متر زیر سطح خاک) Depths where soil moisture is observed (centimeters below the soil surface)	کد code	تعداد عمق مشاهده شده Number of observed depths
25	1	Number of observed depths
15,25	2	
15,25,35	3	
15,25,35,45	4	
15,25,35,45,55	5	
15,25,35,45,55,65	6	
15,25,35,45,55,65,85	7	
روزهای مشاهده Observation Days	کد code	فواصل زمانی بین مشاهدات Time intervals between observations
The 2 <sup>nd</sup> , 3 <sup>rd</sup> , 4 <sup>th</sup> , 5 <sup>th</sup> , 6 <sup>th</sup> , 7 <sup>th</sup> , 8 <sup>th</sup> , 9 <sup>th</sup> , 10 <sup>th</sup> , and 11 <sup>th</sup> days from the start of the simulation.	1	Time intervals between observations
The 2 <sup>nd</sup> , 4 <sup>th</sup> , 6 <sup>th</sup> and 10 <sup>th</sup> days from start of simulation	2	
The 2 <sup>nd</sup> , 5 <sup>th</sup> , 8 <sup>th</sup> and 11 <sup>th</sup> days from start of simulation	3	
The 2 <sup>nd</sup> , 6 <sup>th</sup> and 10 <sup>th</sup> days from start of simulation	4	
The 2 <sup>nd</sup> and 7 <sup>th</sup> days from start of simulation	5	
The 2 <sup>nd</sup> days from start of simulation	6	

الف) مجموع المان‌های قطر اصلی ماتریس کوواریانس رطوبت خاک در انتهای شبیه‌سازی و ب) مجذور مربعات تفاضل نرمال شده (nRMSD) رطوبت خاک محاسبه شده توسط هر یک از سناریوها و سناریوی معیار.

نظر به هدف پژوهش، سناریویی که بیشترین تعداد عمق با کمترین فاصله‌ی زمانی بین دو اندازه‌گیری متوالی دارد به عنوان سناریوی معیار در نظر گرفته شد و نتایج دیگر سناریوها با آن مقایسه گردید. به منظور ارزیابی کارایی هر یک از سناریوهای داده‌گذاری از دو شاخص استفاده شد:

$$nRMSD_i = \sqrt{\frac{\sum_{z=0}^{100} (\theta_i^z - \theta_m^z)^2}{100}} \quad \text{رابطه ۴}$$

که در آن:  $RMSD_i$  مجذور مربعات تفاضل رطوبت خاک سناریوی شماره  $i$  و سناریوی شاخص،  $\theta_i^z$  رطوبت خاک محاسبه شده در سناریوی  $i$  در عمق  $Z$  (متر مکعب آب در متر مکعب خاک)،  $\theta_m^z$  رطوبت خاک محاسبه شده در سناریوی شاخص در عمق  $Z$  (متر مکعب آب در متر مکعب خاک)، و  $\bar{\theta}_m$  متوسط رطوبت خاک محاسبه شده در سناریوی شاخص (متر مکعب آب در متر مکعب خاک) است. بدین ترتیب میزان تفاوت برآورد رطوبت خاک در نیمرخ ریشه با کاهش تعداد عمق‌های مشاهده و افزایش فاصله‌های برداشت اطلاعات محاسبه شد.

#### نتایج و بحث

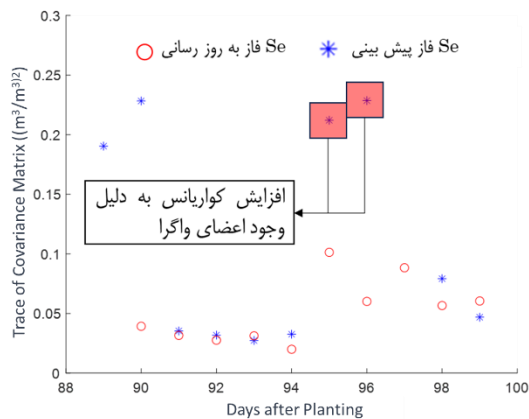
در شکل ۴، یک نمونه از شبیه‌سازی سیستم داده-گواری بدون DCDe و با DCDe ارائه شده است. در شکل ۴-الف مشاهده می‌شود که در روز ۹۵ ام از ابتدای فصل کاشت که برابر روز هفتم از شروع شبیه‌سازی است، حل یکی از اعضا همگرا نشده و سبب افزایش  $S_e$  تا چهار برابر گام پیشین شده است (شکل ۴-ب)، این مسئله سبب شده تا سیستم وزن بیشتری به مشاهده بدهد و در روز ۹۶ ام خروجی سیستم داده‌گواری عملاً برابر مشاهدات بشود. در گام ۹۶ ام اعضای دیگری نیز واگرا شده و این مسئله تشدید شده است. با وجود این پس از دو مرحله به‌روزرسانی سرانجام در روز ۹۸ ام نتایج حل عددی اعضای مورد اشاره همگرا شده‌اند. در بسیاری از شرایط، فاصله‌های زمانی مشاهدات بسیار بیشتر از گام‌های شبیه‌سازی است؛ در چنین شرایطی تخمین سیستم نتایج درستی ندارد. همان طور که در شکل ۴-پ و شکل ۴-ت مشاهده می‌شود DCDe به طور مؤثری سبب کاهش اعضای واگرا شده است و  $S_e$  در روز ۹۵ ام در حدود ۰/۰۳ به دست آمده است.

● شاخص ۱: مجموع المان‌های قطر اصلی ماتریس کوواریانس ( $S_e$ )

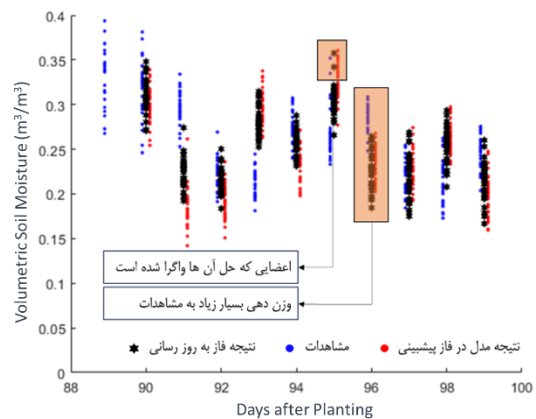
ماتریس کوواریانس یک ماتریس مربعی است که کوواریانس بین هر جفت از عناصر یک بردار را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر، در مجموعه داده چندبعدی، ماتریس کوواریانس نشانگر میزان و جهت وابستگی اعضای مجموعه نسبت به هم است. در ماتریس مذکور عناصر غیرقطری ماتریس کوواریانس نشان‌دهنده همبستگی و وابستگی میان متغیرها و عناصر قطر اصلی نشان‌دهنده واریانس هر یک از متغیرهاست. بنابراین، در شرایطی که مقدار عددی عناصر قطری اصلی ماتریس کوواریانس ( $S_e$ ) بزرگ باشد، نشانگر عدم قطعیت آن متغیرهاست. به این دلیل می‌توان  $S_e$  را به عنوان شاخصی برای بررسی عدم قطعیت مدل در شبیه‌سازی در نظر گرفت. در این پژوهش برای ارزیابی کارآمدی سناریوهای گوناگون داده‌گواری  $S_e$  در انتهای دوره زمانی بررسی شد و هرچه میزان  $S_e$  کمتر باشد به عنوان عدم قطعیت کمتر سیستم در تخمین رطوبت خاک ارزیابی گردد. به سبب اهمیت بیشتر نیمه فوقانی عمق لایه توسعه ریشه، مجموع قطر اصلی در پنجاه سانتی‌متر بالای خاک نیز بررسی شد.

● شاخص ۲: مجذور مربعات تفاضل نرمال شده ( $nRMSD$ ) رطوبت خاک محاسبه شده برای سناریو و رطوبت خاک محاسبه شده برای سناریوی معیار یکی از هدف‌های اصلی مدلسازی در مسائل آب و خاک افزایش دقت برآورد رطوبت خاک در نیمرخ ریشه است؛ به این دلیل یکی از شاخص‌های مورد استفاده در ارزیابی سناریوهای داده‌گواری شاخص  $nRMSD$  بین رطوبت خاک محاسبه شده سناریوها و سناریو معیار بود (رابطه ۴):

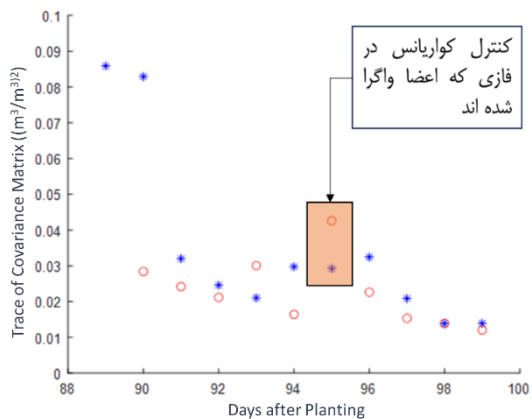
ارزیابی حساسیت داده‌گواری رطوبت خاک به تعداد عمق‌های نمونه‌برداری و فاصله‌های زمانی ...



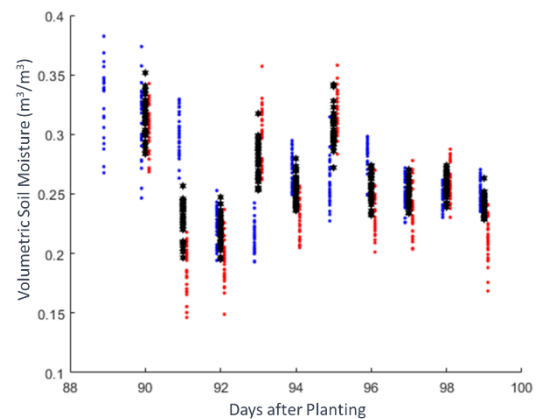
ب) مجموع قطر اصلی ماتریس کواریانس بدون استفاده از مکانیسم کشف و اصلاح (DCDe)



الف) رطوبت حجمی خاک بدون استفاده از مکانیسم کشف و اصلاح (DCDe)



ت) مجموع قطر اصلی ماتریس کواریانس با استفاده از مکانیسم کشف و اصلاح (DCDe)



پ) رطوبت حجمی خاک با استفاده از مکانیسم کشف و اصلاح (DCDe)

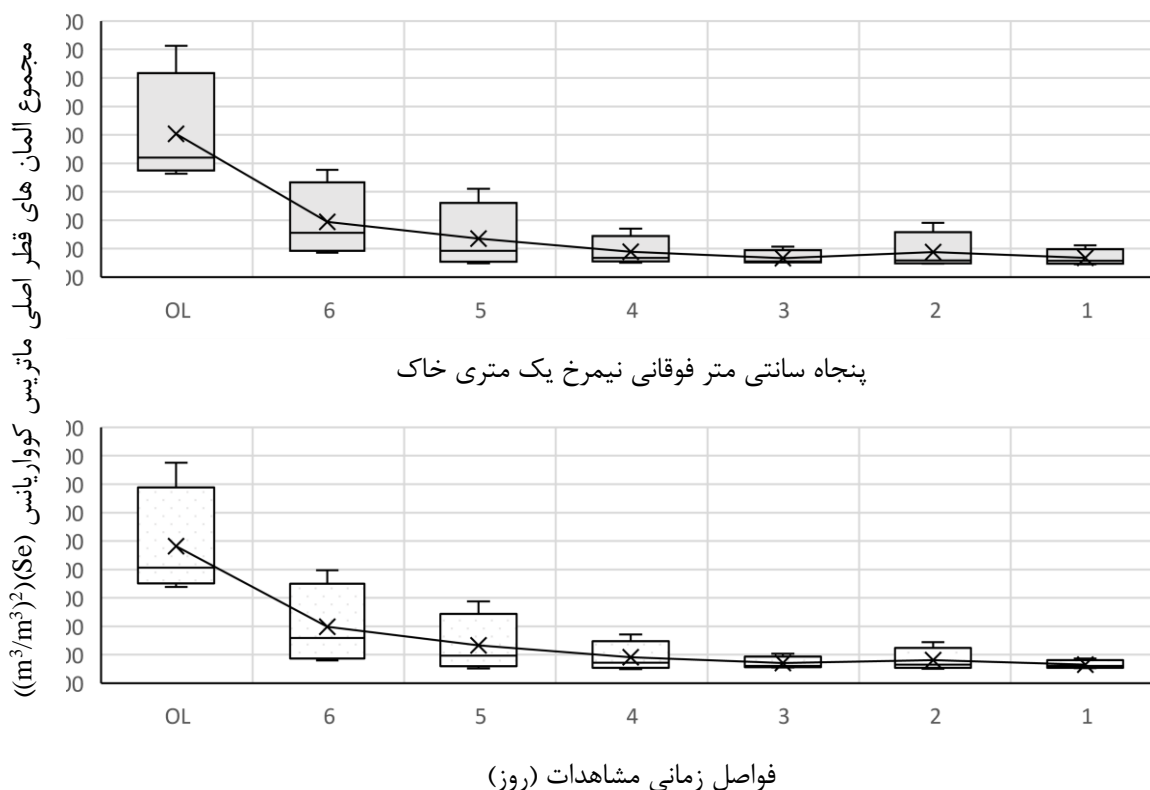
شکل ۴ - نتایج تخمین رطوبت خاک و Se با و بدون مکانیسم کشف و اصلاح اعضای واگرا (DCDe)

Figure 4 - Results of estimation of soil moisture and Se with and without the mechanism of detection and correction of divergent ensembles (DCDe)

خاک در محیط ریشه و کل نیمرخ صد سانتی‌متری آن، از ۰/۰۵ و ۰/۱ در شرایط OL به ۰/۰۲ و ۰/۰۴ در سیستم داده‌گواری با استفاده از مشاهدات با فاصله‌های زمانی شش روز کاهش یافته است (شکل ۵). به طور متوسط به ازای هر روز کاهش فاصله‌های زمانی بین مشاهدات ۰/۰۴۵ از Se کل نیمرخ کاسته شده است.

حساسیت سیستم به فاصله زمانی بین دو اندازه‌گیری رطوبت خاک شاخص Se نمادی از عدم قطعیت سیستم است. در تمام سناریوهای داده‌گواری، Se نسبت به شبیه‌سازی سیستم بدون داده‌گواری (OL) به نحو چشمگیری کمتر به دست آمد، چنانچه Se برای پنجاه سانتی‌متری قسمت فوقانی

کل نیمرخ یک متری خاک



شکل ۵- تغییر مجموع المان های قطر اصلی ماتریس کوواریانس بر اساس فاصله های زمانی بین مشاهدات  
 Figure 5 - The change of the sum of the elements of the main diameter of the covariance matrix based on the time intervals between observations

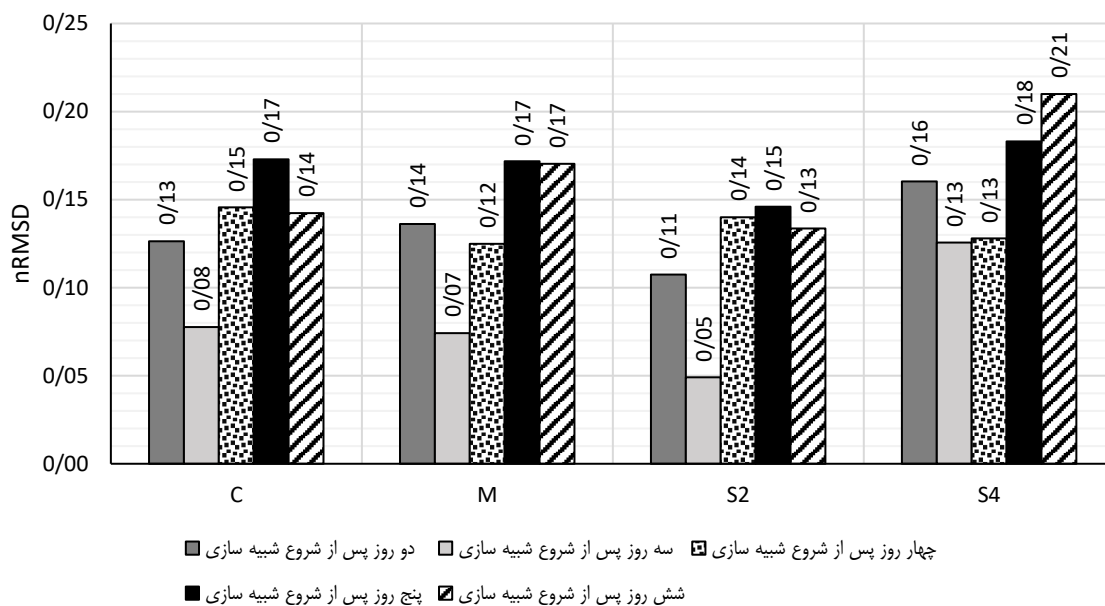
رطوبت خاک در عمق توسعه ریشه کاهش دهد. نتایج پژوهش ابولفیا و همکاران (Abolafia-Rosenweig et al., 2019) در زمینه برآورد آب آبیاری در مقیاس های وسیع به کمک داده گواری نیز مؤید آن است که کاهش فاصله های زمانی مشاهدات مورد استفاده در داده گواری سبب دستیابی به تخمین های دقیق تری از حجم آبیاری می شود؛ با این همه، هرچه بازه زمانی شبیه سازی طولانی تر باشد، حساسیت سیستم به فاصله های زمانی مشاهدات کمتر می شود.

به منظور بررسی اثر فاصله های زمانی بین مشاهدات بر دقت تخمین رطوبت خاک، نتایج سناریوهای با تعداد عمق مشاهده شده برابر در گام انتهایی شبیه سازی مقایسه شدند (شکل ۶). دلیل انتخاب گام انتهایی، اطمینان داشتن از اعمال تمامی مشاهدات در سیستم بود. نتایج پژوهش مبین

ارزیابی سناریوها دلالت بر آن دارد که کاهش فاصله های زمانی بین مشاهدات باعث بهبود عملکرد سیستم از منظر کاهش  $Se$  گردیده است؛ البته شیب کاهش شاخص مورد اشاره در سناریوهای با فاصله های زمانی کمتر از ۴ روز بسیار کمتر از سناریوهای با فاصله های زمانی بیشتر از ۴ روز بود. به عبارت دیگر، سیستم داده گواری موفق شده تا با اعمال مشاهدات با فاصله های ۴ روزه، مقدار عدم قطعیت رطوبت خاک تخمین زده را تقریباً برابر سیستم داده گواری با اعمال مشاهدات با فاصله های ۱ روزه کند. روشن است که شرایط مدلسازی و پارامترهای خاک، هوا، گیاه، متوسط عمق آبیاری و ... در مزارع می تواند در تعیین فاصله های زمانی بهینه برای سیستم داده گواری تاثیر بگذارد؛ نتایج این پژوهش مبین آن است که سیستم داده گواری می تواند نیاز به مشاهدات مکرر با فاصله زمانی کوتاه را برای تخمین

2-7 تقریباً یکسان به‌دست آمدند. این در شرایطی است که در سناریو M-2-7 تعداد مشاهدات استفاده شده دوبرابر تعداد مشاهدات استفاده شده در سناریو M-4-7 بوده است.

آن است که آن دسته از سناریوهایی که فاصله‌های زمانی برداشت اطلاعات آنها زیاد است از منظر دقت تفاوت چندانی با سناریوهای با فاصله‌های زمانی کمتر ندارند؛ برای مثال، در مزرعه M، nRMSD سناریوی M-4-7 و M-



شکل ۶ - تغییر nRMSD بین رطوبت خاک سناریوهای داده‌گذاری و سناریو معیار طی زمان

Figure 6 - Change of nRMSD between soil moisture data mining scenarios and benchmark scenario over time

به روز شده‌اند که سبب بهبود نتایج سناریوهای مورد اشاره شده است.

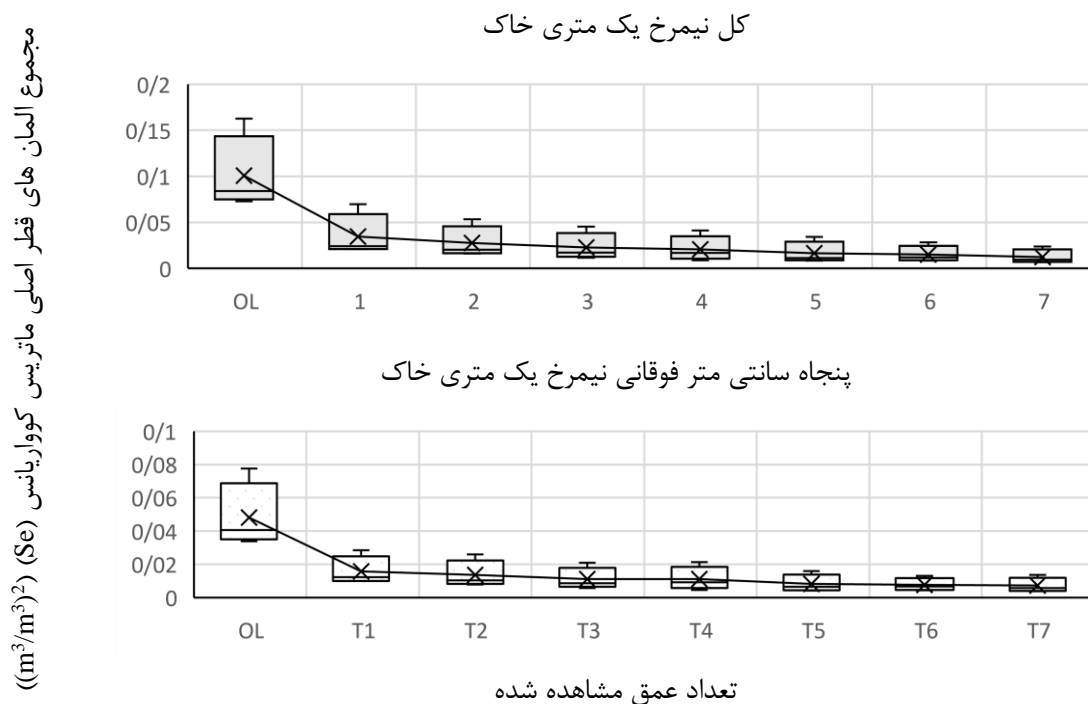
یکی دیگر از نکات قابل توجه مشاهده شده در سناریوهای داده‌گذاری، تاثیر مشاهدات پرخلا بر فرایند داده‌گذاری است امری که در مزرعه S4 مشاهده می‌شود. مشاهده روز دهم S4-1-2 تفاوت بسیار زیادی با نتایج سیستم داده‌گذاری دارد. از این رو اعمال این نتایج سبب افزایش ترم نوآوری در فیلتر کالمن و تخمین سیستم پس از به‌روز رسانی گردیده است. مشاهدات مذکور بر سناریو S4-1-7 نیز اعمال شده است؛ با این همه، کثرت مشاهدات و به‌روزرسانی‌های پیاپی در سناریو S4-1-7 سبب کاهش مقدار عددی ماتریس کوواریانس شده است؛ بدین ترتیب سیستم داده‌گذاری ارزش بیشتری برای نتایج مدل قائل

یکی از نکات قابل توجه مشاهده شده در سناریوهای داده‌گذاری، نتایج بهتر سناریوهای با فاصله ۳ روز نسبت به سناریوهای با فاصله دو روز است. همانطور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود در هر چهار مزرعه، nRMSD سناریوهای با فاصله سه روز به طور متوسط ۰/۰۵ کمتر از سناریوهای با فاصله دو روز به‌دست آمده است که می‌تواند به‌دلیل گام-های زمانی اعمال مشاهدات باشد. در سناریوهای با فاصله سه روز، سیستم در گام انتهایی که روز یازدهم از ابتدای شبیه‌سازی است، با یک مشاهده به‌روز شده است؛ حال آنکه سناریوهای با فاصله دو روز در گام دهم از ابتدای شبیه‌سازی به‌روز شده‌اند. به عبارت دیگر، در گامی که مبنای ارزیابی دقت سناریوها بوده است، مشاهداتی بر سناریوهای سه روزه اعمال شده که دسته سناریوهای معیار نیز با آنها

با حالت OL کاهش دهند (شکل ۷).  $S_e$  به ازای افزایش هر عمق اندازه گیری به میزان  $0/0035$  کاهش یافته است؛  $S_e$  در شرایط OL به طور متوسط برابر  $0/1$  بوده و صرفاً با اعمال یک عمق مشاهده،  $S_e$  به طور متوسط  $0/35$  به دست آمده است. به عبارت دیگر، داده گواری تنها با استفاده از یک مشاهده توانست  $S_e$  را نسبت به شرایط OL،  $0/65$  کاهش دهد. همان طور که پیشتر گفته شد تنوع شرایط آب، خاک، گیاه و هوا در سطوح کشاورزی می تواند بر نتایج فوق اثر گذار باشد؛ با وجود این، نتایج این پژوهش نشانگر آن است که سیستم داده گواری توانسته است با استفاده از تعداد کمتری از حسگرهای اندازه گیری رطوبت خاک، عدم قطعیت در تخمین رطوبت خاک در عمق توسعه ریشه را کاهش دهد.

شده مانع از تاثیر مشاهدات در روز مذکور می شود. به عبارت دیگر، در شرایطی که تعداد مشاهدات زیاد نیست یا فاصله های زمانی مشاهدات زیاد است، چنانچه مشاهده ای با خطای سوگیری<sup>۱</sup> زیاد به سیستم اعمال گردد، سبب کاهش دقت تخمین خواهد شد. یکی از مشکلات اصلی در استفاده از داده گواری، وجود خطای سیستماتیک سوگیری در مشاهدات یا مدل است. در چنین شرایطی باید از روش های حذف خطای سوگیری استفاده کرد (Abolafia-Abolafia, 2019).

حساسیت سیستم به تعداد عمق مشاهده شده بررسی تغییرات  $S_e$  در برابر افزایش تعداد عمق های مشاهده شده نیز نشانگر آن است که تمامی سناریوهای داده گواری توانسته اند به نحو چشمگیری  $S_e$  را در مقایسه



شکل ۷ - تغییر مجموع المان های قطر اصلی ماتریس کواریانس بر اساس تعداد عمق مشاهده شده

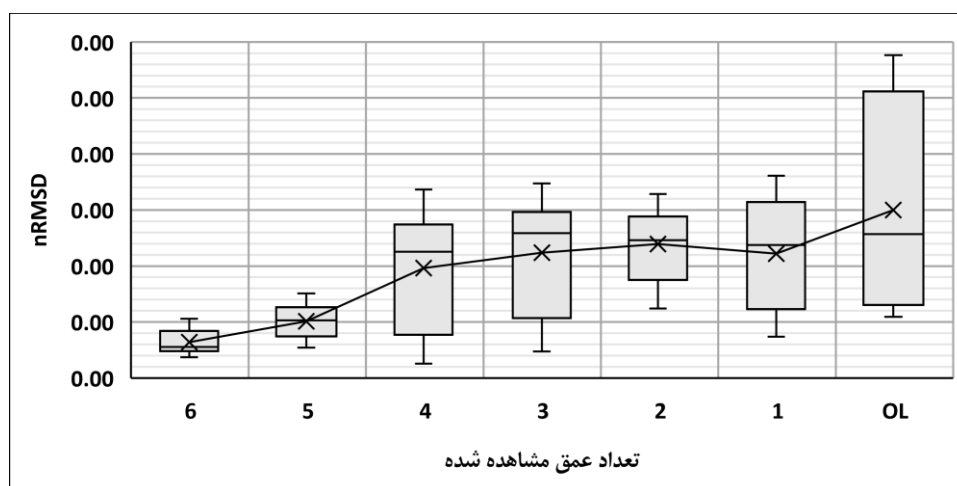
Figure 7 - The change of the sum of the elements of the main diameter of the covariance matrix based on the number of observed depths

<sup>1</sup> Bias



را نسبت به سناریوهای معیار در قیاس با شرایط OL کاهش داده است. لازم است گفته شود که nRMSD در سناریوهای OL تا ۰/۲۸ به دست آمد، حال آنکه در سناریوهای مشاهده تنها با یک عمق حداکثر برابر ۰/۱۸ حاصل شده است (شکل ۸). این نتایج موید یافته‌های پژوهش دب و همکاران (Deb *et al.*, 2022) است که داده‌گواری توانسته بود دقت برآورد تبخیر-تعرق را، در مقایسه با شبیه‌سازی بدون استفاده از داده‌گواری، تا ۱۲۰ درصد افزایش دهد.

به منظور بررسی حساسیت دقت نتایج سیستم داده-گواری به تعداد عمق مشاهده شده، nRMSD رطوبت خاک سناریوها با سناریوی معیار یک روز پس از اولین داده‌گواری ارزیابی شد. انتخاب گام زمانی مذکور برای ارزیابی به سبب آن بود که نتایج فاز پیش‌بینی همه سناریوها در این گام یکسان است و تفاوت نتایج آنها صرفاً مربوط به تعداد مشاهدات استفاده شده در فاز به روز رسانی است. بررسی سناریوهای مختلف داده‌گواری دلالت بر آن دارد که کلیه سیستم‌های داده‌گواری nRMSD رطوبت خاک تخمین زده



شکل ۸ - تغییر nRMSD بین رطوبت خاک سناریوهای داده‌گواری و سناریو معیار بر اساس تعداد عمق‌های مشاهده شده  
Figure 8 - nRMSD change between the soil moisture of the data mining scenarios and the benchmark scenario based on the number of observed depths

سطحی خاک را خیس می‌کنند. در نتیجه، تغییرات رطوبت خاک نیز در این سطح خاک بیشتر از تغییرات رطوبت خاک در عمق‌های پایین‌تر نیم‌رخ ریشه است. این مسئله سبب آن می‌شود تا المان‌های ماتریس کوواریانس شبیه‌سازی در عمق-های پایین‌تر، نسبت به المان‌های سطحی، مقادیر کوچکتری داشته باشند و در مرحله به‌روزرسانی تغییر کمتری بر آنها اعمال شود. از این رو افزوده شدن حسگر در عمق‌های پایین‌تر سبب می‌شود تا تغییر بیشتری بر المان‌های مذکور اعمال شود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که سیستم داده‌گواری در صورتی که حسگرها در عمق‌های مناسبی کارگذاری شوند می‌تواند با تعداد کمتری سنسور به سطح مناسبی از دقت در

یکی از نتایج قابل توجه به دست آمده در پژوهش حاضر، کارایی نسبتاً یکسان سناریوهای با مشاهدات یک، دو، سه و چهار عمق است. به عبارت دیگر، تعبیه حسگرهای اندازه‌گیری رطوبت خاک در عمق‌های ۱۵، ۳۵ و ۴۵ سانتی‌متری دقت تخمین رطوبت خاک را نسبت به شرایطی که تنها در عمق ۲۵ سانتی‌متری اندازه‌گیری رطوبت خاک صورت گیرد، افزایش قابل توجهی نداد. با اضافه شدن مشاهده در عمق ۵۵ سانتی‌متری به سیستم داده‌گواری، nRMSD از ۰/۱ به ۰/۰۵ کاهش یافت. لازم است یادآوری شود که مزارع مورد مطالعه در این پژوهش مجهز به سامانه‌های نوین آبیاری بودند که عمق نوبت‌های آبیاری در آنها عمدتاً سبک است و لایه

گواری است که مربوط به سناریو M-6-1 است. این نتایج برای کل نیمرخ ریشه و پنجاه سانتی متری فوقانی خاک، که بیشترین بخش تعرق از آن رخ می دهد نیز مشابه است.

ارزیابی سناریوهای داده گواری در زمینه تعداد عمق های مشاهده شده مبین آن است که دقت نتایج کلیه سناریوهای داده گواری نسبت به شرایط OL بهبود یافته است. مقایسه سناریوهای مورد اشاره موید آن است که عمق کارگذاری حسگرها در میزان کارآمدی سناریوهای داده گواری بسیار اثرگذار است. بنابراین، در شرایطی که حسگرها در عمق مناسبی نصب شوند، امکان بهبود دقت پیش بینی رطوبت خاک توسط سیستم های داده گواری با حداقل تعداد حسگرها فراهم خواهد بود. پیشنهاد می شود در پژوهش های آتی بهترین عمق کارگذاری حسگرهای رطوبت سنج برای استفاده در سامانه داده گواری، با استفاده از الگوریتم های بهینه سازی فراکاوشی بررسی شود.

تخمین رطوبت خاک در نیمرخ ریشه دست یابد؛ روشن است که عمق بهینه کارگذاری حسگرها، بسته به پارامترهای فیزیکی خاک و عمق آبیاری، متفاوت است. از این رو می توان در پژوهش های آتی از یک الگوریتم بهینه سازی فراکاوشی برای تعیین بهترین عمق قرارگیری حسگرها در سیستم های داده گواری مشابه این پژوهش استفاده کرد.

### نتیجه گیری کلی

نتایج پژوهش نشانگر آن است که  $S_e$  در کلیه سناریوهای نسبت به حالت OL کاهش چشمگیری داشته است. به عبارت دیگر داده گواری به کمک فیلتر کالمن جمعیتی، حتی در شرایط استفاده از مشاهدات حداقل تعداد عمق های اندازه گیری رطوبت خاک و حداکثر فاصله های زمانی بین مشاهدات توانسته است تا عدم قطعیت نتایج رطوبت خاک را کاهش دهد.  $S_e$  برای OL در بهترین حالت برابر ۰/۰۷ به دست آمد که تقریباً برابر بیشترین  $S_e$  مشاهده شده در سناریوهای داده

### قدردانی

این پژوهش با حمایت مالی ستاد توسعه اقتصاد دانش بنیان آب، اقلیم و محیط زیست - معاونت علمی، فناوری و اقتصاد دانش بنیان ریاست جمهوری اجرا شده است. از مجموعه کشت و صنعت جوین، به خصوص مدیریت محترم کشت و صنعت، واحد پژوهش و واحد فناوری های نوین که این پژوهش با حمایت های ایشان به انجام رسید، سپاسگزاری می شود.

### مراجع

- Abolafia-Rosenzweig, R., Livneh, B., Small, E. E., & Kumar, S. V. (2019). Soil moisture data assimilation to estimate irrigation water use. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(11), 3670-3690.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. Fao, Rome, Italy, 301 pp.
- Celia, M. A., Bouloutas, E. T., & Zarba, R. L. (1990). A general mass-conservative numerical solution for the unsaturated flow equation. *Water resources research*, 26(7), 1483-1496.
- Deb, P., Abbaszadeh, P., & Moradkhani, H. (2022). An ensemble data assimilation approach to improve farm-scale actual evapotranspiration estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 321, 108982.
- Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 99(C5), 10143-10162.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., & Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049.

- Farrokhi, G., Gapeleh, M. (2019). Smart farming based on internet of things. *Iranian Journal of Development and Technology*, 59(15), 29-36 (In Persian)
- Hirschi, M., Michel, D., Lehner, I., & Seneviratne, S. I. (2017). A site-level comparison of lysimeter and eddy covariance flux measurements of evapotranspiration. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(3), 1809–1825. <https://doi.org/10.5194/hess-21-1809-2017>
- Holton, J.R. and Hakim, G.J., *An Introduction to Dynamic Meteorology* 5th edition (2012).
- Jensen, M.E. and Allen, R.G. eds., 2016, April. *Evaporation, evapotranspiration, and irrigation water requirements*. American Society of Civil Engineers.
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *ASME. J. Basic Eng*, 35-45
- Kurtz, W., Hendricks Franssen, H. J., & Vereecken, H. (2012). Identification of time-variant river bed properties with the ensemble Kalman filter. *Water Resources Research*, 48(10).
- Kutz, J. N., & Kutz, J. N. (2013). *Data-driven modeling & scientific computation: methods for complex systems & big data*. OUP Oxford.
- Li, D., Franssen, H. J. H., Han, X., Jiménez-Bello, M. A., Alzamora, F. M., & Vereecken, H. (2018). Evaluation of an operational real-time irrigation scheduling scheme for drip irrigated citrus fields in Picassent, Spain. *Agricultural water management*, 208, 465-477.
- Li, Z., Li, Y., Wang, Z., & Zheng, J. (2023). An Ensemble Kalman Filter Data Assimilation Method for the Sea Surface Temperature in the China Seas: Implementation and Simulation Experiments. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 2486, No. 1, p. 012028). IOP Publishing.
- Linker, R., & Kisekka, I. (2022). Concurrent data assimilation and model-based optimization of irrigation scheduling. *Agricultural Water Management*, 274, 107924.
- Liu, K., Huang, G., Šimůnek, J., Xu, X., Xiong, Y., & Huang, Q. (2021). Comparison of ensemble data assimilation methods for the estimation of time-varying soil hydraulic parameters. *Journal of Hydrology*, 594, 125729.
- Lu, M., Lu, S., Liao, W., Lei, X., Yin, Z., & Wang, H. (2022). Research and application of parameter estimation method in hydrological model based on dual ensemble Kalman filter. *Hydrology Research*, 53(1), 65-84.
- Pauwels, V. R., & De Lannoy, G. J. (2006). Improvement of modeled soil wetness conditions and turbulent fluxes through the assimilation of observed discharge. *Journal of hydrometeorology*, 7(3), 458-477.
- Moradkhani, H., Hsu, K. L., Gupta, H., & Sorooshian, S. (2005). Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter. *Water resources research*, 41(5). W05012, 1-17.
- Montzka, C., Pauwels, V. R., Franssen, H. J. H., Han, X., & Vereecken, H. (2012). Multivariate and multiscale data assimilation in terrestrial systems: A review. *Sensors*, 12(12), 16291-16333.
- Mualem, Y. (1976). A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. *Water resources research*, 12(3), 513-522.
- Naghedifar, S. M., Ziaei, A. N., Playán, E., Zapata, N., Ansari, H., & Hashemina, S. M. (2019). A 2D curvilinear coupled surface–subsurface flow model for simulation of basin/border irrigation: theory, validation and application. *Irrigation Science*, 37, 151-168.
- Naghedifar, S. M., Ziaei, A. N., Naghedifar, S. A., & Ansari, H. (2020). A new model for simulation of collection and conveyance sections of Qanat. *Journal of Hydrology*, 590, 125218.
- Narváez-Ortiz, I., Ibáñez-Castillo, L., Arteaga-Ramírez, R., & Vázquez-Pena, M. (2022). Ensemble Kalman Filter for Hourly Streamflow Forecasting in Huaynamota River, Nayarit, México. *Ingeniería e Investigación*, 42(3).
- Rakovec, O., Weerts, A. H., Hazenberg, P., Torfs, P. J. J. F., & Uijlenhoet, R. (2012). State updating of a distributed hydrological model with Ensemble Kalman Filtering: effects of updating frequency and observation network density on forecast accuracy. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3435-3449.

- Reichle, R. H. (2008). Data assimilation methods in the Earth sciences. *Advances in water resources*, 31(11), 1411-1418.
- Saxton, K. E., Rawls, W., Romberger, J. S., & Papendick, R. I. (1986). Estimating generalized soil-water characteristics from texture. *Soil science society of America Journal*, 50(4), 1031-1036.
- Tabatabaai, S.H., Mirlatifi, S.M., Dehghanisani, H., Shokri, A. (2021). Comparison of computed sugar beet evapotranspiration by the Penman-Monteith equation using measured climatological parameters and predicted products of GFS, ECMWF and MeteoBlue meteorological forecasting models in the Jovein region. *Irrigation and Drainage Structures Engineering*, 83(22), 1-20. (In Persian)
- Van Genuchten, M. T. (1980). A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil science society of America journal*, 44(5), 892-898.
- Van Genuchten, M. V., Leij, F. J., & Yates, S. R. (1991). The RETC code for quantifying the hydraulic functions of unsaturated soils. Rep. EPA-600/2-91/065. 92 pp., U.S. Environ, Prot. Agency, Ada, Okla.
- Yin, J., Zhan, X., Barlage, M., Kumar, S., Fox, A., Albergel, C., & Liu, J. (2023). Assimilation of Blended Satellite Soil Moisture Data Products to Further Improve Noah-MP Model Skills. *Journal of Hydrology*, 621, 129596.
- Zhang, C., Cai, S., Tong, J., Liao, W., & Zhang, P. (2022). Flood Forecasting via the Ensemble Kalman Filter Method Using Merged Satellite and Measured Soil Moisture Data. *Water*, 14(10), 1555.

*Original Research*

## **Sensitivity Assessment of Soil Moisture Data Assimilation to the Number of the Sampling Depths and the Time Intervals Between Measurements Using Numerical Solution of the Richards Equation**

Seyed Hasan Tabatabaai, Seyed Majid Mirlatifi\*, Hosein Dehghanisani, Seyed Mohammad Reza Naghedifar, Ashkan Shokri

\* Corresponding Author: Associate professor, Department of Engineering and Water Management, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

**Received:** 18 October 2023, **Accepted:** 12 January 2024

**Email:** mirlat m@modares.ac.ir

### **Introduction**

The fundamental principles of smart irrigation hinges upon precise assessments of soil moisture content within the root zone layer. Various techniques have been developed to ascertain root zone soil moisture content, such as using soil moisture measurement sensors or simulation models. Each one of these methods has its own distinct advantages and disadvantages. Data assimilation encompasses an array of approaches that combine model estimates with the corresponding observed data to derive a more precise estimations of the required data. The purpose of this research is to ascertain the feasibility of reducing the number of depths at which soil moisture measurements were taken and increasing the time interval between two consecutive soil moisture measurements using the Ensemble Kalman filter (EnKF).

### **Methodology**

This study was conducted synthetically based on information collected from four farms in Jovein, Khorasan Razavi Province, cultivating sugar beets and corn. Data was collected from four farms during the period of April to November 2020. The numerical solution of the Richards equation with the inclusion of the sink term was used to simulate the soil moisture changes in the root zone layer. To mitigate data assimilation's vulnerability to potential result divergence among members, an identification and correction mechanism, along with handling divergent members, were integrated into the system. This mechanism was found on the sudden model result shift throughout the entire root profile between two consecutive days. Two indicators were used to evaluate the scenarios: a) the sum of covariance matrix diameters at the last simulation time step, and b) the normalized root mean square difference (nRMSD) of the soil moisture content within the soil profile, comparing the scenarios with the scenario having the largest number of soil moisture measurement depths and the shortest time interval between two consecutive measurements.

### **Results and Discussion**

The results indicated that with the application of EnKF, it is possible to improve the accuracy of the results using a longer time interval between measurements. The Data Assimilation scenarios exhibited a remarkable capability in reducing the diameter of the covariance matrix. This reduction, ranging from 61% to 86%, compared to the open-loop scenario, emphasizes the ability of EnKF to effectively mitigate uncertainty. The normalized root mean square difference (nRMSD), was notably improved by the Data Assimilation scenarios. The nRMSD of scenarios ranged from 0.03 to 0.11, while the nRMSD for the

Open Loop was 0.15, highlighting the capacity of EnKF to minimize discrepancies between simulated and observed soil moisture profiles. Such reductions in nRMSD values signify the model's improved ability to capture actual soil moisture variations, thus contributing to more reliable predictions and better decision-making in agricultural water management. The application of EnKF helped to select the proper measurement depths and ultimately to reduce the number of required soil measurement points.

### **Conclusions**

Data Assimilation successfully diminished the uncertainty of the soil moisture content results, even when utilizing the minimum number of soil moisture measurement depths and maximum time intervals between observations. Both of these findings—increasing the time interval between consecutive measurements and reducing the required number of measurement depths—indicate that with the application of data assimilation, it is possible to decrease the cost of the implementation of the smart irrigation.

### **Acknowledgement**

This research was carried out with the financial support of the Water, Climate, and Environment Knowledge-Based Economy Development Headquarters, under the Vice President for Science, Technology, and Knowledge-Based Economy. We are also grateful to the Jovin Agriculture and Industry Group, particularly the CEO, the research unit, and the new technologies unit, for their support in conducting this research

**Keywords:** Ensemble Kalman Filter; Evapotranspiration; Optimal State Estimation; Sink Term



©2020 Food Engineering Research, Karaj, Iran. This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license)