

بررسی تغییرات تراز سفره آب زیرزمینی با استفاده از الگوریتم فیلتر ذره مبتنی بر جذب داده ماهواره‌ای (محدوده خراسان جنوبی)

امید حاجی سمیعی^۱، مهدی ملازاده^{۲*}، محمد اکبری^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد آب و سازه‌های هیدرولیکی، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۲. استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۳. دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند

(تاریخ دریافت ۱۴۰۱/۱۰/۲۱؛ تاریخ بازنگری ۱۴۰۱/۱۱/۱۱ تاریخ تصویب ۱۴۰۱/۱۲/۱۲)

چکیده

در دهه‌های گذشته به دلیل برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، کاهش بارندگی‌ها و افزایش دمای هوا، سطح آب‌های زیرزمینی به شدت کاهش پیدا کرده است. بر اساس پژوهش‌های قبلی، کشور ایران از ۱۳۰ میلیارد مترمکعب منابع آب زیرزمینی برخوردار بوده؛ اما منابع آب تجدیدشونده در ۲۰ سال گذشته به ۱۱۰ میلیارد مترمکعب و در شش سال گذشته به کمتر از ۱۰۰ میلیارد مترمکعب کاهش یافته است. بنابراین مسئله تغییرات سطح آب زیرزمینی و پیش‌بینی این تغییرات از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش سعی بر آن شد تا مدلی توسعه داده شود که با استفاده از الگوریتم جذب داده به پیش‌بینی این تغییرات بپردازد. علاوه بر این، یک مدل یادگیری عمیق نیز به عنوان مدل رقیب توسعه داده شد تا نتایج حاصل از مدل پیشنهادی با آن مورد مقایسه قرار گیرند. استان خراسان جنوبی به عنوان مطالعه موردی برای مدل‌سازی انتخاب شد. مقایسه بین مدل پیشنهادی و رقیب نشان داد مدل پیشنهادی توانایی بسیار زیادی در پیش‌بینی داشته و دقت آن حدود دقت مدل رقیب است. براساس این ارزیابی، برای مدل پیشنهادی و مدل رقیب، ضریب تبیین (R^2) به ترتیب برابر ۰/۹۱ و ۰/۹۵ و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) به ترتیب برابر ۰/۱۸ و ۰/۲۰ به دست آمدند. همچنین ارائه صریح روابط و پارامترهای مدل در کنار ارائه عدم قطعیت‌ها و یک بازه اطمینان‌پذیری، از سایر مزایای مدل پیشنهادی است که می‌تواند آینده گسترده‌ای را برای الگوریتم‌های جذب داده فراهم آورد. البته مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق که امروزه کاربرد گسترده‌ای دارند، چنین مزایایی را ارائه نمی‌کنند.

کلیدواژگان: سطح آب زیرزمینی، الگوریتم فیلتر ذره، ماهواره GRACE، یادگیری عمیق، داده ماهواره‌ای.

مقدمه

آب زیرزمینی، مهم‌ترین منبع آب شیرین موجود در اختیار بشر در جهان محسوب می‌شود [۱]. از جمله روش‌های رایج برای تعیین تغییرات حجم آب‌های زیرزمینی، اندازه‌گیری سطح آب چاه‌های پیژومتریک است. به رغم اینکه این روش دارای دقت مناسبی است؛ اما زمانی که محدوده مورد بررسی بزرگ باشد، این روش به دلیل مشکلاتی از جمله هزینه زیاد، کمبود داده و زمان‌بر بودن، روش ایده‌آلی نیست. بنابراین محققان در صدد برآمدند تا روش‌هایی را جایگزین روش یادشده کنند تا علاوه بر حصول نتایج مناسب، در هزینه‌ها و زمان نیز صرفه‌جویی شود [۲]. استفاده از روش‌های سنجش از دور به عنوان جایگزین برای تکنیک‌های مرسوم و پرهزینه، یکی از راه حل‌های اساسی و در حال گسترش است [۳].

برنامه‌ریزی درست و مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی در یک استان، وابسته به میزان آگاهی از روند تغییرات مکانی و زمانی منابع آب‌های زیرزمینی است [۴]. استفاده از روش‌های مشاهداتی سنتی به منظور نظارت بر تغییرات تراز آب‌های زیرزمینی با توجه به محدودیت‌های موجود در داده‌های هیدرولوژی، امری سخت است. از این‌رو، دستیابی به شبکه‌ای از داده‌های منابع آب زیرزمینی در مناطق وسیع، ضروری است. با توجه به کاهش چشمگیر سفره‌های آب زیرزمینی و افزایش عمق چاه‌های احداثی برای رسیدن به آب، لازم است تا تراز آب زیرزمینی در یک بازه زمانی در منطقه مطالعه شده بررسی شود و در جهت مقابله با این بحران، تدابیری مد نظر مسئولان قرار گیرد. با توجه به اهمیت مسئله، در سال‌های گذشته مطالعات متعددی به منظور بررسی تغییرات تراز آب زیرزمینی صورت گرفته است. استراسبرگ و همکاران (۲۰۰۹)، از توانایی ماهواره GRACE برای نظارت بر ذخیره آب‌های زیرزمینی در یک دشت نیمه‌خشک در ایالات متحده آمریکا استفاده کردند. نتایج پژوهش آنان نشان داد مقادیر سنجش شده توسط ماهواره GRACE، همبستگی بسیار خوبی با داده‌های برداشت شده توسط USGS^۱ دارد و می‌تواند با دقت مناسبی برای تحلیل تغییرات ذخیره آب زمینی در مناطق فاقد آمار، مورد استفاده قرار گیرد [۵].

لانگورن و همکاران (۲۰۱۰) داده‌های ماهواره ثقل‌سنجی GARCE را که از مراکز داده CSR و GRGS^۲ دریافت کرده بودند در حوضه‌ای به مساحت ۲۰۰ هزار کیلومتر مربع، ارزیابی کردند. نتایج حاصل بیانگر این مطلب بود که ماهواره GRACE روند تغییرات ذخیره آب را نسبت به مدل GLDAS بهتر نشان می‌دهد [۶]. جودکی و نهبوندچی (۲۰۱۲) تغییرات ماهیانه آب‌های زیرزمینی خاورمیانه با استفاده از داده‌های GRACE را بررسی و نتیجه گرفتند که کاهش آب‌های زیرزمینی در ایران طی این دوره مطالعاتی، ۲۵۶ گیگا تن بر سال بوده است [۷].

فریرا و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE، ماهواره TRMM^۳ و مدل GLDAS مقدار کل تخلیه آب حوضه یانگ‌تسه را برآورد و اعتبارسنجی کردند. نتایج نشان‌دهنده $RMSE=14.3$ میلی‌متر در ماه بین داده‌های ماهواره GRACE و داده‌های ایستگاهی بود [۸]. لی و همکارانش (۲۰۱۴) بیان آب در کره جنوبی را با تغییرات منابع آب به دست آمده از داده‌های مدل GLDAS و ماهواره GRACE مقایسه کردند و دریافتند در فصل‌هایی که مقدار بارندگی زیاد است، داده‌های GLDAS دقت بیشتری نسبت به داده‌های GRACE دارند [۹]. اشرف‌زاده و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE، منابع آب زیرزمینی جنوب ایران را طی سال‌های ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰ بررسی کردند. نتایج پژوهش یادشده نشان داد منابع آب‌های زیرزمینی در جنوب ایران روند کاهشی قابل توجهی دارد و ماهواره GRACE نیز این روند کاهشی را نشان می‌دهد؛ در صورتی که مدل GLDAS توانایی نشان دادن این روند را نداشت [۱۰].

چن و همکاران (۲۰۱۶) داده‌های ماهواره GRACE را در بازه زمانی ۲۰۰۳-۲۰۱۲ در شمال غربی هند بررسی و با استفاده از فیلتر گوسی اصلاح کردند. مقایسه نتایج داده‌های اصلاح شده و اصلاح نشده ماهواره GRACE، نشان‌دهنده بهبود روند تغییرات در داده‌های اصلاح شده بود [۱۱]. سان و همکاران (۲۰۱۶) بیان کردند که داده‌های ماهواره‌ای GRACE می‌تواند به طور مؤثر برای ارزیابی ویژگی‌های خشکسالی و آب زیرزمینی استفاده شود و این داده‌ها می‌توانند ویژگی‌های خشکسالی قوی و

2. Groupe De Recherche De Geodesie Spatiale

3. Tropical Rainfall Measuring Mission

1. United States Geological Survey

(۱۳۹۶) ارزیابی داده‌های ماهواره GRACE در برآورد تغییرات سطح آب زیرزمینی در استان قزوین را انجام دادند و نتیجه گرفتند ماهواره GRACE برآورد خوبی از روند تغییرات ذخیره آب و همچنین، تغییرات سطح آب زیرزمینی در اختیار کاربران قرار می‌دهد [۲۱]. محتشمی و همکاران (۱۴۰۰) از روش فیلتر ذره برای تخمین دقیق شرایط مرزی بار آبی ثابت در آبخوان آزاد استفاده کردند و نتیجه گرفتند که با افزایش تعداد ذرات در روش فیلتر ذره‌ای، دقت نتایج بیشتر می‌رود [۲۲]. با توجه به اینکه تعداد کمی از این نوع مطالعات در ایران صورت گرفته است؛ مدیران و پژوهشگران ما نیز می‌توانند با تکیه بر داده‌های ماهواره‌ای که طی چند سال اخیر در سطح جهانی مورد مطالعه و استفاده قرار گرفته، مطالعات مختلفی روی منابع آب ایران انجام دهند. این مطالعات با وجود اطلاعاتی جامع و کم‌هزینه، می‌تواند به مدیریت هرچه بهتر منابع آب کمک کنند. بنابراین هدف از انجام این پژوهش این است که با بررسی تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی در استان خراسان جنوبی با استفاده از الگوریتم فیلتر ذره مبتنی بر جذب داده ماهواره‌ای GRACE، راه‌کارهایی برای مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی ارائه و بررسی شود؛ چرا که وابستگی این استان به منابع آب زیرزمینی بالا بوده و از طرفی طی دهه‌های گذشته با کاهش سطح آب زیرزمینی روبه‌رو بوده است.

مواد و روش‌ها

در مطالعه حاضر، بررسی تغییرات تراز آب زیرزمینی در خراسان جنوبی با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE و الگوریتم فیلتر ذره مورد توجه قرار گرفته است. از آنجا که تمرکز این مطالعه روی آب‌های زیرزمینی و با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE است؛ در این بخش، منطقه مورد مطالعه معرفی شده، سپس روش شبیه‌سازی، توضیح داده شده و مدل پیشنهادی برای شبیه‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی مطرح می‌شود. در ادامه این بخش، مدل رقیب دیگری نیز توسعه و معرفی می‌شود تا نتایج حاصل از مدل پیشنهادی و این مدل، با یکدیگر مقایسه شوند.

منطقه مطالعه شده

استان خراسان جنوبی محدوده مطالعاتی تحقیق حاضر است. این استان در شرق ایران واقع شده و مرکز آن، شهر

قابل اعتماد را در مناطق وسیع در نظر بگیرند [۱۲]. بین و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از داده‌های GRACE و مدل GLDAS تغییرات کمی آب زیرزمینی را در شمال چین محاسبه کرده و مقادیر به‌دست‌آمده را با مقادیر مشاهداتی، مقایسه کردند. نتایج پژوهش یادشده نشان داد مقادیر مشاهداتی با مقادیر به‌دست‌آمده از GRACE در بازه ۲۰۰۵-۲۰۱۲ همبستگی خوبی ندارند [۱۳]. خاکی و همکاران (۲۰۱۸) تغییرات سطح آب رودخانه نیل را توسط ماهواره GRACE و اندازه‌گیری بارندگی برای مطالعه مدیریت جامع رودخانه بررسی کردند و نتیجه گرفتند یک همبستگی قوی بین ذخیره آب زیرزمینی و تغییرات تغذیه و تغییرات بارندگی وجود دارد [۱۴]. فراپارت و رامیلین (۲۰۱۸) مطالعه‌ای مروری بر روش‌های برآورد تغییرات آب‌های زیرزمینی با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE را انجام دادند [۱۵].

سینگ و همکاران (۲۰۱۹) نوسان‌های آب‌های زیرزمینی در هند را با استفاده از ماهواره‌های GRACE و GLDAS، بررسی کردند و نتیجه گرفتند که داده‌های GRACE قابلیت خوبی در برآورد تغییرات تراز آب‌های زیرزمینی دارند [۱۶]. سو و همکاران (۲۰۲۰) تغییرات مکانی-زمانی آب‌های زیرزمینی در چین را با استفاده از ماهواره GRACE بررسی کردند و نتیجه گرفتند که کاهش منابع آب زیرزمینی به دلیل فعالیت‌های آبیاری و انسانی با کاهش بارش و برداشت آب زیرزمینی ارتباط دارد [۱۷]. آراست و همکاران (۲۰۲۰) تغییرات تراز آب زیرزمینی در حوضه آبریز زاینده‌رود را با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE بررسی و نتیجه گرفتند تراز آب زیرزمینی وابسته به بارش‌های سال قبل است و هنگامی که روند بارش، نزولی است؛ روند نوسان‌های تراز آب زیرزمینی نیز بیشتر وابسته به باران است [۱۸]. چانو و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از داده‌های سری زمانی GRACE، ذخیره آب زیرزمینی در مقیاس کوچک را تخمین کردند. نتایج نشان‌دهنده کاهش کل ذخیره آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه بود [۱۹].

حافظ‌پرست (۲۰۲۲) با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE، تغییرات تراز آب زیرزمینی آبخوان میان‌راهان را بررسی کرد. نتایج نشان‌دهنده کاهش سطح آب زیرزمینی معادل ۲/۲۶ سانتی‌متر بود [۲۰]. فرجی و همکاران

زیرزمینی و بررسی تغییرات آن بوده و بخش دوم، عواملی هستند که می‌توانند بر سطح آب زیرزمینی، تأثیر بگذارند. برای تهیه داده‌های تغییرات آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های سنسجش از دور ماهواره GRACE، از سامانه آنلاین Google Earth Engine که تحت وب است استفاده شده است. با استفاده از کدنویسی در این سامانه، شیپ فایل استان خراسان جنوبی به عنوان یک متغیر در سامانه تعریف شده و سپس از این لایه و تعیین یک فیلتر زمانی برای داده‌های ماهواره، فراخوانی محصولات مختلف این ماهواره صورت گرفته است. CSR، JPL و GFZ سه محصولی هستند که فراخوانی آن‌ها صورت گرفته و از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۷ داده‌های مربوطه تهیه شدند. در نهایت داده‌های فراخوانی شده، به صورت یک نمودار و همچنین، به فرمت CSV قابل دریافت و بررسی شدند.

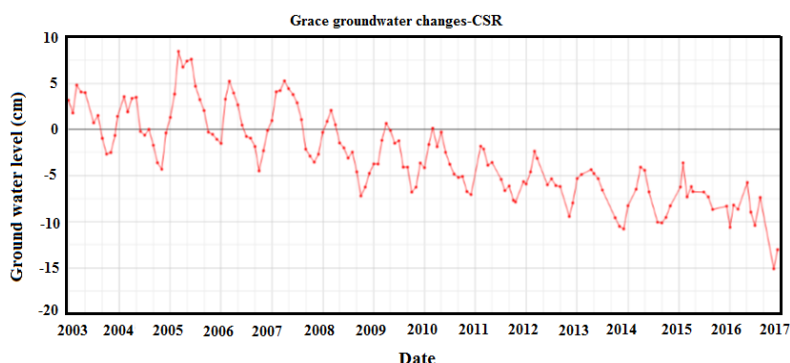
داده‌های حاصل از ماهواره GRACE

روند تغییرات سطح آب زیرزمینی برحسب متر از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۷ با استفاده از CSR، GFZ و JPL ماهواره GRACE مورد بررسی قرار گرفت. نتایج اولیه حاصل از این بررسی، به صورت نمودارهای شکل‌های ۱-۳ قابل مشاهده هستند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روند این تغییرات به صورت نزولی بوده و مطابق انتظار، کاهش سطح آب زیرزمینی طی سال‌های مختلف صورت گرفته است. احتمالاً افزایش سطح آب در بعضی از سال‌ها ناشی از افزایش میزان بارندگی و کاهش دمای هوا رخ داده است.

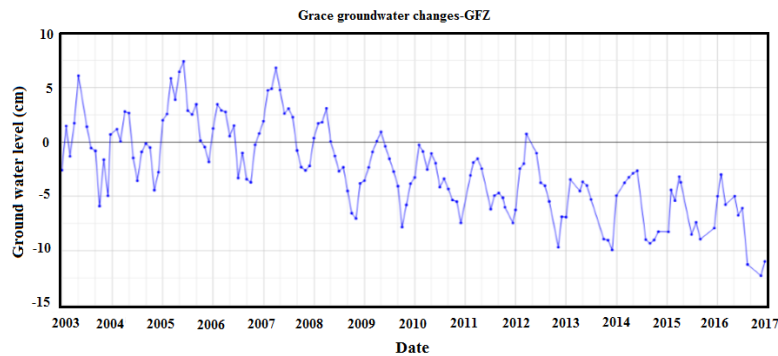
بیرجند است. طبق بررسی‌های صورت‌گرفته در این استان، سطح آب زیرزمینی به دلیل برداشت‌های بی‌رویه در وضعیت مناسبی قرار ندارد. طبق اعلام شرکت آب منطقه‌ای خراسان جنوبی، از ۴۴ دشت استان، ۸ دشت سرایان، سده، طبس، دستگردان، فردوس، بشرویه، درمیان و قاینات در وضعیت ممنوعه بحرانی قرار دارند. طبق اعلام این شرکت، مهم‌ترین موضوعی که خراسان جنوبی را با بحران مواجه کرده برداشت مازاد از سفره‌های آب زیرزمینی و در پی آن کسری مخازن آب زیرزمینی است. در این استان، ۱۲۵ میلیون مترمکعب برداشت بیشتر نسبت به آب تجدیدپذیر زیرزمینی است. بنابراین کم‌آبی، مهم‌ترین مشکل و پیامد خشکسالی در خراسان جنوبی است؛ مشکلی که اگرچه تأمین آب آشامیدنی و کشاورزی را در این استان کمتر برخوردار به شدت تحت تأثیر خودش قرار داده، اما پدیده جبران‌ناپذیر دیگری به نام فرونشست زمین را نیز ایجاد کرده که این پدیده، برای همیشه آبخوان‌ها و سفره‌های آب زیرزمینی را به نابودی می‌کشاند [۲۳]. به دلایل یادشده، استان خراسان جنوبی منطقه مناسبی برای انجام مطالعه روی تغییرات سطح آب زیرزمینی است. در ادامه، داده‌های مورد نیاز برای مطالعه بررسی می‌شود؛ سپس روش مدل‌سازی توضیح داده خواهد شد.

داده‌ها

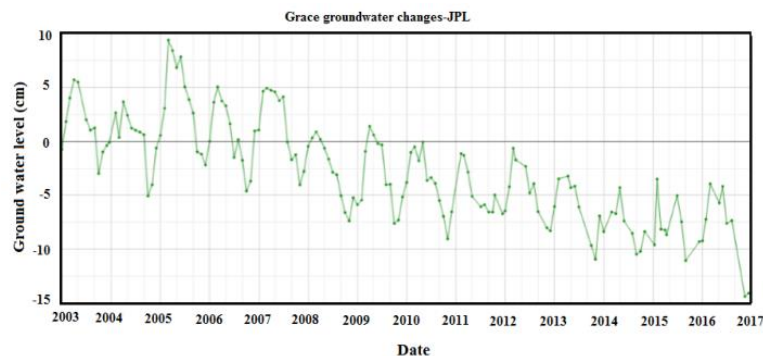
داده‌های استفاده‌شده در پژوهش حاضر، در دو بخش هستند. بخش اول، داده‌های مربوط به تخمین سطح آب



شکل ۱. نتایج حاصل از محصول CSR ماهواره GRACE



شکل ۲. نتایج حاصل از محصول ماهواره GFZ ماهواره GRACE



شکل ۳. نتایج حاصل از محصول ماهواره JPL ماهواره GRACE

مدل سازی

در پژوهش حاضر، به منظور بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی از یک مدل رگرسیونی خطی مطابق رابطه ۱ و از الگوریتم فیلتر ذره^۱ برای کالیبراسیون آن استفاده شده است.

$$z = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (1)$$

که در آن z سطح آب زیرزمینی، a_n ضریب وابسته به متغیر n مؤثر بر تغییر، x_n مقدار متغیر وابسته n هستند.

الگوریتم فیلتر ذره

فیلتر ذره یا شبیه سازی مونت کارلو^۲ متوالی، به عنوان جانشینی برای روش Ensemble Kalman Filter (EnKF) پیشنهاد شده است. با وجود استفاده گسترده از روش جذب داده EnKF، این روش محدودیت هایی دارد که از جمله آن ها قوانین به روزرسانی خطی و فرض نرمال بودن خطا در مشاهدات است. اما روش فیلتر ذره، قابل استفاده در سیستم های با روابط غیرخطی و دارای توزیع خطای

داده های مرتبط با عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب

زیرزمینی

همان گونه که بخش های قبلی اشاره شد، عوامل و پارامترهای مختلفی هستند که می توانند به صورت مستقیم یا غیرمستقیم با تغییرات سطح آب زیرزمینی منطقه در ارتباط باشند. پارامترهایی همچون بارش، دما، رطوبت خاک در عمق های مختلف زمین، تبخیر-تعرق و غیره از عواملی هستند که می توانند روی تغییرات سطح آب زیرزمینی تأثیر بگذارند. مجموعه داده های مختلفی برای هر یک از پارامترهای مورد نظر وجود دارد و هر یک مزایا و معایب خاص خود را دارند. در این پژوهش از داده های مدل فرایندی GLDAS با قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر استفاده شد. خوبی داده های این مدل، هماهنگی دقت آن با دقت ماهواره GRACE بوده و امکان استخراج داده های ماهانه برای بارش، دما، رطوبت خاک و تبخیر-تعرق را فراهم می سازد. بر این اساس، با استفاده از پایگاه Giovanni از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۷ هر یک از داده های یاد شده به صورت یک سری زمانی استخراج و دانلود شدند.

1. Particle filter
2. Monte Carlo

۴ با استفاده از تکنیک SIR، N عدد realization با استفاده از بازنمونه‌گیری^۳ از ذره‌های گام زمانی قبلی، طبق احتمال محاسبه شده آن‌ها از رابطه ۲ تولید می‌شوند. این فرایند به این صورت است که از ذراتی که احتمال رخداد بالاتری داشته‌اند؛ بیشتر بازنمونه‌گیری صورت گرفته و از آن‌ها که احتمال کمتری داشته‌اند؛ بازنمونه‌گیری کمتری هم انجام می‌شود. به این ترتیب، ذرات با احتمال وقوع کمتر به مرور با فراهم شدن مشاهدات جدید حذف شده و ذرات یکتا به مرور کم و کمتر می‌شوند. در نتیجه، مدل واسنجی می‌شود، در حالی که عدم قطعیت‌ها نیز برای آن مشخص شده است.

توسعه مدل رقیب

مدل‌های مختلفی تا کنون برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی بر اساس رگرسیون خطی، توسعه داده شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از پرکاربردترین این مدل‌ها بوده که بیشتر دقت زیادی را برای مدل‌سازی از خود ارائه می‌دهند. به همین منظور، در این تحقیق نیز مدل رقیبی با همین الگوریتم در نظر گرفته شد تا به پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی بپردازد. مدل در نظر گرفته شده یک شبکه عصبی مصنوعی عمیق با سه لایه پنهان است. از تابع ReLU به عنوان تابع فعال‌ساز این شبکه استفاده شده است. با توجه به استفاده بسیار زیاد این مدل در پیش‌بینی‌های قبلی، انتظار می‌رود که این مدل، رقیب بسیار مناسبی برای مدل توسعه‌داده‌شده در این تحقیق باشد. در ادامه نتایج حاصل از هریک از مدل‌های معرفی شده ارائه می‌شوند و دقت آن‌ها در کنار مزایا و معایب هریک مورد مقایسه قرار می‌گیرند.

بحث و نتایج

به منظور بررسی نتایج حاصل از مدل، ابتدا بازه‌ای از داده‌های موجود (از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۰) به منظور واسنجی مدل استفاده شد. سپس از داده‌های سال‌های آتی (از ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶) برای اعتبارسنجی مدل توسعه‌داده‌شده، استفاده شد. همچنین برای مدل رقیب پیشنهادی که یک شبکه عصبی مصنوعی عمیق است؛ نیز از چنین رویکردی استفاده شد. در توسعه این مدل رقیب،

غیرنرمال است. این روش، از نمونه‌های وزن‌دهی شده استفاده می‌کند که ذره نامیده می‌شوند [۲۴]. به منظور واسنجی مدل، در این پژوهش، از روش Sequential Importance Resampling (SIR) particle filter استفاده شده و یک آنسامبل^۱ آماری از هر اجرای مدل، مجموعه‌ای تصادفی از نتایج حاصل از مدل را در هر گام زمانی ارائه می‌دهد. این روش، با کاهش عدم قطعیت‌ها در هر گام زمانی به تخمین پارامترها و ساختار بهینه مدل می‌پردازد. به طور خلاصه ابتدا N عدد realization از ورودی‌ها و پارامترهای مدل (با استفاده از توزیع احتمال آن‌ها) تولید می‌شوند که در نتیجه N ذره به دست می‌آید (هر ذره مجموعه‌ای است از خطاهای داده‌های ورودی و پارامترهای مدل). برای هر ذره، مدل تا گام زمانی بعدی که مشاهده فراهم است اجرا شده و تخمینی از حالات آن، به دست می‌آید. سپس با فراهم شدن هر مشاهده، مبتنی بر تئوری بیزین^۲، احتمال وقوع برای هر ذره یا آنسامبل m طبق رابطه ۲ محاسبه می‌شود [۲۵].

$$P(z_{t,i}^m | o_{t,i}) = \frac{P(o_{t,i} | z_{t,i}^m) \cdot P(z_{t,i}^m)}{P(o_{t,i})} = \frac{P(o_{t,i} | z_{t,i}^m) \cdot P(z_{t,i}^m)}{\sum_{j=1}^n P(o_{t,i} | z_{t,i}^j) \cdot P(z_{t,i}^j)} \text{ for } m = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

که در این رابطه، $P(z_{t,i}^m | o_{t,i})$ احتمال پسین ذره m برای حالت مدل $z_{t,i}^m$ در گام زمانی t ام و برای بلوک i ام است. $P(z_{t,i}^m)$ احتمال پیشین بوده و $P(o_{t,i})$ توزیع احتمالاتی مشاهدات است. با فرض اینکه خطای مشاهداتی، یک توزیع احتمالاتی نرمال دارد، می‌توان نوشت (ورستجن و همکاران، ۲۰۱۴).

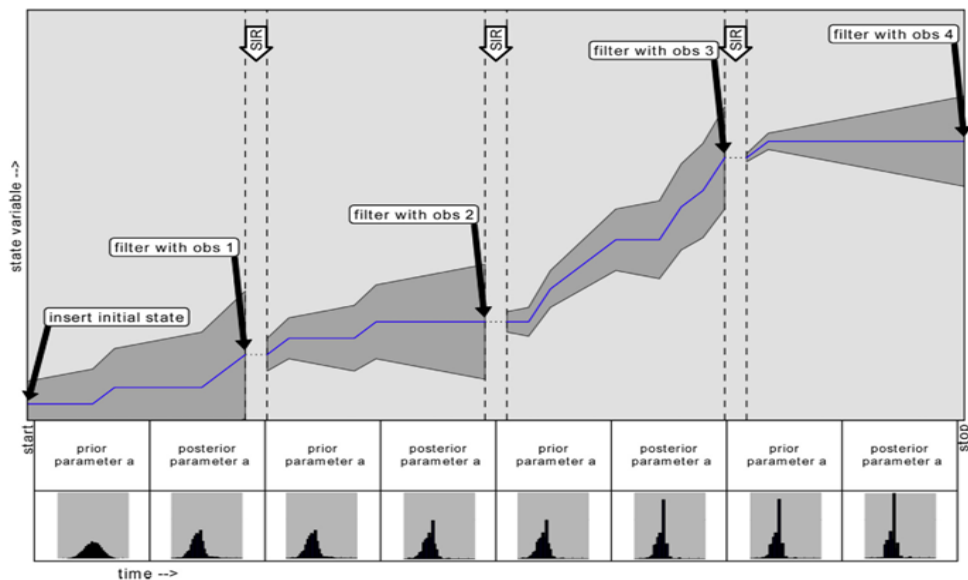
$$P(o_{t,i} | z_{t,i}^m) = e^{-\frac{1}{2} [o_{t,i} - H(z_{t,i}^m)]^T R_t^{-1} [o_{t,i} - H(z_{t,i}^m)]} \quad (3)$$

for each i in i -th block

در رابطه یادشده R_t ، ماتریس کوواریانس خطای مشاهدات و H تابعی است که اپراتور اندازه‌گیری نامیده شده و مکان حالت مدل را به مکان مشاهده انتقال می‌دهد که در این مدل، $H(z_{t,i}^m) = z_{t,i}^m$ است. سپس، مطابق شکل

پیشنهادی علاوه بر مزایایی که در فرایند واسنجی در اختیار قرار داده، به لحاظ عملکرد پیش‌بینی نیز دقت خوبی داشته است. اصولاً مدل‌های یادگیری عمیق مانند مدل رقیب ارائه‌شده در این تحقیق از معایبی از جمله جعبه سیاه بودن برخوردارند که این موضوع باعث می‌شود در تعیین عواملی که بر تغییرات مؤثرند؛ ناتوان باشند.

۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی در نظر گرفته شده و ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های واسنجی در نظر گرفته شدند. نتایج حاصل از دقت پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها در جدول ۱ ارائه شده است. بر اساس جدول ۱، دقت پیش‌بینی مدل پیشنهادی نسبت به مدل رقیب خود، نسبتاً مشابه بوده است. در حقیقت، مدل



شکل ۴. تأثیر الگوریتم فیلتر ذره روی یک پارامتر [۲۵]

جدول ۱. نتایج حاصل از دقت مدل‌های مطرح‌شده با استفاده از شاخص‌های آماری ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا

R^2	RMSE	مدل
۰/۹۱	۰/۱۸	مدل پیشنهادی الگوریتم فیلتر ذره
۰/۹۵	۰/۲	مدل یادگیری عمیق

مربوط به عوامل مؤثر بر تغییر است. در واقع، مدل قادر است تعیین کند چه عواملی ارتباط بیشتری با تغییرات داشته و چه عواملی کمتر، مؤثر بوده‌اند. بر این اساس، می‌توان عواملی که حساسیت بیشتری با تغییرات دارند را شناسایی و در صورت امکان به مدیریت و کنترل آن‌ها پرداخت. مزیت دیگر مدل پیشنهادی نسبت به مدل رقیب، در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها در مدل است. در حقیقت، نه تنها داده‌های شبیه‌سازی شده از عدم قطعیت برخوردارند، بلکه داده‌های مشاهداتی موجود نیز دارای عدم قطعیت هستند. اما استفاده از الگوریتم جذب داده فیلتر ذره قادر است تمامی این عدم قطعیت‌ها را به عنوان خطاهای مدل در نظر بگیرد و یک محدوده اطمینان‌پذیری را برای نتایج خود لحاظ کند. این در حالی است که مدل یادگیری

مقایسه مزایا و معایب مدل‌ها با یکدیگر

مدل‌های جذب داده در مقایسه با مدل‌های یادگیری عمیق، تفاوت‌های گوناگونی دارند. برخی از این تفاوت‌ها، مزایای این مدل‌ها نسبت به مدل‌های یادگیری عمیق محسوب می‌شود. مدل پیشنهادی در این تحقیق نیز چون از الگوریتم جذب داده فیلتر ذره استفاده می‌کند؛ از این قاعده مستثنا نیست. در عین حال این روش‌ها معایبی هم دارند که در ادامه به این معایب اشاره می‌شود.

مزایای مدل پیشنهادی نسبت به مدل رقیب

مدل پیشنهادی در این تحقیق از الگوریتم فیلتر ذره برای واسنجی مدل و پیش‌بینی استفاده می‌کند. حسن استفاده از این روش واسنجی، صریح بودن آن و تعیین پارامترهای

گوناگونی وجود دارند و تعیین اینکه مدل از کدام توزیع احتمال برای شروع فرایند واسنجی استفاده کند؛ کار ساده‌ای نیست. به این منظور، دو راه حل برای این انتخاب وجود دارد: راه حل اول، استفاده از اطلاعاتی است که ممکن است پیش‌تر در مورد مدل در مطالعات پیشین وجود داشته باشد. این در حالی است که معمولاً چنین اطلاعاتی موجود نیست. راه حل دوم که در این تحقیق هم از آن استفاده شده، انجام یک آنالیز حساسیت به منظور دستیابی به بهترین توزیع است. فرایند آنالیز حساسیت الگوریتم فیلتر ذره نیز فرایندی بسیار زمان‌بر بوده و ممکن است مدل به نتایج ضعیفی برسد. البته در این زمینه، توزیع احتمال نرمال معمولاً نتایج مناسبی داشته و در بسیاری از پژوهش‌ها از آن به عنوان توزیع احتمال آغازین استفاده شده است. مطابق شکل ۶، در این پژوهش نیز با توجه به آنالیز حساسیت اولیه و نتایج مناسبی که این الگوریتم داشت، از توزیع احتمال نرمال برای واسنجی در گام زمانی اول استفاده شد.

شناسایی ساختار مدل پیشنهادی

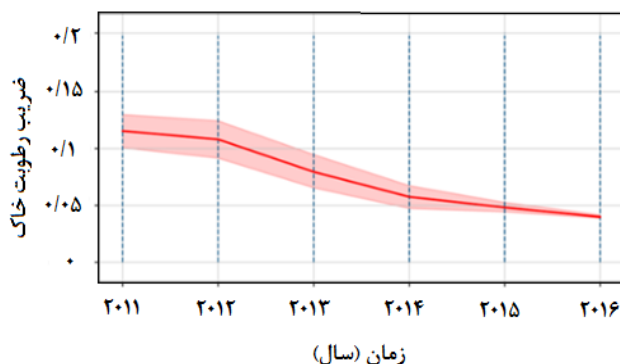
مطابق شکل ۷، نمونه‌ای از نتایج حاصل از الگوریتم فیلتر ذره برای یافتن وزن عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی به نمایش درآمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، پس از فیلتر شدن در هر گام زمانی، پارامترهای وزنی به‌مرور واسنجی شده و محدوده مناسب برای آن‌ها مشخص می‌شود. محور عمودی، تعداد ذرات انتخابی در هر گام زمانی توسط تکنیک SIR بوده و براساس احتمال (وزن) هر ذره به همان میزان به باز نمونه‌گیری از آن‌ها پرداخته شده است و محور افقی، مقدار پارامتر وزنی را نشان می‌دهد.

عمیق رقیب چنین احتمالاتی را در نظر نمی‌گیرد و بسته به شرایط ممکن است نتایج حاصل از آن عدم قطعیت بسیار بالایی داشته باشند. در شکل ۵ نمونه‌ای از در نظرگیری این عدم قطعیت‌ها برای یکی از پارامترهای مدل قابل مشاهده است.

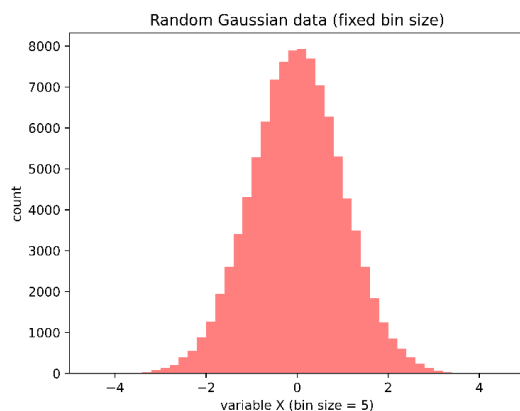
مزیت و برتری دیگر این مدل نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی عمیق، در واسنجی خودکار مدل است. در هر گام زمانی، با فراهم شدن مشاهدات بعدی، مدل قادر است خود را به‌روزرسانی و اصلاح کند. به این ترتیب با هر مشاهده، اطلاعات جدیدی به مدل اضافه شده و مدل به دقت بیشتری دست می‌یابد. اما در نقطه مقابل، مدل شبکه عصبی عمیق، در یک بازه از پیش تعیین‌شده، واسنجی شده است و با اضافه شدن مشاهدات در گام‌های بعدی، اطلاعاتی به مدل اضافه نمی‌شود. به همین دلیل، مدل قادر به اصلاح خود نبوده و با وجود افزودن داده، تغییری در آن صورت نمی‌گیرد.

معایب مدل پیشنهادی نسبت به مدل رقیب

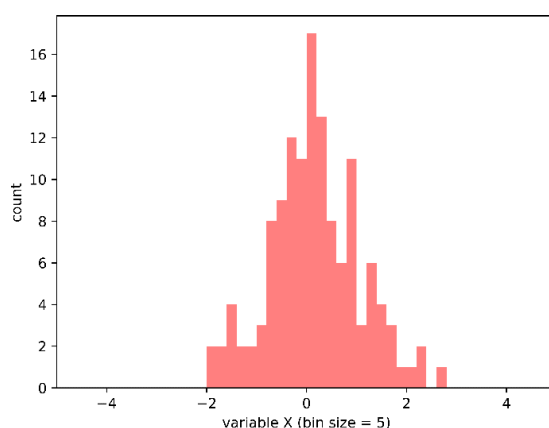
یکی از معایب اصلی مدل‌های داده‌محور و در رأس آن‌ها جذب داده، حجم بالای داده‌ها و محاسبات است. مدل حاضر، با وجود توانایی بالا در پیش‌بینی، از حجم بالایی از محاسبات و داده‌ها استفاده می‌کند تا واسنجی را انجام دهد. این موضوع، هزینه محاسباتی زیادی را برای مدل به همراه داشته و در فرایندهای مدلسازی پیچیده‌تر، ممکن است مشکلاتی را فراهم آورد. این در حالی است که مدل رقیب، از حجم محاسبات و هزینه محاسباتی به مراتب کمتری برخوردار است. مسئله دیگر مدل جذب داده مطرح شده، انتخاب توزیع احتمال آغازین است. توزیع‌های احتمالاتی



شکل ۵. نتایج الگوریتم فیلتر ذره در شناسایی اهمیت رطوبت خاک در عمق صفر تا ده متری



شکل ۶. توزیع احتمال نرمال به عنوان توزیع آغازین الگوریتم فیلتر ذره



شکل ۷. توزیع احتمال به روز رسانی شده به عنوان توزیع در گام زمانی آخر

در منطقه، نیز تأثیر به سزایی در این تغییرات نداشته است. در مقابل، رطوبت خاک در اعماق پایین تر سطح زمین به مراتب تأثیر بیشتری روی تغییرات سطح آب زیرزمینی داشته که منطقی به نظر می رسد. همچنین دما نیز تأثیر متوسطی بر روی تغییرات داشته و با توجه به اینکه منطقه مورد مطالعه در بیشتر اوقات از دمای بالایی برخوردار بوده، تأثیر چندان زیادی از این عامل مشاهده نشده است.

به این ترتیب مطابق جدول ۲، میزان اهمیت هر یک از عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی نشان داده شده است. بر اساس این جدول، عامل بارش به عنوان مهم ترین عامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی به حساب می آید. این در حالی است که رطوبت خاک تا عمق ۱۰ سانتی متری زمین، تأثیر چندانانی در پیش بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی نداشته است. همچنین تبخیر و تعرق

جدول ۲. تأثیر عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی بر اساس واسنجی مدل الگوریتم فیلتر ذره

میانگین ضریب اهمیت ذرات الگوریتم پس از واسنجی	عامل
مدل در آخرین گام زمانی	
۰/۱۲	دما
۰/۳۲	بارش
۰/۰۴	تبخیر تعرق
۰/۰۳	رطوبت خاک در عمق ۰ تا ۱۰ سانتی متری
۰/۰۸	رطوبت خاک در عمق ۱۰ تا ۴۰ سانتی متری
۰/۲۲	رطوبت خاک در عمق ۴۰ تا ۱ متری
۰/۱۹	رطوبت خاک در عمق ۱ تا ۲ متری

عدم قطعیت‌های مدل

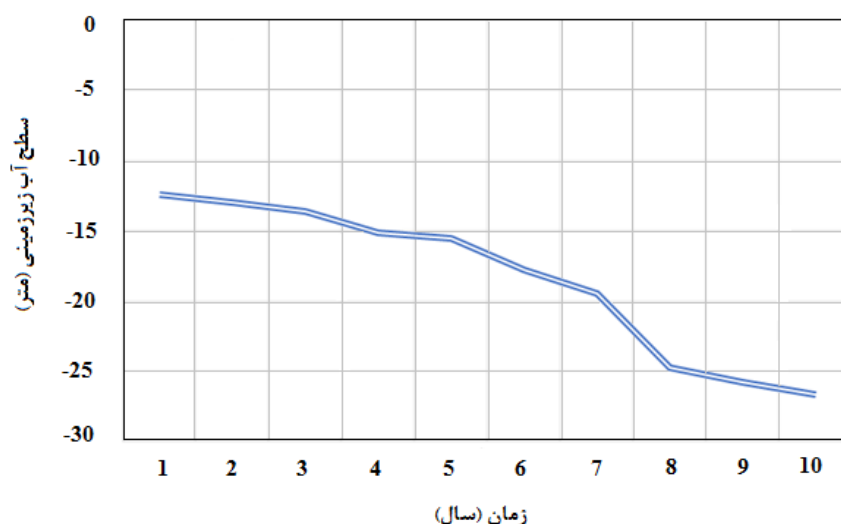
خطاهای در نظر گرفته شده برای داده‌های نرمالیزه شده عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی منطقه به این صورت است که این خطاها توزیعی نرمال داشته و با فرض میانگین صفر و انحراف معیار ۰/۱ در بازه (۰/۳۹، -۰/۳۹) تولید شده‌اند. سپس در هر گام زمانی با استفاده از تکنیک SIR، فیلتر شده و یک تعداد از ذره‌هایی که احتمال وقوع کمتری داشته‌اند به مرور حذف شده و برعکس، ذرات با احتمال وقوع بیشتر، بیشتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به عنوان مثال، خطاهای مربوط به تأثیر بارش روی تغییرات سطح آب زیرزمینی، در گام اول فیلتراسیون در بازه (۰/۲۵، -۰/۲۵) مقدار داشته و پس از چند مرحله فیلتر شدن، در گام آخر فیلتر شدن (سال ۲۰۱۶) در بازه (۰/۱، -۰/۱۵) محدود شده‌اند. همچنین در مورد تبخیر و تعرق پس از فیلتر شدن در هر گام زمانی، بازه خطا به (۰/۸، -۰/۱۵) محدودتر شده است. به این ترتیب همه پارامترها و حالت‌های مدل، با افزایش تعداد مشاهدات، بازه‌های محدودتر داشته و نتیجه حاصل از مدل با دقت بیشتری می‌تواند در پیش‌بینی تغییرات آینده مورد استفاده قرار گیرد. در حقیقت، استفاده

از چنین بازه‌ای از تغییرات داده‌های ورودی موجب می‌شود که نتایج حاصل از مدل، حالت‌های مختلف را در پیش‌بینی‌ها لحاظ کرده و بازه‌ای از اطمینان‌پذیری را به وجود می‌آورد. این بازه اطمینان‌پذیری که حاصل از توزیع احتمالی است که برای پارامتر در نظر گرفته شده، می‌تواند به سیاست‌گذاران و تصمیم‌گیران کمک کند تا تصمیمات بهتر و مطمئن‌تری را اتخاذ کنند.

پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی

هدف نهایی هر مدل شبیه‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی، پیش‌بینی این تغییرات در سال‌های آتی است. به همین سبب در این تحقیق نیز سعی بر آن شد تا با استفاده از مدل پیشنهادی به پیش‌بینی این تغییرات طی ۱۰ سال آینده پرداخته شود. در شکل ۸ نمودار پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی در ۱۰ سال آینده ارائه شده است.

همان‌طور که انتظار می‌رود طبق این پیش‌بینی، میزان برداشت از آب‌های زیرزمینی افزایش پیدا کرده و از سطح آب زیرزمینی به مرور کاسته خواهد شد. این روند با توجه به کمبود آب و خشکسالی‌های پی در پی محتمل، انتظار می‌رود که تا ده سال آینده وجود داشته باشد.



شکل ۸. نمودار پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی در ۱۰ سال آینده

- انعطاف‌پذیری

به دلیل استفاده از روش‌های جذب داده در واسنجی و تعیین ساختار قوانین مدل و استفاده از قوانین پویا در زمان، مدل پیشنهادی، انعطاف‌پذیری بالایی داشته و قادر است تا با فراهم شدن مشاهدات جدید، خود را به‌روزرسانی کند.

عملکرد مدل پیشنهادی در شبیه‌سازی

از جهات مختلف می‌توان عملکرد شبیه‌سازی را مورد بررسی قرار داد، در ادامه برخی از این جنبه‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است.

- توان توضیح

به دلیل استفاده از رویکردهای جذب داده، مدل پیشنهادی نه تنها با واسنجی ساختار مدل به شناسایی عوامل مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی می‌پردازد، بلکه قادر است توزیع احتمال پارامترها و خطاهای موجود در نتایج و میزان اطمینان‌پذیری آن‌ها را روشن سازد.

- داده‌های مورد نیاز مدل

با توجه به ساختار انعطاف‌پذیر مدل نیز کاملاً شرایط مورد نیاز را برآورد کرده و هر چه داده بیشتر باشد؛ دقت مدل‌سازی بیشتر می‌شود و هرچه داده‌ها کمتر و بی‌کیفیت‌تر باشند که معمولاً در مورد داده‌های سنجش از دور، چنین مشکلاتی وجود دارد؛ باز هم نتیجه مدل‌سازی مناسب است.

- در دسترس بودن نرم‌افزار مرتبط

برنامه‌نویسی انجام‌شده برای مدل پیشنهادی، به زبان پایتون نوشته شده و فقط کافی است تا داده‌های مورد نیاز به آن داده شده و اجرا شود تا نتایج حاصل ارائه شود؛ اما نرم‌افزار خاصی برای مدل توسعه داده نشد.

- دقت نتایج

مدل پیشنهادی نسبت به مدل رقیب خود، دقت نسبتاً مشابهی داشته که نشان از توانایی مناسب مدل در پیش‌بینی در کنار سایر مزیت‌های آن دارد.

عملکرد ساختار مدل

روش‌های مختلفی برای مدل‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی وجود دارد؛ اما یک رویکرد به عنوان بهترین روش مدل‌سازی وجود ندارد و انتخاب آن وابسته به سؤال‌ها و پرسش‌های مطرح در پژوهش است. همچنین انتخاب مدل، وابسته به داده‌های ورودی و موجود برای مدل بوده و مکان و زمان مدل‌سازی نیز در این انتخاب تأثیرگذار است. بنابراین بر اساس این فرض که هیچ رویکردی از مدل‌سازی به‌تنهایی کامل نیست؛ در نظر گرفتن روش جذب داده فیلتر ذره، این امکان را می‌دهد که بتوان انواع مختلف ساختارهای مدل‌سازی را واسنجی و مورد استفاده قرار داد. طبق پژوهش‌های قبلی صورت‌گرفته، استفاده از این الگوریتم دقت مدل‌سازی را تا حد زیادی افزایش داده است [۲۶-۲۸]. طبق برخی از مطالعات قبلی، استفاده از این الگوریتم،

دقت مدل‌سازی را بین ۱۰ تا ۲۰ درصد افزایش داده است [۲۸]. در پژوهش حاضر نیز با استفاده از این رویکرد، نه تنها امکان در نظر گرفتن انواع مختلف ساختارهای مدل‌سازی فراهم شده است، بلکه دقت مدل‌سازی نیز تا حدود یک مدل پیشرفته یادگیری عمیق افزایش یافته است. بنابراین با این روش، نه تنها امکان بررسی و استفاده از ساختارهای مختلف مدل‌سازی، بلکه امکان جذب و ترکیب داده‌های مختلف مشاهداتی و ماهواره‌ای نیز فراهم می‌شود.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از مدل پیشنهادی نشان داد استفاده از روش جذب داده فیلتر ذره می‌تواند به افزایش دقت مدل‌سازی منجر شود. نتایج حاصل از مقایسه این مدل پیشنهادی با مدل رقیب، عملکرد نسبتاً مشابه در شبیه‌سازی، واسنجی صریح مدل در هر گام زمانی، فراهم آوردن عدم قطعیت‌ها و بازه اطمینان‌پذیری بودند. در حالی که مدل رویکردی را ارائه می‌کند که با استفاده از آن می‌توان روش‌های مختلف مدل‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی را در یک مدل ادغام کرد.

به طور کلی نوآوری‌های حاصل از تحقیق حاضر به صورت زیر قابل دسته‌بندی هستند.

۱. ارائه رویکرد نوینی برای مدل‌سازی تغییرات سطح آب زیرزمینی در شکل‌های مختلف.
۲. استفاده از روش جذب داده فیلتر ذره که تا کنون در هیچ مطالعه‌ای از تغییرات سطح آب زیرزمینی از این تکنیک استفاده نشده است.
۳. بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی در استان خراسان جنوبی.
۴. پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی برای سال‌های آتی.
۵. مقایسه مدل پیشنهادی با مدل رقیب با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف.

منابع

- [1]. Faramarzifard A. Investigation of changes in the groundwater level (case study: Silakhor plain, Lorestan province). Master's thesis, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University, 2013 [Persian].

- [2]. Azimi M. Assessing the accuracy of GRACE satellite data in estimating changes in underground water resources in the six main watersheds of the country. Master's Thesis, Faculty of Engineering, Isfahan University, 2018 [Persian].
- [3]. Joodaki G. Earth mass change tracking using GRACE satellite gravity data. Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, 2014.
- [4]. Asghari Moghadam A, Nadiri A, Noorani V. Temporal and spatial prediction of underground water level using a combined time series-geostatistics model. 26th Earth Sciences Meeting, Tehran (Ministry of Industries and Mines, Organization of Geology and Mineral Exploration of Iran); 2016 [Persian].
- [5]. Strassberg G, Scanlon B, Chambers D. Evaluation of groundwater storage monitoring with the GRACE satellite: Case study of the High Plains aquifer, central United States. *Water Resources Research*. 2009; 45(5): 1-10.
- [6]. Longuevergne L, Scanlon B, Wilson C. GRACE Hydrological estimates for small basins: Evaluating processing approaches on the High Plains aquifer, USA. *Water Resources Research*. 2010; 46(11): 1-15.
- [7]. Joodaki G, Nahavandchi H. Mass balance and mass loss acceleration of the 80 Greenland ice sheet (2002–2011) from GRACE gravity data. *Geodetic Science*. 2012; 156-161.
- [8]. Ferreira V, Gong Z, He X, Zhang Y. Estimating total discharge in the Yangtze river basin using satellite-based observations. *Remote Sensing*. 2013; 5: 3415-3430.
- [9]. Lee S, Seo JY, Lee SK. Validation of terrestrial water storage change estimates using hydrologic simulation. *Journal of Water Resources and Ocean Science*. 2014; 3(1): 5-9.
- [10]. Ashrafzade A, Joodaki G, Sharifi M. Iran's groundwater resources assessment using data from the GRACE satellite gravity survey. *Journal of Research Science and Technology Mapping*. 2015; 5(4): 73-84.
- [11]. Chen J, Famiglietti JS, Scanlon BR, Rodell M. Groundwater storage changes: present status from GRACE observations. *Surveys in Geophysics Journal*. 2016; 37: 397-417.
- [12]. Sun Y, Riva R, Ditmer P. Optimizing estimates of annual variations and trends in geocenter motion and J2 from a combination of GRACE data and geophysical models. *Geophysical research letters*. 2016; 121(11): 8352-8370.
- [13]. Yin W, Hu L, Jiao JJ. Evaluation of groundwater storage variations in northern China using GRACE data. *Geofluids*; 2017.
- [14]. Khaki M, Awange J, Forootan E, Kuhn M. Understanding the association between climate variability and the Nile's water level fluctuations and water storage changes during 1992-2016. *Science of the Total Environment*. 2018; 645: 1509-1521.
- [15]. Frappart F, Ramilien G. Monitoring groundwater storage changes using the gravity recovery and climate experiment (GRACE) satellite mission: A review. *Remote Sensing*. 2018; 10(6): 1-25.
- [16]. Singh AK, Tripathi JN, Kotlia BS, Singh KK. Monitoring groundwater fluctuations over India during Indian Summer Monsoon (ISM) and Northeast monsoon using GRACE satellite: Impact on agriculture. *Quaternary International*. 2019; 507: 342-351.
- [17]. Su Y, Gou B, Zhou Z, Zhong Y, Min L. Spatio-temporal variations in groundwater revealed by GRACE and its driving factors in the Huang-Huai-Hai plain, China. *Journal of Sensors*. 2020; 20(922): 1-17.
- [18]. Arast M, Ranjbar A, Mousavi H, Abdollahi K.H, Jonarbakhsh A. Relationship between groundwater level variations using GRACE satellite data and rainfall. *Proceeding of the institution of civil engineering-water management*. 2020; 173(4): 1-10.
- [19]. Chanu CS, Munagapati H, Tiwari VM, Kumar A, Elango L. Use of GRACE time-series data for estimating groundwater storage at small scale. *Journal of earth system science*. 2020; 129(15): 1-19.
- [20]. HafezParast M. Monitoring of groundwater level changes using GRACE and GLDAS satellites in Kermanshah Province. *Journal of Irrigation and water engineering*. 2022; 12(4): 234-257.
- [21]. Faraji Z, Kaviani A, Ashrafzadeh A. Evaluation of GRACE satellite data in estimation of groundwater level changes in Qazvin province. *Journal of Ecohydrology*. 2016; 4(2): 463-476 [Persian].
- [22]. Mohtashmi A, Hashemi Monfared A, Azizian G, Akbarpour A. Using particle filter for accurate estimation of steady water load boundary conditions in open aquifer. *Amirkabir Civil Engineering Journal*. 2021; 53(12): 1-6 [Persian].
- [23]. Kazemi A. Using the wavelet and Gaussian filter method to estimate the annual changes of groundwater in Iran using GRACE gravimetric

- satellites. Master's thesis, Faculty of Civil Engineering, Shahrood University of Technology; 2017 [Persian].
- [24]. Abbaszadeh P, Moradkhani H, Daescu DN. The Quest for Model uncertainty quantification: A hybrid ensemble and variational data assimilation framework. *Water Resource Research*. 2019; 55: 2407–2431.
- [25]. Verstegen JA, Karssenberg D, Hilst F, Faaij A. Identifying a land use change cellular automaton by Bayesian data assimilation. *Environmental modelling and software*. 2014; 53: 121-136.
- [26]. Banerjee P, Karpenko O, Udpa L, Haq M, Deng Y. Prediction of impact-damage growth in GFRP plates using particle filtering algorithm. *Composite Structures*. 2018;194:527-536.
- [27]. Daroogheh N, Meskin N, Khorasani K. A novel particle filter parameter prediction scheme for failure prognosis. In: 2014 American Control Conference. Portland; 2014.
- [28]. Jalilehvand M, Alizadeh H, Mojaradi DB. A novel approach for modelling crop land use change and identifying its spatial drivers in an agricultural system. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4081770>; 2022.