



تخمین نوسانات تراز آب زیرزمینی توسط مدل بهینه موجک- برنامه نویسی بیان ژن

احسان عزیزی^۱، احمد رجبی^۲، بهروز یعقوبی^۳، سعید شعبانلو^۴

۱- دانشجوی دکترای منابع آب، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۲- استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۳- استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۴- دانشیار، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

* نویسنده مسئول: ahmad.rajabi1974@gmail.com

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۸/۰۶

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۱۰/۰۷

چکیده

به دلیل کاهش منابع آب زیرزمینی و خشک‌سالی‌های اخیر، شبیه‌سازی نوسانات تراز آب زیرزمینی از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مطالعه، مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) با تبدیل موجک (WT) ترکیب شد و مدل موجک-برنامه‌نویسی بیان ژن (WGEP) تولید گردید و تخمین درازمدت نوسانات چاه مشاهداتی سراب قنبر در یک دوره ۱۳ ساله بهینه‌سازی شد. در ابتدا داده‌های مشاهداتی به دو دسته آموزش (۹ سال) و آزمون (۴ سال) تقسیم شدند. سپس با استفاده از تابع خود همبستگی، موثرترین تأخیرهای داده‌های سری زمانی معرفی شدند. در ادامه با استفاده از این تأخیرها برای هر یک از مدل‌های GEP و WGEP، چهار مدل مختلف تعریف گردید. با تجزیه و تحلیل کلیه مدل‌های GEP و WGEP، مدل برتر WGEP یا 4 WGEP مقادیر تراز آب زیرزمینی را با دقت مناسبی شبیه‌سازی کرد. به‌عنوان مثال، مقادیر ضریب همبستگی و ضریب بهره‌وری نش-ساتکلیف برای این مدل به ترتیب مساوی با ۰/۹۳۸ و ۰/۸۵۱ محاسبه شدند. مقایسه مدل‌های GEP و WGEP نشان داد که تبدیل موجک دقت مدل‌سازی را به شکل قابل توجهی افزایش داد. به‌عنوان مثال، ضریب عملکرد مدل برتر WGEP در مقایسه با مدل برتر GEP حدوداً ۱۴ برابر افزایش یافت. علاوه بر این، نتایج نشان داد که تاخیرهای شماره (t-1)، (t-2)، (t-3) و (t-4) موثرترین تأخیرهای ورودی بودند.

واژه‌های کلیدی: آبخوان آب زیرزمینی، تأخیر موثر، تبدیل موجک، داده‌های سری زمانی، شبیه‌سازی.

مقدمه

مختلفی در این زمینه انجام شده است. علاوه بر این، مدل‌های عددی مختلف از قبیل تکنیک‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیر زمینی به‌صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به‌عنوان مثال، خاکی و همکاران (۲۰۱۵) نوسان تراز آب درون آبخوان‌های زیرزمینی واقع در مالزی در یک بازه زمانی ۷ ساله را به‌وسیله مدل شبکه عصبی مصنوعی و انفیس شبیه‌سازی نمودند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که مدل انفیس دارای دقت بیشتری است. یوون و همکاران (۲۰۱۶) تغییرات تراز آب زیرزمینی دورن چاه‌های مشاهداتی واقع در کره جنوبی

تخمین و شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی در مناطق نیمه‌خشک از جمله کشور ایران از اهمیت بسزایی برخوردار است زیرا در این نواحی منابع آب زیرزمینی یکی از مهمترین روش‌های تأمین آب برای مصارف مختلف محسوب می‌شود. در این مناطق یافتن منابع آب جایگزین یک موضوع بحث برانگیز است که در بازه زمانی درازمدت مشکلات مختلفی همچون مهاجرت و تغییرات جمعیتی را در پی خواهد داشت. به دلیل اهمیت پیش‌بینی و تخمین تراز آب‌های زیرزمینی مطالعات

آنها مقادیر شاخص‌های آماری ضریب تبیین و ضریب نش به- ترتیب مساوی با ۰/۷۹۹ و ۰/۸۲۳ محاسبه شدند. زارع و کوچ (۲۰۱۸) تغییرات آب زیرزمینی درون چاه مشاهداتی واقع در دشت میان‌دریوند کرمانشاه را با استفاده از چند مدل ترکیبی هوش مصنوعی پیش‌بینی نمودند. آنها یک مدل ترکیبی را تولید کردند و نشان دادند که دسته‌بندی فازی بهینه‌ترین نسل مدل انقیس برای مدل‌سازی این پدیده هیدرولوژیکی است. برای مدل ترکیبی آنها مقادیر شاخص‌های ضریب تبیین و خطای مربعات میانگین ریشه به ترتیب مساوی با ۰/۹۹۶ و ۰/۱ محاسبه شدند. همچنین، اکبرزاده و همکاران (۱۹۹۵) تراز آب زیرزمینی دشت شاهرود در طی یک دوره آماری ۱۶ ساله را توسط شبکه عصبی مصنوعی تابع پایه شعاعی پیش‌بینی نمودند. آنها برای آموزش مدل هوش مصنوعی خود از ۸۵ درصد مقادیر مشاهداتی و برای آزمون آن از ۱۵ درصد باقیمانده استفاده کردند. بیشترین مقدار خطای میانگین مربعات برای مدل مورد مطالعه آنها برابر با ۰/۰۴۵ بود.

لازم به ذکر است که به دلیل کاهش منابع آب‌های زیرزمینی و وقوع خشکسالی‌های درازمدت، شبیه‌سازی و تخمین دراز مدت نوسانات تراز آب زیرزمینی توسط مدل‌های هوش مصنوعی از اهمیت بسزایی برخوردار است که توجه محققین بسیاری را به خود جلب کرده است. علاوه بر این، مدل‌های هوش مصنوعی دارای مزایایی فراوانی از قبیل سرعت بالای محاسبات، دقت قابل قبول، کاهش هزینه‌های مربوط به مطالعات میدانی و آزمایشگاهی و صرفه‌جویی در زمان هستند. علاوه بر این، برنامه-نویسی بیان ژن و مدل بهینه موجک از قدرتمندترین روش‌های هوش مصنوعی تکاملی هستند که در زمینه‌های مختلف مهندس از قبیل هیدرولوژی (شیری و همکاران ۲۰۱۴؛ ترابی ۱۳۹۸؛ دانشور و ثوقی ۱۳۹۷، ۱۳۹۹؛ نیکبخت ۱۳۹۵) هیدرولیک (ابتهاج و همکاران ۲۰۱۵؛ عظیمی و همکاران ۲۰۱۹) و اقیانوس شناسی (عظیمی و شیری ۲۰۲۰) مورد استفاده قرار گرفته است. بنابراین، این مدل‌ها ابزار کارآمد و قابل اعتمادی برای شبیه‌سازی نوسانات تراز آب زیرزمینی محسوب می‌شوند. با توجه به مطالب گفته شده، هدف اصلی در این مطالعه، شبیه‌سازی تغییرات تراز

را توسط شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان در یک بازه زمانی دراز مدت شبیه‌سازی نمودند. آنها با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های خود نشان دادند که ماشین بردار پشتیبان دارای دقت بیشتری است. همچنین، نورانی و همکاران (۲۰۱۶) با ترکیب تبدیل موجک و مدل ANFIS یک مدل ترکیبی برای مدل‌سازی نوسانات تراز آب زیرزمینی واقع در خلیج مکزیک ارائه کردند. آنها توانایی مدل‌های ANFIS و تبدیل موجک را با هم مقایسه کردند و بیان نمودند که مدل ترکیبی قابلیت بهتری در مقایسه با مدل ANFIS داشت. ژانگ و همکاران (۲۰۱۷). توسط یک مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ANFIS تغییرات سفره آب زیرزمینی در شهر جیلین واقع در کشور چین برای یک بازه زمانی ده‌ساله از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۰۹ را پیش‌بینی کردند. آنها با ترکیب نمودن تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی و رگرسیون بردار پشتیبان سه مدل ترکیبی برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در این دوره ۱۱ ساله توسعه دادند. با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های مختلف نشان داده شد که مدل ANFIS مقادیر تابع هدف را با دقت بیشتری شبیه‌سازی کرده است. اودیو و ماکونگو (۲۰۱۷) تراز آب زیر زمینی درون آبخوان‌هایی واقع در آفریقای جنوبی را توسط مدل‌های شناسایی سیستم شبیه‌سازی نمودند. آنها نشان دادند که این مدل برای نواحی که فاقد اطلاعات کافی هستند مناسب می‌باشد. در ادامه، ابراهیمی و رجایی (۲۰۱۷) نوسانات آب درون آبخوان زیرزمینی را توسط مدل‌های عصبی ساده و ترکیبی تخمین زدند و بیان کردند که مدل‌های هوش مصنوعی ترکیبی عملکرد بهتری در مقایسه با مدل‌های ساده داشتند. مقادیر ضریب نش و خطای مربعات میانگین ریشه برای مدل برتر آنها به ترتیب مساوی با ۰/۹۹۵ و ۰/۰۶۰ تخمین زده شدند. رضایی بالف و همکاران (۲۰۱۷) تبدیل موجک را با مدل‌های مارس و درخت M5 ترکیب کردند و تراز آب زیر زمینی درون یک آبخوان در طی یک بازه زمانی ۱۰ را شبیه‌سازی نمودند. آنها نتیجه گرفتند که تبدیل موجک به شکل قابل توجهی دقت مدل‌های عصبی را افزایش می‌دهد. برای مدل ترکیبی برتر مطالعه

آب زیرزمینی درون چاه سراب قنبر کرمانشاه در یک بازه زمانی درازمدت ۱۳ ساله توسط مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) و مدل ترکیبی موجک-برنامه‌نویسی بیان ژن (WGEP) است. لازم به‌ذکر است که بهینه‌سازی مدل برنامه‌نویسی بیان ژن توسط تبدیل موجک نیز جزء اهداف اصلی این تحقیق محسوب می‌شود.

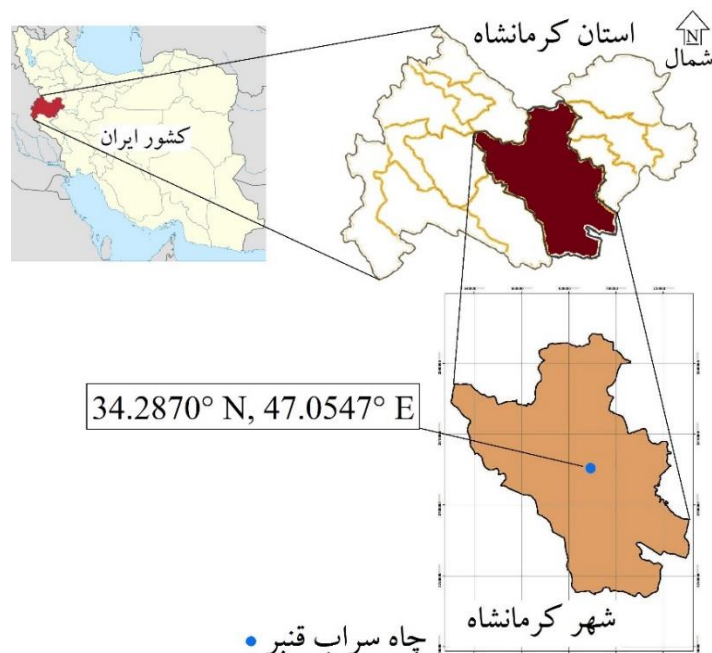
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مطالعاتی در این مطالعه در منطقه سراب قنبر در جنوب شهر کرمانشاه واقع شده است. در این منطقه میانگین سالانه دما حدوداً ۱۲/۹ سانتی‌گراد و میانگین بارندگی تقریباً ۴۴۰ میلی‌متر است. مختصات جغرافیایی منطقه مذکور ۳۴ درجه و ۱۷ دقیقه شمالی و ۴۷ درجه و ۰۳ دقیقه شرقی است. سرتاسر حاشیه شمالی و شرقی و قسمتی از حاشیه شمال غربی دشت کرمانشاه به‌وسیله آهک‌های کرتاسه که اکثراً نیز خاصیت کارستیک دارند پوشیده شده است. قسمت‌های جنوب و جنوب شرقی و در بخشی از شمال غربی به ارتفاعاتی محدود می‌شود که دارای رخساره‌های گوناگون بوده و شامل رسوبات آذرین در جنوب شرقی و آهک سیلیسی و رادیولاریت در قسمت جنوب می‌باشند. منطقه مورد مطالعه از نظر زمین‌شناسی جزو دو ساختار زون زاگرس و زون خردشده می‌باشد. در این دشت آب زیرزمینی درآبرفت‌هایی به ضخامت ۵۰-۲۰۰ متر وجود دارد که اکثراً تناوبی از رس سیلیت‌دار، ماسه‌های ریز و درشت و ریگ می‌باشند. در دشت کرمانشاه سفره‌های آزاد و محبوس آرتزین وجود دارند و مخازن آب زیرزمینی این محدوده در رسوبات آبرفتی دوران چهارم که نتیجه فرسایش ارتفاعات حاشیه‌ای دشت هستند، تشکیل گردیده است. اجزای متشکله رسوبات در محدوده سفره آب شامل قلوه‌سنگ، شن، ماسه،

سیلیت و رس است و از نظر ترکیب بیشتر از قطعات آهکی تشکیل یافته است. عمده‌ترین منبع تغذیه کننده سفره آب زیرزمینی موجود صرف‌نظر از ریزش‌های جوی در سطح دشت، آبراهه‌های متعددی هستند که از دامنه ارتفاعات مجاور سرچشمه گرفته و وارد محدوده دشت می‌شوند، همچنین وجود چشمه‌های فراوان که عمدتاً کارستیک بوده خود باعث تغذیه آبخوان می‌گردد. همچنین ضریب قابلیت انتقال سفره آب زیرزمینی در مناطق مختلف محدوده طرح متفاوت است، در حاشیه سفره به علت شیب تند و ضخامت کم آبرفت‌ها حدود ۵۰۰ متر مربع در روز و حتی کمتر و در مناطق مرکزی تا حداکثر ۱۰۰۰۰ مترمربع در روز متغیر است. مقادیر مشاهداتی در یک بازه زمانی ۱۳ ساله از سال ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۵ به صورت متوسط ماهیانه استفاده شدند. به عبارت دیگر تعداد مقادیر برداشت شده برای ۱۵۶ ماه متوالی در قالب سری زمانی مورد استفاده قرار گرفتند.

علاوه بر این، ۹ سال از این مقادیر مشاهداتی برای آموزش و ۴ سال برای تست مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده‌اند. داده‌ها از لحاظ همگنی نیز مورد ارزیابی قرار گرفتند که وجود داده‌های پرت با استفاده از شاخص آماری انحراف معیار شناسایی و حذف شدند. لازم به ذکر است که تعداد داده‌های پرت بسیار ناچیز و جزئی بودند (تقریباً ۵٪). علاوه بر این، دلیل استفاده از چاه سراب قنبر این است که در ناحیه مورد مطالعه تقریباً همه چاه‌ها خشک شده‌اند و چاه موردنظر تنها چاهی بود که در طی دوره ۱۳ ساله موردنظر به‌صورت مداوم توسط آب منطقه‌ای پایش و تراز آب زیرزمینی درون آن اندازه‌گیری شده بود. موقعیت جغرافیایی چاه سراب قنبر در شکل ۱ به تصویر کشیده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی چاه مورد مطالعه.

روش کار

ژنوتیپ مربوط به هر فرد یک رشته از سمبل‌های خطی را نشان می‌دهد که تحت عنوان کروموزم شناخته می‌شوند و ممکن است دارای تعداد مختلفی ژن با طول ثابت (یک یا بیشتر) باشند (شکل ۲-الف). شکل ۲ به صورت شماتیک کروموزوم با یک ژن، درخت عبارت، عبارت جبری، جهش، انتقال و بازسازی در روش برنامه‌نویسی بیان ژن را نشان می‌دهد. همچنین رشته‌های غیرخطی تحت فنوتیپ‌ها به صورت درخت عبارت مطابق شکل ۲ (ب) ارائه می‌دهد. علاوه بر این که GEP، عبارت درختی را به راحتی و به طور مستقیم از رشته‌های خطی دستکاری شده می‌خواند، بلکه توانایی ارائه یک رابطه ریاضی بدون از دست دادن پیچیدگی‌های محاسباتی را دارد (برای مثال، شکل ۲-ج). روند انتقال اطلاعات ژنتیکی از یک ژن در یک درخت عبارت با استفاده از سیستم ترجمه انجام می‌شود به طوری که به منظور جلوگیری از شکل‌گیری عبارت ترجمه غیر مجاز و اطمینان از اینکه تمام پیام‌های احتمالی و تغییرات ایجاد شده در ژن توانایی ترجمه به عبارت درختی را داشته باشد. به طور کلی قوانین مورد استفاده را می‌توان بدین شرح ارائه داد (فری‌پرا، ۲۰۰۱):

در این مطالعه، مدل برنامه‌نویسی بیان ژن عملکرد بسیار ضعیفی برای شبیه‌سازی تراژ آب زیرزمینی از خود نشان داد که با ترکیب آن با تبدیل موجک این نقص از بین رفت و یک مدل ترکیبی کارآمد ارائه گردید. برای انجام این کار در ابتدا، داده‌ها به دو دسته آموزش (۹ سال) و آزمون (۴ سال) تقسیم شدند. سپس بهینه‌ترین عضو موجک مادر معرفی شد. در ادامه، تأخیرهای موثر نیز توسط تابع خودهمبستگی شناسایی شده و برای هر یک از مدل‌های GEP و WGEP چهار مدل مختلف ارائه گردید. در انتها با تجزیه و تحلیل کلیه مدل‌های هوش مصنوعی، مدل برتر و موثرترین تأخیرهای ورودی شناسایی شدند.

برنامه نویسی بیان ژن (GEP)

برنامه‌نویسی بیان ژن روشی تکاملی مبتنی بر هوش مصنوعی جدید است که از برنامه‌نویسی ژنتیک، اقتباس شده است. مدل GEP یک سیستم ژنوتیپ-فنوتیپ^۱ است که از عملگرهای ژنتیکی مختلف استفاده می‌کند. در این سیستم،

¹ genotype-phenotype

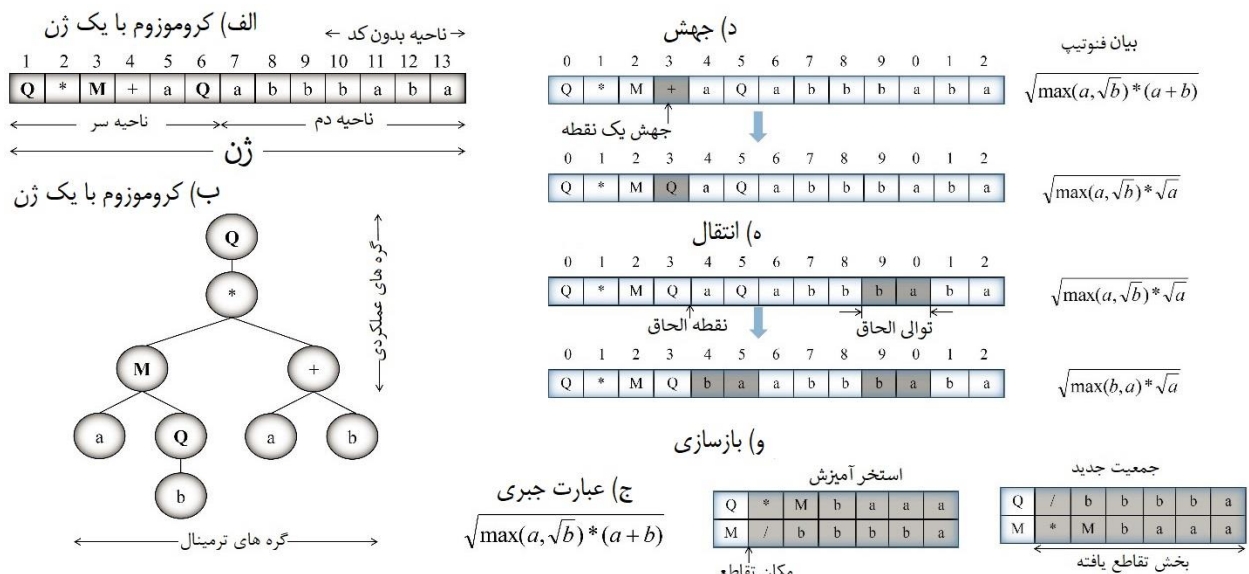
ارائه شده در شکل ۲، اگر سر پر باشد از علائم ریاضی، هر یک از آن‌ها دارای دو آرگومان باشد، همه نواحی که کدگذاری نشده‌اند، کدگذاری می‌شوند. اندازه درخت عبارت برابر با ماکزیمم مقدار آن، ۱۳، می‌شود.

۳) کروموزم‌هایی که بیش از یک ژن دارند، اغلب به منظور ایجاد گوناگونی در افراد مورد استفاده قرار می‌گیرند. هر ژن کروموزم نشان دهنده یک زیر مجموعه از درخت عبارت مربوطه است. باید توجه کرد که مقدار شایستگی هر زیردرخت عبارت در طول دوره تکاملی ارزیابی می‌شود.

۴) تولید مجدد ژنوتیپ مربوط به یک فرد که دارای بهترین شایستگی در میان عملگرهای ژنتیکی است (فری‌یرا ۲۰۰۱)، یک قسمت مهم در فرایند تکاملی به حساب می‌آید. با توجه به ساختار رشته‌ای-خطی مربوط به عملگرهای ژنتیکی ارائه شده در شکل ۲، امکان ویرایش و اصلاح آن‌ها بر اساس فنوتیپ با استفاده از عملگرهای ژنتیکی وجود دارد.

۱) ناحیه سر مربوط به یک ژن (شکل ۲-الف) می‌تواند نشانه‌های مختلفی را داشته باشد به طوری که گره‌های پایانی و توابع در درخت عبارات استنتاج شده را نشان دهد (شکل ۲-الف) اما ناحیه دم تنها شامل گره‌های پایانی می‌باشد. با توجه به شکل ۲، نشانه‌های (function nodes) “+”, “*”, “M”, and “Q” به ترتیب نشان دهنده ریشه مربعات، ماکزیمم دو مقدار، ضرب و جمع می‌باشند. علائم “a” و “b” نشان دهنده ثابت‌های عددی یا متغیرهای برآورد شده هستند (شکل ۲-ب) (گره‌های پایانی).

۲) طول ناحیه سر (h) در یک کروموزم به اختیاز انتخاب می‌شود و با استفاده از آن، طول دم به صورت $t = h(n-1) + 1$ محاسبه می‌شود. به طوری که n تعداد آرگومان‌هایی است که یک تابع یا عملگر از پیش تعیین شده می‌تواند حمل کند، می‌باشد. در شکل ۲، $h=6$ و n برابر تعداد آرگومان‌های استفاده شده در تابع M است. بنابراین مقدار $t=7$ بدست می‌آید. بنابراین، شکل و اندازه یک درخت عبارات به تعداد و نوع علائم توابع که در سر مورد استفاده قرار می‌گیرند، وابسته است (فری‌یرا ۲۰۰۱). برای مثال



شکل ۲- نمونه‌ای از عملگرهای ژنتیکی یک کروموزم در روش GEP الف- کروموزوم با یک ژن ب- درخت عبارت ج- عبارت جبری د- جهش ه- انتقال و- بازسازی.

مدل سازی، ایجاد تصادفی یک جمعیت اولیه از کروموزم‌ها است (ژنوتیپ). در ادامه هر یک از این کروموزم‌ها که با استفاده از سیستم ترجمه به یک مدل رگرسیونی ترجمه شده‌اند (ژنوتیپ)،

در مدل سازی مسائل مختلف با استفاده از GEP به منظور افزایش مقدار شایستگی، دارای یک روند کلی است که به طور خلاصه بیان می‌شود. همانند سایر روش‌های تکاملی، اولین مرحله از

شانس برای انتخاب در نسل بعدی و انتقال مشخصات ژنتیکی آن به فرزندان است. پروسه تولید مجدد و کنترل مقدار تابع شایستگی تا رسیدن به جواب بهینه یا شرایط توقف مدل، ادامه می‌یابد. در جدول ۱ مقادیر بهینه مربوط به مدل GEP مرتب شده است.

به صورت ترکیبی از توابع از پیش تعریف شده جهت مدل سازی و بیان منطقی می‌تواند متغیرهای پیش‌بینی و ثابت‌های مربوطه را تشکیل دهد. احتمال وجود هر کروموزم در نسل بعدی به مقدار تابع ارزیابی شایستگی بستگی دارد. نسل‌های دوم و پس از آن، در طول فرآیند تولید مجدد، تولید می‌شوند به طوری که در این فرآیند یک کروموزم با یک مقدار شایستگی بالا، دارای بالاترین

جدول ۱- مقادیر بهینه مربوط به مدل GEP.

روش	پارامتر	مقادیر
GEP	تعداد نسل‌ها	۲۰۰۰۰۰
	توابع مورد استفاده	+, -, ×, /, x ² , x ³ , x ⁵ , sin, cos, Atan
	طول کروموزم‌ها	۳۰
	تعداد ژن‌ها	۴
	اندازه سر	۱۰
	نرخ جهش	۰/۰۱
	الحاق	۰/۱۵
	IS ترانهش	۰/۱۵
	RIS ترانهش	۰/۱۵
	باز ترکیب یک نقطه‌ای	۰/۳۵
	باز ترکیب دو نقطه‌ای	۰/۳۵
	نرخ باز ترکیب ژن	۰/۱۵
	نرخ ترانهش ژن	۰/۱۵

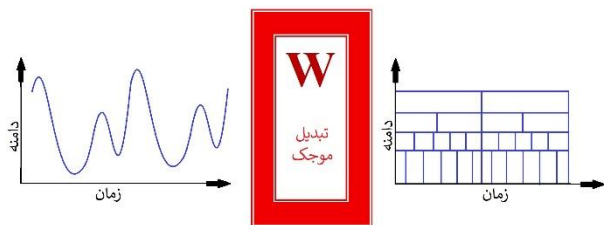
تبدیل که فرآیند را به چند افق زمانی تجزیه کند آن را به شکلی تبدیل می‌کند که دوره‌های تکرار، گروه‌ها و طبقات نوسان‌پذیر و ساختارهای جهش و ویژگی‌های عمومی و موضعی پویایی فرآیند، متفاوت است. به طور کلی، موجک‌ها توابع ریاضی هستند که داده‌ها را به اجزا فراوانی (فرکانس) تفکیک کرده و هر جزء را به نمایش متناسب به مقیاس آن جزء مطالعه می‌کنند. علاوه بر این موجک‌ها دارای جنسیت هستند. به بیان دیگر، موجک پدر اغلب با ϕ و موجک مادر با نماد ψ نمایش داده می‌شود که به صورت زیر تعریف می‌شوند (آداموفسکی و سان ۲۰۱۰):

$$\phi_{j,k}(t) = S^{-\frac{j}{2}} \phi\left(\frac{t - S^j k}{S^j}\right) \quad (1)$$

$$\psi_{j,k}(t) = S^{-\frac{j}{2}} \psi\left(\frac{t - S^j k}{S^j}\right) \quad (2)$$

تبدیل موجک

تبدیل فوریه یک تابع $f(x)$ را به صورت بی‌نهایت تابع $\sin(ax)$ و $\cos(ax)$ ارائه می‌دهد. با توجه به قابلیت خوب تبدیل فوریه در تحلیل سیگنال‌ها، این تبدیل دو عیب عمده دارد. اول آنکه توابع پایه فوریه (سینوس و کسینوس) برای نمایش سیگنال‌های پیچیده مناسب نبوده و دیگر آنکه پارامتر زمان را حذف می‌کند. تبدیل موجک مشابه تبدیل فوریه با بسط توابع سروکار دارد ولی این بسط بر حسب توابع موجک نوشته می‌شود. موجک یک بازه محدود با میانگین صفر است، در حالی که فوریه یک تابع سینوسی است که از $-\infty$ تا $+\infty$ گسترده است. از طرف دیگر منحنی سینوسی فوریه یک منحنی نرم قابل پیش‌بینی است اما موجک‌ها از قاعده خاصی پیروی نمی‌کنند. موج سینوسی از نظر تعداد و فراوانی دوره‌ها موضعی شده است ولی از نظر زمانی موضعی نیست در حالی که موجک هم از نظر فراوانی و هم از نظر زمانی موضعی شده است. بنابراین یک



شکل ۳- نحوه مکانیزم تبدیل ویولت در مواجهه با داده‌های سری زمانی.

روش ترکیبی WGE

به منظور ترکیب مدل GEP با تبدیل موجک، ابتدا داده‌ها باید به دسته‌های مختلف تقسیم شوند. در ابتدا نیاز هست که ورودی مدل شناسایی شود. به عبارت دیگر در این مطالعه از تابع خود همبستگی (ACF) استفاده می‌شود. شکل ACF مربوط به داده‌های آموزشی در این مطالعه، در شکل ۴ ارائه شده است. با توجه به این نمودار، اثر قابل توجه تأخیرهای ابتدایی و عدم وجود دوره در سری زمانی، قابل مشاهده است. به عبارت دیگر، ابتدا تأخیرهای تأثیرگذار داده‌های سری زمانی توسط تابع خود همبستگی شناسایی می‌شوند و سپس چهار مدل متمایز GEP با استفاده از ترکیب این تأخیرها تعریف می‌گردند. با توجه به شناسایی تأخیرهای موثر ابتدایی، چهار مدل که ترکیبی از این تأخیرها هستند به صورت زیر معرفی می‌شوند:

- WGE 1 $Q(t) = f(Q(t-1))$
 WGE 2 $Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2))$
 WGE 3 $Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3))$
 WGE 4 $Q(t) = f(Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4))$

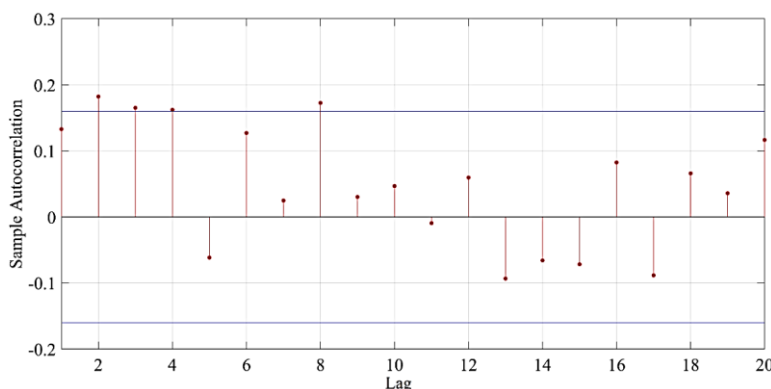
همان‌طور که ملاحظه می‌شود پارامتر مقایسه (S) نقش تحلیل موجک را از تحلیل فوریه متمایز می‌سازد. تغییر دامنه دید را تغییر داده و می‌تواند تحلیل را از حالت کلی به موضعی و برعکس تغییر دهد. موجک پدر انتگرالی برابر با یک و موجک مادر انتگرال برابر با صفر دارد. موجک پدر بخش هموار، روند (فرکانس پایین) سیگنال، و موجک مادر در بخش‌های جزئی (فرکانس بالا) را نشان می‌دهد. تبدیل موجک یک تابع مانند f را می‌تواند به وسیله معادله زیر، نمایش دهد (آداموفسکی و سان ۲۰۱۰):

$$W_{\psi} f(j, k) = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi \left(2^{-\frac{j}{2}} t - k \right) dt \quad (3)$$

حال می‌توان رابطه بین سری‌های زمانی و نمایش موجک برقرار نمود. هر سری زمانی مانند $y(t)$ به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$y(t) = \sum_k S_{j,k} \phi_{j,k}(t) + \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_k d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(t) + \dots + \sum_k d_{l,k} \phi_{l,k}(t) \quad (4)$$

که در عبارت یاد شده $j=1,2,\dots,J$ است و J حداکثر مقیاس موردنظر است. در حقیقت در تبدیل موجک نیز به مانند تبدیل فوریه، یک تابع یا سری زمانی به صورت مجموعه‌ای از جملات با توابع پایه موجک بیان می‌شود با این تفاوت که توابع موجک به مانند سینوس و کسینوس نبوده و در برگزیده پارامتر مقیاس هستند. طرح شماتیک نحوه مکانیزم تبدیل موجک در مواجهه با داده‌های سری زمانی در شکل ۳ قابل مشاهده است.



شکل ۴- نمودار ACF برای نوسانات تراز آب زیرزمینی.

پراکندگی (SI)، خطای مطلق میانگین (MAE) و ضریب بهره‌وری نش-ساتکلیف (NSC) به صورت زیر استفاده می‌گردد:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (6)$$

$$VAF = \left(1 - \frac{\text{var}(F_i - O_i)}{\text{var}(F_i)}\right) \times 100 \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2} \quad (8)$$

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{O}} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F_i - O_i| \quad (10)$$

$$NSC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - F_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (11)$$

در اینجا O_i مقادیر مشاهداتی، F_i مقادیر تراز پیش‌بینی شده به‌وسیله مدل‌های عددی، \bar{O} میانگین مقادیر مشاهداتی و n برابر تعداد مقادیر مشاهداتی است. در قسمت‌های بعدی نتایج مدل‌های مختلف هوش مصنوعی ساده و ترکیبی به‌همراه عملکرد موجک‌های مادر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. لازم به‌ذکر است که نتایج این مدل‌ها برای شرایط آزمون مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. نزدیک بودن شاخص آماری R^2 به عدد یک نشان دهنده همبستگی بیشتر مقادیر شبیه‌سازی شده با مقادیر مشاهداتی است و این شاخص بین صفر و یک متغیر خواهد بود. علاوه بر این محدوده شاخص‌های VAF و NSC بین صفر و ۱۰۰ می‌باشد که نزدیک بودن آنها به عدد ۱۰۰ حاکی از عملکرد بهتر مدل عددی خواهد بود. علاوه بر این، نزدیک بودن شاخص‌های آماری $RMSE$ ، SI و MAE به عدد یک به معنای دقت بیشتر مدل عددی مورد نظر می‌باشد. لازم به‌ذکر است که در این مطالعه به منظور جلوگیری از ارائه مطالب تکراری و محدودیت تعداد صفحات مقاله از ارائه نتایج آموزش خودداری می‌شود و فقط نتایج آزمون مورد بحث قرار می‌گیرند.

پس از انتخاب داده‌های آموزشی و تعریف مدل‌های مختلف، دو گام اساسی دیگر پیش از انجام تحلیل وجود دارد، تعیین تابع موجک و سطح تجزیه. در استفاده از تبدیل موجک‌ها، تعیین نوع موجک و سطح بهینه تجزیه بسیار مهم است. یکی از نکات مهم و اساسی در انتخاب موجک مادر، طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن است. بنابراین الگوهایی که از توابع موجک مادر بتواند به‌لحاظ شکل هندسی به‌خوبی بر منحنی سری زمانی منطبق شود، بهتر می‌تواند عمل نگاشت را انجام دهد و نتایج بهتری داشته باشد. توابع موجک مادر مورد استفاده در این مطالعه به شرح db, haar, sym, coif, bior, dmey می‌باشند. توابع موجک مادر مورد استفاده در این مطالعه از نوع dmey است که با استفاده از سعی و خطای فراوان در میان توابع موجک مختلف، انتخاب شده است. علاوه بر آن، جهت تعیین سطح تجزیه از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$DL = \text{int}[\log(n)] \quad (5)$$

در اینجا l برابر است با سطح تجزیه، N تعداد نمونه‌ها در حالت آموزش و int قسمت صحیح مقدار l می‌باشد. با توجه به این که مقدار N برابر با ۱۰۸ است، بنابراین سطح تجزیه برابر با ۲ در نظر گرفته می‌شود.

از طرف دیگر، در سه سال اخیر بازه زمانی مورد مطالعه، روند افت سطح آب تقریباً دارای شدت کمتری بوده و سفره در سطح بسیار پائین‌تری نسبت به سال‌های قبل به تعادل نسبی رسید. به‌عبارت دیگر تعداد مقادیر برداشت شده برای ۱۵۶ ماه متوالی در قالب سری زمانی مورد استفاده قرار گرفتند. علاوه بر این، ۹ سال از این مقادیر مشاهداتی برای آموزش و ۴ سال برای تست مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده‌اند. لازم به‌ذکر است که مدل‌سازی‌ها و ترکیب مدل‌های هوش مصنوعی در محیط نرم افزار متلب انجام شده است.

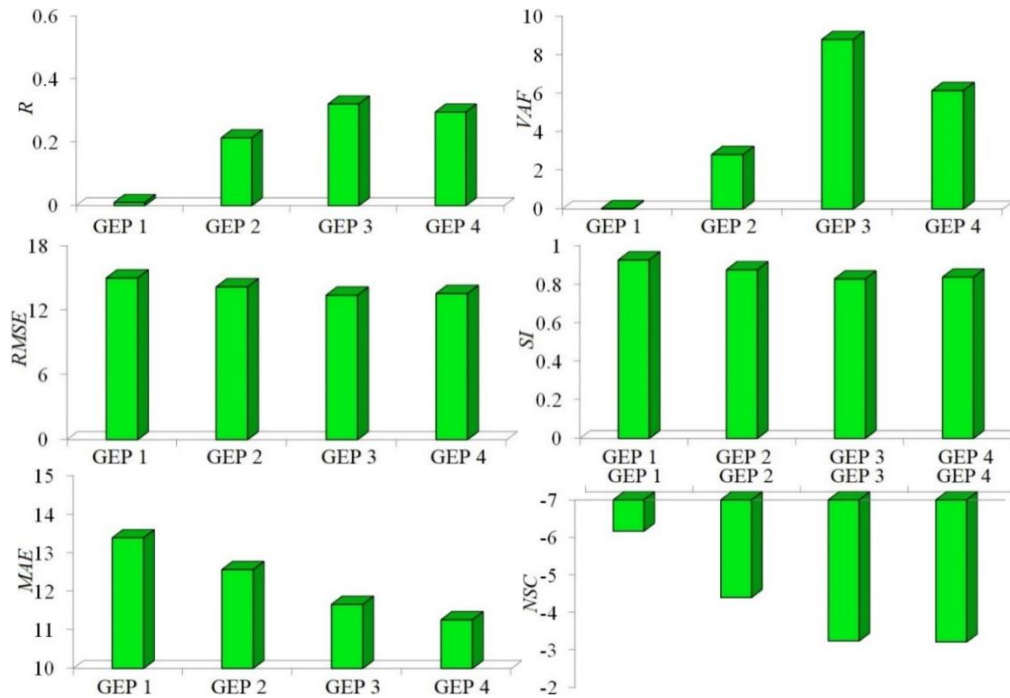
معیارهای بررسی دقت مدل‌های عددی

در مطالعه حاضر به‌منظور ارزیابی دقت مدل‌های عددی معرفی شده از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، شاخص عملکرد (VAF)، خطای مربعات میانگین ریشه ($RMSE$)، شاخص

نتایج و بحث نتایج مدل‌های GEP

مختلف در شکل ۵ قابل مشاهده است. به عنوان مثال، مدل GEP 1 مقادیر تابع هدف را با استفاده از تأخیرهای شماره (t-1) تخمین می‌زند. برای این مدل عددی مقادیر R، RMSE و VAF به ترتیب برابر با ۰/۰۱، ۱۴/۹۹۷ و ۰/۰۲ محاسبه شده است.

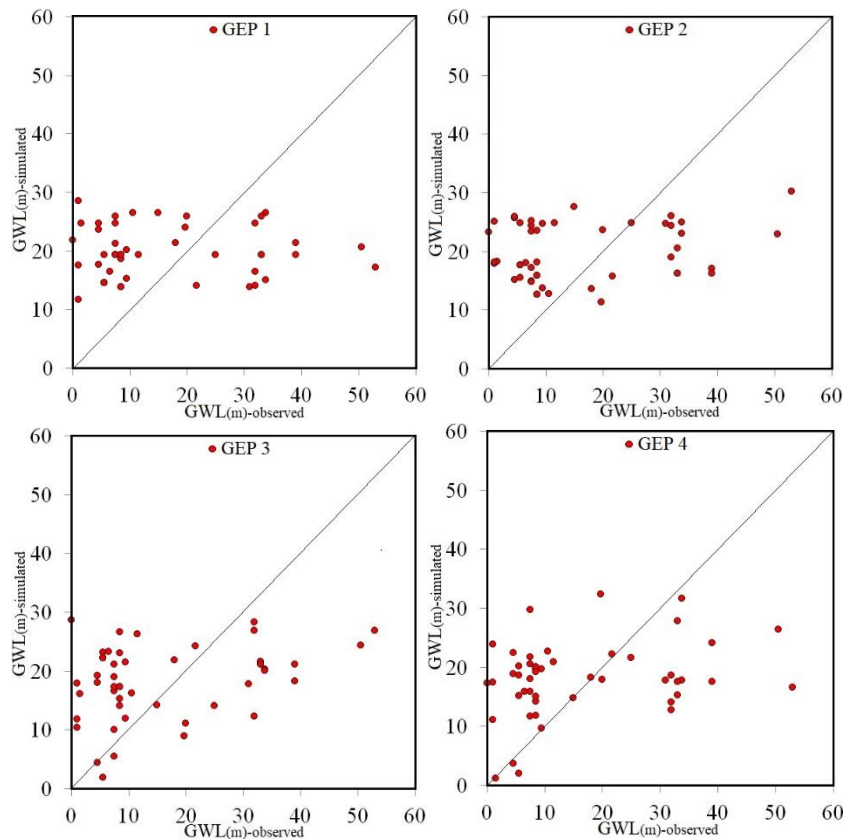
در این قسمت به ارزیابی دقت مدل‌های GEP پرداخته می‌شود. نتایج کلیه شاخص‌های آماری محاسبه شده برای مدل‌های



شکل ۵- نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های GEP.

و ۱۱/۶۶۰ تخمین زده شده‌اند. در مقابل، مدل GEP 4 مقادیر تابع هدف را توسط کلیه تأخیرهای ورودی که شامل (t-1)، (t-2)، (t-3) و (t-4) هستند، شبیه‌سازی می‌کند. برای مدل مذکور مقادیر شاخص‌های آماری NSC و MAE به ترتیب مساوی با ۳/۲۲۱- و ۱۱/۲۶۱ تخمین زده می‌شوند. همچنین، شاخص پراکندگی، ضریب همبستگی و شاخص عملکرد برای مدل GEP4 به ترتیب برابر با ۰/۸۳۶، ۰/۲۹۶ و ۶/۱۳۹ هستند. بنابراین با تجزیه و تحلیل نتایج شبیه‌سازی‌ها مشخص شد که مدل GEP1 و GEP2 به ترتیب به عنوان ضعیف‌ترین و بهترین مدل‌ها معرفی می‌شوند. لازم به ذکر است که نمودار پراکندگی برای کلیه مدل‌های GEP در قالب شکل ۶ نشان داده شده است.

علاوه بر این، شاخص‌های آماری MAE و NSC برای GEP 1 نیز به ترتیب مساوی با ۱۳/۳۸۷ و ۶/۱۶۸- بدست آمدند. این در حالی است که مدل هوش مصنوعی GEP 2 مقادیر ترازها را توسط تأخیرهای (t-1) و (t-2) محاسبه می‌نماید. برای مدل مذکور مقادیر RMSE، MAE و SI به ترتیب مساوی با ۱۴/۱۷۳، ۱۲/۵۶۳ و ۰/۸۷۴ هستند. لازم به ذکر است که مدل GEP 3 مقادیر نوسانات تراز آب زیرزمینی را به وسیله تأخیرهای شماره (t-1)، (t-2) و (t-3) مدل‌سازی می‌کند. برای مدل GEP 3 مقادیر شاخص پراکندگی و ضریب همبستگی به ترتیب مساوی با ۰/۸۲۷ و ۰/۳۲۱ محاسبه شده‌اند. علاوه بر این، برای این مدل عددی مقادیر VAF، RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۸/۷۷۹، ۱۳/۳۹۹



شکل ۶- نمودار پراکندگی برای مدل‌های GEP.

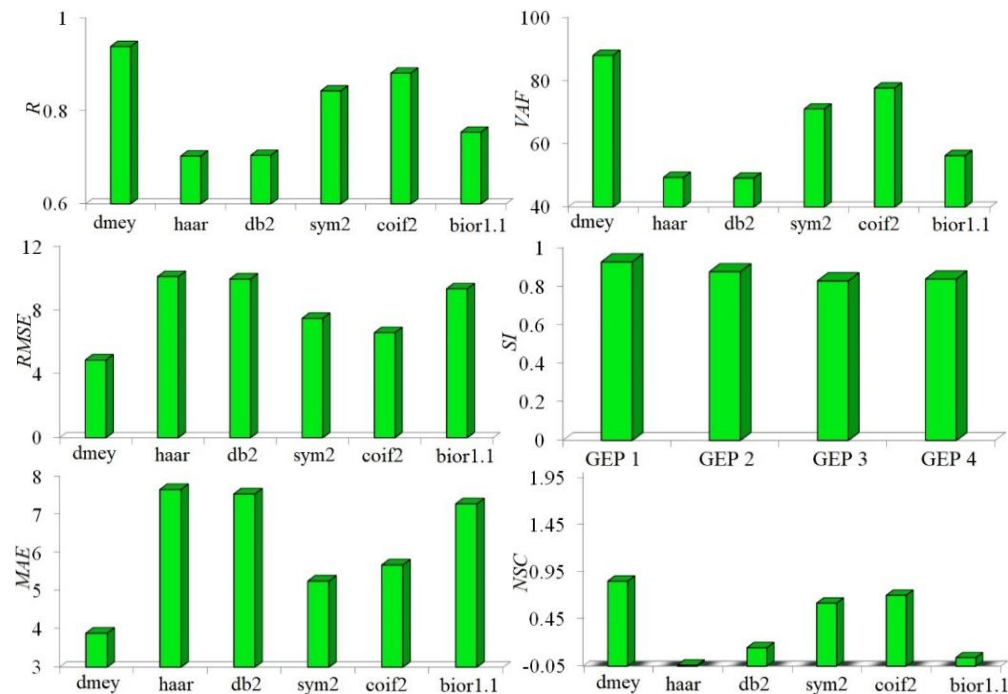
نتایج موجک‌های مادر

در این بخش به ارزیابی دقت موجک‌های مادر پرداخته می‌شود. همان‌طور که در بخش‌های قبلی بیان شد، مدل موجک دارای خانواده‌هایی با عنوان داوبچیز (db)، هار (haar)، سایملتس (sym)، کویفلتس (coif)، بایورثوگونال (bior) و دی‌میر (dmey) است. در شکل ۷ شاخص‌های آماری محاسبه شده برای این موجک‌های مادر قابل مشاهده است. تجزیه و تحلیل نتایج کلیه موجک‌های مادر نشان می‌دهد که موجک مادر dmey بهترین عملکرد را در میان کلیه خانواده‌ها دارد. به‌عنوان مثال، برای این موجک مادر مقادیر R، MAE و NSC به ترتیب مساوی با ۰/۹۳۸، ۳/۸۹۰ و ۰/۸۵۱ به دست آمده‌اند. علاوه بر این، مقادیر شاخص عملکرد و شاخص پراکندگی برای dmey به ترتیب برابر با ۸۷/۹۴۱ و ۰/۳۰۰ هستند. همچنین، برای موجک مادر haar مقادیر RMSE، SI و VAF به ترتیب مساوی با ۱۰/۰۹۰، ۰/۷۰۳ و ۴۹/۳۷۳ تخمین زده شده‌اند. این در حالی است که مقادیر

بر اساس نتایج مدل‌های GEP، دقت مدل‌سازی این مدل‌ها در حد قابل‌قبولی نیست و این مدل‌ها مقادیر تابع هدف را با همبستگی بسیار پائینی شبیه‌سازی نموده است. به‌عنوان مثال، مقدار شاخص آماری ضریب همبستگی محاسبه شده برای مدل GEP 1 مساوی با ۰/۰۱ است. علاوه بر این مقدار شاخص آماری R برای مدل‌های GEP 2 و GEP 3 نیز به ترتیب برابر با ۰/۲۱۴ و ۰/۳۲۱ به دست آمدند. لازم به ذکر است که مقدار شاخص آماری مذکور برای مدل GEP 4 مساوی با ۰/۲۹۶ تخمین زده شده است. در میان کلیه مدل‌های GEP، مدل GEP 1 دارای کمترین دقت و همبستگی و مدل GEP 3 نیز دارای بیشترین دقت و بالاترین همبستگی است. اما تجزیه و تحلیل نتایج شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی نشان می‌دهد که مدل هوش مصنوعی GEP نیاز به بهینه‌سازی دارد و این کار توسط تبدیل موجک صورت می‌گیرد. در قسمت بعد انواع موجک‌های مادر مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و بهینه‌ترین آن انتخاب می‌شود.

عضو خانواده موجک مادر کویفلتس شناسایی می‌شود. برای db2 همان که همان db2 است به ترتیب برابر با ۰/۱۴۷ و ۷/۵۳۷ و ۰/۷۰۴ هستند. لازم به ذکر است که برای عضو برتر خانواده سایملتس یا همان sym2 مقادیر شاخص‌های پراکندگی، شاخص عملکرد و ضریب همبستگی به ترتیب مساوی با ۰/۴۶۱، ۷۰/۹۵۹ و ۰/۸۴۳ تخمین زده شدند. در مقابل، coif2 به عنوان بهترین عضو خانواده موجک مادر کویفلتس شناسایی می‌شود. برای MAE و NSC به ترتیب برابر با ۵/۶۷۷ و ۰/۴۰۶، و ۰/۷۰۱ محاسبه می‌شوند. باید خاطرنشان شود که bior1.1 به عنوان بهترین عضو خانواده بایورثوگونال است که مقادیر شاخص‌های آماری R، VAF و RMSE برای آن به ترتیب برابر با ۰/۷۵۴، ۵۶/۲۴۸ و ۹/۳۲۹ هستند.

شاخص‌های آماری NSC، MAE و R برای عضو برتر خانواده داوپیچ که همان db2 است به ترتیب برابر با ۰/۱۴۷ و ۷/۵۳۷ و ۰/۷۰۴ هستند. لازم به ذکر است که برای عضو برتر خانواده سایملتس یا همان sym2 مقادیر شاخص‌های پراکندگی، شاخص عملکرد و ضریب همبستگی به ترتیب مساوی با ۰/۴۶۱، ۷۰/۹۵۹ و ۰/۸۴۳ تخمین زده شدند. در مقابل، coif2 به عنوان بهترین

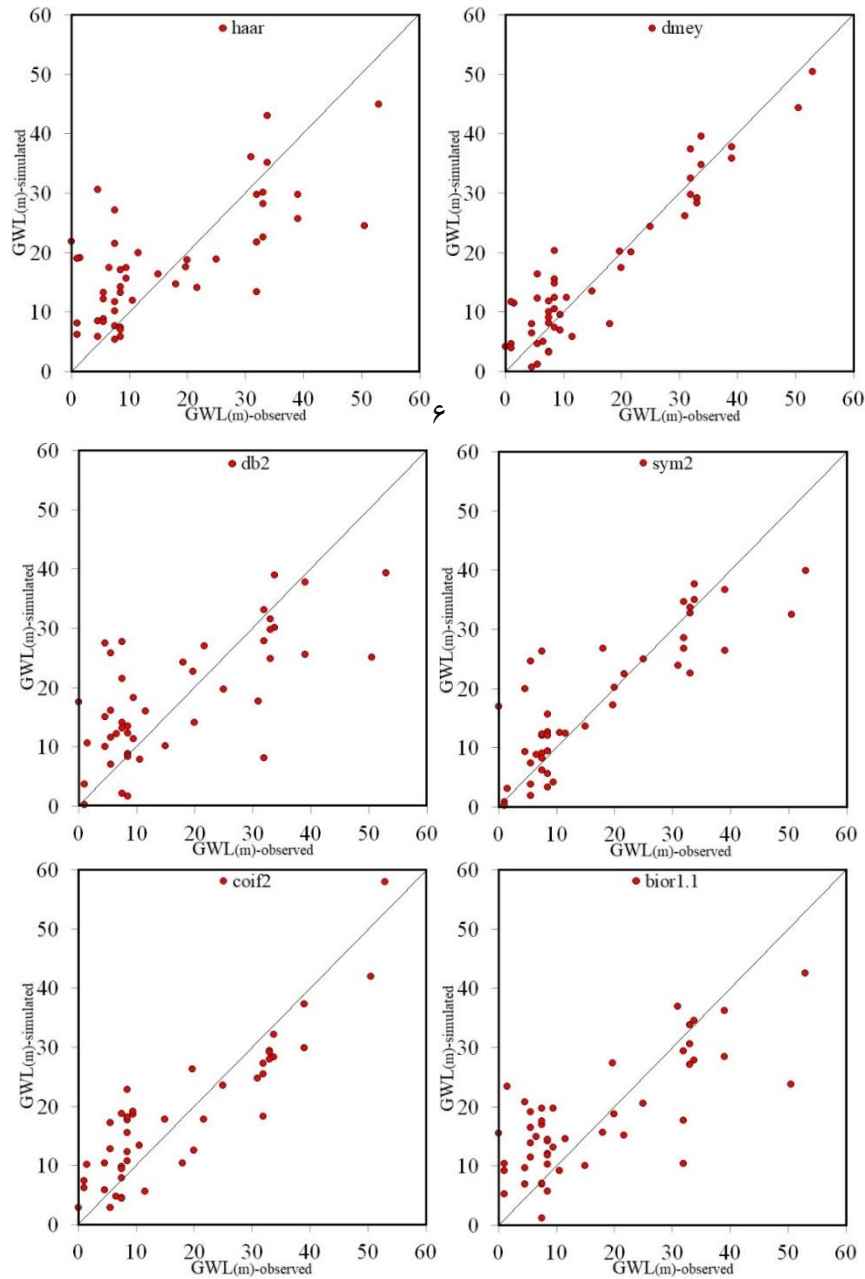


شکل ۷- نتایج شاخص‌های آماری برای موجک‌های مادر.

داده‌های سری زمانی دارد. به عبارت دیگر، موجک مادر dmey مقادیر ترازهای آب زیرزمینی را با دقت خوبی پیش‌بینی نمود و همبستگی مناسبی با مقادیر مشاهداتی دارد. در میان کلیه موجک‌های مادر، haar کمترین دقت و پائین‌ترین همبستگی را با مقادیر مشاهداتی از خود نشان داد. بنابراین با تجزیه و تحلیل نتایج کلیه موجک‌های مادر مشخص می‌شود که موجک مادر dmey به عنوان بهترین موجک مادر در نظر گرفته می‌شود و در ادامه برای بهینه‌سازی مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) از آن استفاده می‌شود.

در شکل ۸ نیز نمودارهای پراکندگی کلیه موجک‌های مادر برتر نشان داده می‌شود. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، تبدیل موجک به خوبی داده‌های سری زمانی رو شبیه‌سازی نموده و در مقایسه با مدل GEP، دقت مدل‌سازی را به نحوه قابل توجهی افزایش داده است. به عبارت دیگر، نتایج کلیه شاخص‌های آماری و نمودارهای پراکندگی موجک‌های مادر نشان دهنده دقت مناسب این مدل عددی می‌باشد.

شبیه‌سازی نوسانات تراز آب زیرزمینی توسط موجک‌های مادر مختلف نشان داد که این تبدیل توانایی خوبی برای شبیه‌سازی



شکل ۸- نمودار پراکندگی برای موجک‌های مادر.

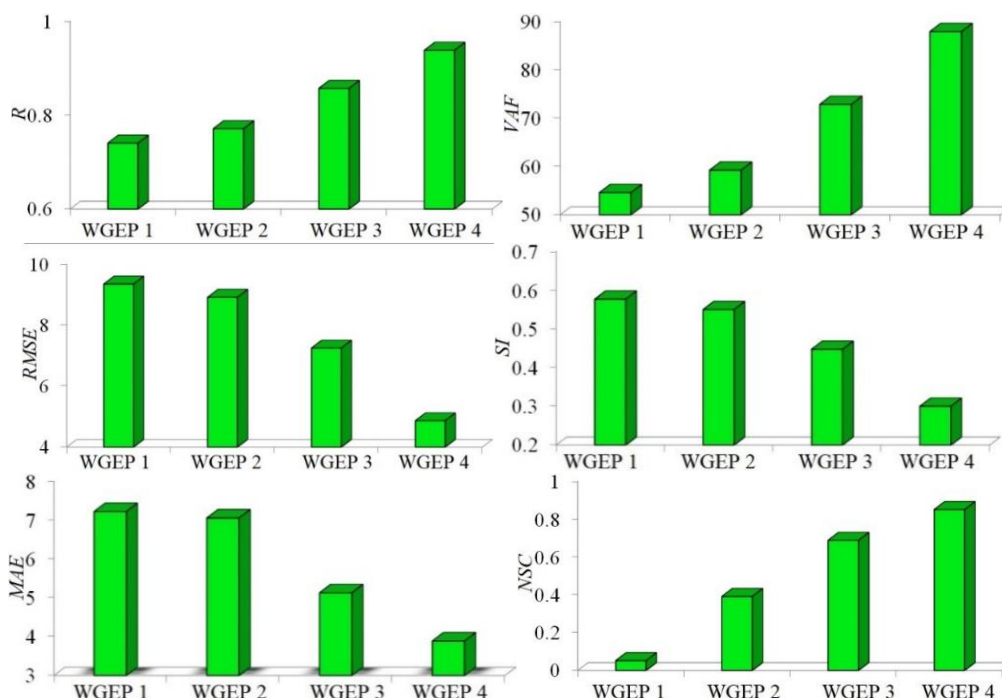
دقت مدل GEP را به شکل قابل توجهی بهبود بخشید. به عنوان مثال، شاخص پراکندگی مدل WGEP 1 در مقایسه با مدل GEP حدوداً ۱/۶ برابر کمتر محاسبه شده است. لازم به ذکر است که در میان کلیه مدل‌های WGEP، مدل WGEP 1 دارای کمترین دقت و بیشترین مقدار خطا است. همچنین، مقادیر SI، RMSE و R برای مدل WGEP 2 به ترتیب مساوی با ۰/۵۵۰ و ۰/۷۷۱ بدست آمده‌اند. لازم به ذکر است که شاخص عملکرد مدل

نتایج مدل‌های WGEP

در این قسمت به بررسی مدل‌های ترکیبی موجک-برنامه-نویسی بیان ژن (WGEP) پرداخته می‌شود. در شکل ۹ نیز نتایج کلیه شاخص‌های آماری محاسبه شده برای مدل‌های WGEP به تصویر کشیده شده است. به عنوان مثال، برای مدل WGEP 1 مقادیر شاخص‌های آماری R، MAE و NSC به ترتیب برابر با ۰/۷۴۰، ۷/۲۱۸ و ۰/۰۵۲ هستند. علاوه بر این، تبدیل موجک

شاخص‌های R، RMSE و NSC برای مدل WGEP 4 به ترتیب مساوی با ۰/۹۳۸، ۴/۸۶۸ و ۰/۸۵۱ هستند. علاوه بر این مقادیر MAE و SI برای این مدل ترکیبی به ترتیب برابر با ۳/۸۹۰ و ۰/۳۰۰ محاسبه شده‌اند. شاخص عملکرد مدل WGEP 4 در مقایسه با GEP 4 تقریباً ۱۴ برابر بهبود یافته است.

WGEP 2 در مقایسه با مدل GEP 2 تقریباً ۲۰ برابر افزایش یافته است. این در حالی است که برای مدل WGEP 3 مقادیر شاخص‌های آماری RMSE، MAE و NSC به ترتیب برابر با ۰/۶۸۸، ۵/۱۳۰ و ۷/۲۵۳ تخمین زده شده‌اند. تبدیل موجک باعث می‌شود که شاخص عملکرد مدل WGEP 3 در مقایسه با مدل GEP 3 حدوداً ۸ برابر افزایش پیدا کند. همچنین، مقادیر



شکل ۹- نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های WGEP.

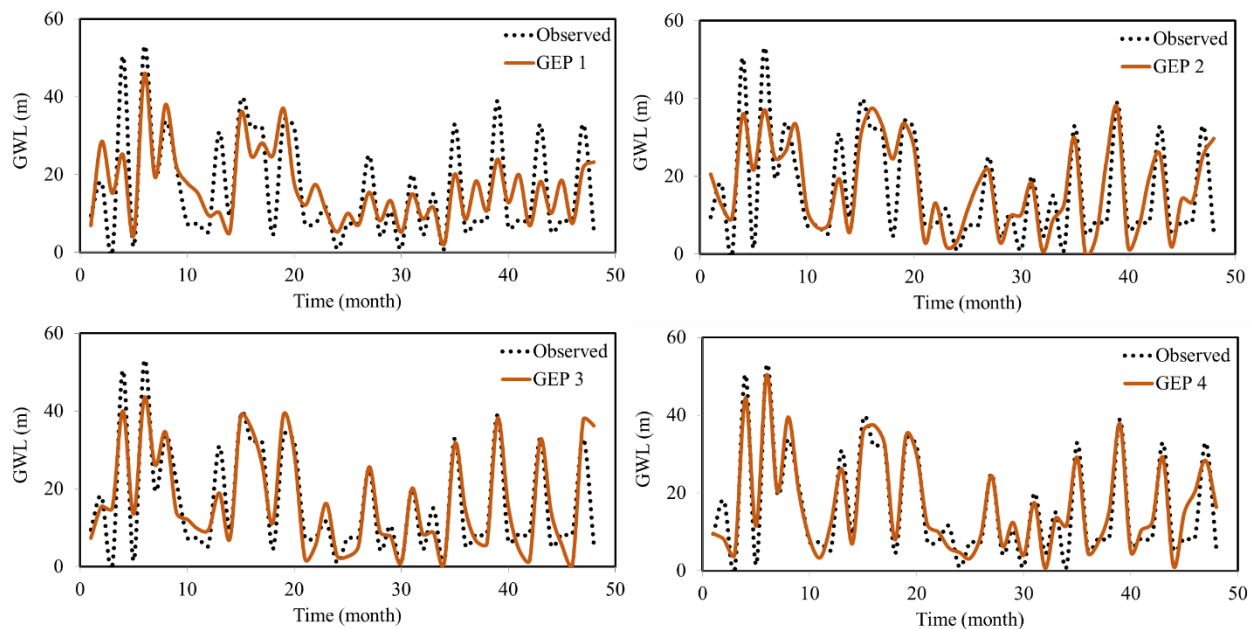
علاوه بر این نتایج مدل‌های ترکیبی WGEP در وضعیت آموزش نیز در جدول ۲ مرتب شده است. لازم به ذکر است که نتایج مدل‌های مذکور در شرایط آموزش نیز در حد قابل قبولی است. به عنوان مثال، شاخص آماری VAF برای مدل‌های WGEP 1، WGEP 2 و WGEP 3 به ترتیب مساوی با ۵۳/۳۵۹، ۸۱/۶۵۱ و ۸۵/۳۵۹ محاسبه شدند. علاوه بر این، مقادیر RMSE و NSC برای مدل WGEP 4 نیز به ترتیب برابر با ۶/۸۴۱ و ۰/۸۷۳ تخمین زده شدند.

تغییرات سطح آب زیرزمینی و همچنین میزان بارندگی ماهیانه در این ناحیه برای ۱۳ سال آبی بررسی گردیده که براساس نتایج مشخص شد که روند سطح آب در دشت در این بازه زمانی سیر

در شکل ۱۰ نیز مقادیر تراز آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده با مقادیر مشاهداتی قابل مشاهده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی-ها، کلیه مدل‌های WGEP در مقایسه با مدل‌های GEP متناظر خود مقادیر تابع هدف که در اینجا تراز آب زیرزمینی است را با دقت و عملکرد بهتری شبیه‌سازی کردند. به عبارت دیگر، مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی WGEP هم در شاخص‌های آماری مربوط به خطا و هم در شاخص‌های آماری مربوط به همبستگی، مقادیر مشاهداتی را بسیار بهتر و دقیق‌تر پیش‌بینی نمودند و موجک مادر demy نقش بسزایی در این بهبود عملکرد ایفا کرده است.

است و این مدل به عنوان مدل برتر معرفی می شود. باید توجه کرد که WGEP 4 مقادیر تابع هدف را توسط تأخیرهای شماره (t-1)، (t-2)، (t-3) و (t-4) شبیه سازی می کند، لذا این تأخیرها نیز به عنوان موثرترین تأخیرهای ورودی شناسایی می شوند. لازم به ذکر است که تبدیل موجک و موجک مادر بهینه که در اینجا dmev است دقت مدل GEP را به شکل قابل توجهی بهبود بخشید.

نزولی داشته به گونه ای که طی این ۱۳ سال حدود ۵/۷۷ متر افت سطح آب زیرزمینی در مخزن مشاهده شد که با بررسی کلی می توان به این نتیجه رسید که این امر ناشی از خشکسالی های چند ساله اخیر و همچنین افزایش میزان برداشت می باشد. در سه سال اخیر این بازه زمانی، روند افت سطح آب تقریباً دارای شدت کمتری بوده و سفره در سطح بسیار پائین تری نسبت به سال های قبل به تعادل نسبی رسید. لازم به ذکر است که در میان کلیه مدل های ترکیبی، مدل WGEP 4 دارای بهترین عملکرد



شکل ۱۰- نمودار پراکندگی برای مدل های WGEP.

جدول ۲- نتایج آموزش برای مدل های WGEP 1 تا WGEP 4.

	R	VAF	RMSE	SI	MAE	NSC
WGEP 1	۰/۷۳۰	۵۳/۳۵۹	۱۳/۳۷۲	۰/۵۵۹	۹/۹۷۴	۰/۱۶۲
WGEP 2	۰/۹۰۶	۸۱/۶۵۱	۸/۴۰۸	۰/۳۴۹	۶/۴۲۱	۰/۸۰۶
WGEP 3	۰/۹۲۵	۸۵/۳۵۹	۷/۵۲۲	۰/۳۱۰	۵/۶۵۸	۰/۸۰۸
WGEP 4	۰/۹۳۸	۸۷/۹۲۸	۶/۸۴۱	۰/۲۸۰	۵/۵۱۴	۰/۸۷۳

کارآمد تحت عنوان WGEP تولید گردید. به عبارت دیگر مدل های GEP و تبدیل موجک با همدیگر ترکیب شدند و یک روش هوش مصنوعی ترکیبی برای شبیه سازی آب درون آبخوان آب زیرزمینی واقع در منطقه سراب قنبر شهر کرمانشاه در طی یک

نتیجه گیری

در این مطالعه، مدل برنامه نویسی بیان ژن (GEP) توسط تبدیل موجک (wavelet) بهینه سازی شد و یک مدل ترکیبی

ضریب همبستگی برای مدل برتر WGEP به ترتیب مساوی با ۰/۳۰۰ و ۰/۹۳۸ بدست آمدند.

- تجزیه و تحلیل نتایج مدل سازی‌ها نشان داد که تأخیرهای (t-1)، (t-2)، (t-3) و (t-4) موثرترین تأخیرهای داده‌های سری زمانی شامل بودند.

در انتها پیشنهاد می‌شود که با توجه به خشک شدن اکثر قریب به اتفاق چاه‌های منطقه مورد مطالعه و استخراج بی‌رویه آب زیرزمینی برای مصارف مختلف، مطالعات میدانی و عددی بیشتری برای وضعیت موجود آبخوان‌های آب زیر زمینی این ناحیه انجام شوند.

منابع

اکبرزاده، ف.، حسن پور، ح.، امامقلی زاده، ص.، ۱۳۹۵. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت شاهرود استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تابع پایه شعاعی. مدیریت حوزه آبخیز، دوره ۷، شماره ۱۳، ۱۰۴-۱۱۸.

ترابی، حسن، نصرالهی، ع.ح.، دهقانی، ر.، ۱۳۹۸. ارزیابی مدل شبکه عصبی موجک در پیش‌بینی منابع آب زیرزمینی استان لرستان. هیدروژئولوژی، انتشار آنلاین از تاریخ ۲۴ مهر ۱۳۹۸. دانشور وثوقی، ف.، ۱۳۹۹. استفاده از رفع نویز موجکی در بررسی روند تراز آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت اردبیل). هیدروژئولوژی، دوره ۵، شماره ۱، ۶۱-۷۲.

دانشور وثوقی، ف.، کریمی، ع.، ۱۳۹۷. استفاده از روش‌های پیش پردازش SOM و تبدیل موجک در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت آذرشهر). هیدروژئولوژی، دوره ۳، شماره ۱، ۱۵-۳۲.

نیکبخت، ج.، نوری، س.، ۱۳۹۵. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های موجک-عصبی (مطالعه موردی: دشت مراغه-آذربایجان شرقی). هیدروژئولوژی، دوره ۱، شماره ۱، ۲۹-۴۳.

Azimi, H., Bonakdari, H., Ebtehaj, I., 2019. Gene expression programming-based approach for predicting the roller length of a hydraulic jump on a rough bed. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 27: 77-87.

بازه زمانی ۱۳ ساله معرفی گردید. برای این کار، در ابتدا با استفاده از تابع خود همبستگی چهار تأخیر موثر داده‌های سری زمانی شناسایی شدند. سپس کلیه اعضای موجک‌های مادر نیز بررسی شدند و در نهایت بهینه‌ترین موجک مادر که dmey بود برای بهینه‌سازی مدل GEP انتخاب گردید. در ادامه با استفاده از تأخیرهای موثر مذکور، برای هر یک از مدل‌های GEP و WGEP چهار مدل متمایز تعریف گردید. با تجزیه و تحلیل کلیه مدل‌های هوش مصنوعی، مدل برتر معرفی شد که مقادیر تابع هدف را با کمترین مقدار خطا و بیشتر همبستگی تخمین زد. مهمترین نتایج زیر از تحقیق حاضر به صورت زیر گزارش می‌شود:

- مدل‌های GEP مقادیر تابع هدف را با دقت مناسبی تخمین نزد و قادر نبودند مقادیر داده‌های سری زمانی را به درستی شبیه سازی کنند. به عبارت دیگر مقادیر ضریب همبستگی (R)، شاخص عملکرد (VAF) و شاخص پراکندگی برای بهترین مدل GEP به ترتیب مساوی با ۰/۳۲۱، ۸/۷۷۹ و ۰/۸۲۷ محاسبه شدند.

- موجک مادر بهینه که شامل dmey بود مقادیر ترازهای آب زیرزمینی را با دقت مناسبی تخمین زد و نشان داده شد این مدل ماهیت داده‌های سری زمانی را به خوبی شناسایی و تخمین زده است. به عبارت دیگر مقادیر شاخص‌های آماری RMSE، MAE و NSC برای dmey به ترتیب مساوی با ۴/۸۶۸، ۳/۸۹۰ و ۰/۸۵۱ بدست آمدند. همچنین، مقادیر ضریب همبستگی و شاخص پراکندگی این موجک مادر به ترتیب برابر با ۰/۹۳۸ و ۰/۳۰۰ بودند.

- با ترکیب نمودن مدل GEP با تبدیل موجک، دقت مدل سازی به شکل قابل توجهی افزایش یافت و دقت کلیه مدل‌های ترکیبی WGEP در مقایسه با مدل‌های GEP متناظر بیشتر بود. به عبارت دیگر، مقایسه مدل‌های GEP و WGEP نشان داد که تبدیل موجک دقت مدل‌های GEP را به صورت قابل ملاحظه‌ای افزایش داد.

- مدل برتر WGEP مقادیر تابع هدف را با دقت بسیار خوبی شبیه‌سازی نمود. به عنوان مثال، مقادیر شاخص پراکندگی و

- Journal of Geosciences, 10. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2954-8>.
- Ferreira, C., 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems*, 13(2): 87–129.
- Adamowski, J., Sun, K., 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. *Journal of Hydrology*, 390(1–2): 85–91.
- Azimi, H., Shiri, H., 2020. Ice-Seabed interaction analysis in sand using a gene expression programming-based approach. *Applied Ocean Research*, 98: 102-120.
- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Azimi, H., Sharifi, A., 2015. Gene expression programming to predict the discharge coefficient in rectangular side weirs. *Applied Soft Computing*, 35: 618-628.
- Khaki, M., Yusoff, I., Islami, N., 2015. Simulation of groundwater level through artificial intelligence system. *Environmental Earth Sciences*, 73(12): 8357-8367.
- Makungo, R., Odiyo, J.O., 2017. Estimating groundwater levels using system identification models in Nzhelele and Luvuvhu areas, Limpopo Province, South Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*. 100: 44-50.
- Nourani, V., Alami, M.T., Vousoughi, F.D., 2016. Hybrid of SOM-clustering method and wavelet-ANFIS approach to model and infill missing groundwater level data. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(9): 05016018.
- Ebrahimi, H., Rajaei, T., 2017. Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with neural network, linear regression and support vector machine. *Global and Planetary Change*, 148: 181-191.
- Rezaie-balf, M., Naganna, S.R. Ghaemi, A., Deka, P.C., 2017. Wavelet coupled MARS and M5 Model Tree approaches for groundwater level forecasting. *Journal of hydrology*, 553: 356-373.
- Shiri, J., Sadraddini, A.A., Nazemi, A.H. Kisi, O. Landaras, G., Fard, A.F., Marti, P., 2014. Generalizability of gene expression programming-based approaches for estimating daily reference evapotranspiration in coastal stations of Iran. *Journal of hydrology*, 508: 1-11.
- Yoon, H., Hyun, Y., Ha, K., Lee, K.K., Kim, G.B., 2016. A method to improve the stability and accuracy of ANN-and SVM-based time series models for long-term groundwater level predictions. *Computers & Geosciences*, 90: 144-155.
- Zare, M., Koch, M., 2018. Groundwater level fluctuations simulation and prediction by ANFIS-and hybrid Wavelet-ANFIS/Fuzzy C-Means (FCM) clustering models: Application to the Miandarband plain. *Journal of Hydro-environment Research*, 18: 63-76.
- Zhang, N., Xiao, C., Liu, B., Liang, X., 2017. Groundwater depth predictions by GSM, RBF, and ANFIS models: a comparative assessment. *Arabian*