

ارزیابی مدل ترکیبی ANFIS - GWO در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت زرننده ساوه

ساناز بیگدلی^۱، کیومرث ابراهیمی^{۲*}، عبدالحسین هورفر^۱ و علی‌اکبر داودی‌راد^۳

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۸/۲۲؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۵/۵)

چکیده

در این تحقیق تدقیق شبکه عصبی فازی (ANFIS) در ترکیب با الگوریتم گرگ خاکستری (ANFIS-GWO) برای اولین بار در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با کاربرد داده‌های چاپ نشده مشاهده‌ای ۱۳۹۷-۱۳۷۷ از آبخوان زرننده ارزیابی شد. سه چاه مشاهده‌ای بصورت تصادفی برای تجزیه و تحلیل انتخاب شد. بررسی معیارهای ارزیابی نشان داد که از بین سناریوهای بکار رفته با کاربرد مدل ترکیبی، سناریوی D با ترکیب داده‌های ورودی، تراز آب زیرزمینی ماه قبل، بارش، دما و بهره‌برداری از آب زیرزمینی به‌عنوان سناریو بهینه مدل ترکیبی انتخاب شد. برای سناریو D، چاه مشاهده‌ای اول پارامترهای MAPE، RMSE، NASH به ترتیب مساوی ۰/۲۹، ۰/۴۷ متر و ۰/۹۹ به دست آمد. برای چاه مشاهده‌ای دوم سناریوی C با ترکیب داده‌های ورودی، تراز آب زیرزمینی ماه قبل، بارش و بهره‌برداری از آب زیرزمینی به‌عنوان سناریو بهینه انتخاب شد و برای همان پارامترها مقادیر ۰/۲۰، ۰/۲۶ متر و ۰/۹۹ به دست آمد. برای چاه سوم سناریوی A با داده‌های ورودی، تراز آب زیرزمینی ماه قبل به‌عنوان سناریو بهینه مدل ANFIS-GWO انتخاب شد و مقادیر همان پارامترها برای این سناریو برابر ۰/۲۹، ۰/۴۱ متر و ۰/۹۹ به دست آمد. بر اساس نتایج، الگوریتم گرگ خاکستری در آموزش مدل ANFIS توانست میانگین خطای پیش‌بینی را به مقدار ۰/۰۳ (RMSE) و ۰/۰۲ (MAPE) متر کاهش و مقدار میانگین NASH را به میزان ۰/۰۱ افزایش و سبب افزایش دقت پیش‌بینی‌ها شود.

واژه‌های کلیدی: کلیدی: آب زیرزمینی، پایداری منابع آب، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، شبیه‌سازی، مدل هوشمند

۱. گروه مهندسی آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲. گروه مهندسی انرژی‌های نو و محیط زیست، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۳. مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی

* مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: EbrahimiK@ut.ac.ir

مقدمه

منابع آب‌های زیرزمینی از مهم‌ترین و با ارزش‌ترین منابع آب دنیا است. گزارش‌ها و آمارهای جهانی حاکی از وضعیت نامناسب و روند افت سالانه آب‌های زیرزمینی است. کسری حجم مخزن منابع آب زیرزمینی جهان، سالانه بین ۷۵۰ تا ۸۰۰ میلیارد مترمکعب تخمین زده شده است که از این میزان بیش از یک درصد متعلق به ایران است (۱۴). افزایش نیاز آبی بخش‌های مختلف و برداشت بیش از حد از ظرفیت آبخوان‌ها موجب تضعیف و افت تراز آب زیرزمینی شده است (۲۶). قرار گرفتن ایران در منطقه خشک و نیمه‌خشک کره زمین، خشکسالی‌های اخیر، برداشت بیش از پیش از آبخوان‌ها و عدم مدیریت صحیح منابع آب و تقاضای بالا موجب شده تا ایران در شرایط بحرانی قرار گیرد. در این میان افت تراز آب زیرزمینی بسیار حائز اهمیت است، چرا که می‌تواند آبخوان را با چالش‌هایی از جمله افزایش هزینه برداشت و کاهش کیفیت منابع آب زیرزمینی و در نهایت فرونشست‌های متعدد در مناطق مختلف آبخوان مواجه کند. از این رو مدیریت صحیح این منابع ارزشمند از طریق پایش‌های مستمر، امری لازم و ضروری است. برای بررسی وضعیت یک آبخوان و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در وهله اول نیازمند شبیه‌سازی و توسعه یک مدل از آبخوان است (۸). به‌طور کلی، به کمک سه مدل اصلی می‌توان سطح آب زیرزمینی را شبیه‌سازی کرد. مدل‌های فیزیکی، عددی و رگرسیونی. مدل‌های فیزیکی با وجود اینکه ابزار دقیقی در تعیین پارامترهای هیدروژئولوژیکی هستند دارای محدودیت زمانی و هزینه‌بر هستند (۱۹). به‌علاوه ساخت مدل فیزیکی دارای محدودیت‌های خاصی مانند مکان و فضای لازم برای مدل‌سازی است که برای آبخوان‌های محدودی در مقیاس بسیار کوچک می‌توان ایجاد کرد (۱۳). در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین به دلیل سرعت پردازش بالا، دقت خوب و هزینه کم نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی گسترش یافته‌اند (۲۰). علاوه بر مزایای گفته شده این مدل‌ها نیازی به اطلاعات زمین‌شناسی آبخوان ندارند. بنابراین

شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی توسط مدل‌های مذکور به شناخت بهتر آبخوان برای اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی کمک می‌کند. به‌عنوان نمونه می‌توان به استفاده از ANFIS توسط شیرمحمدی و همکاران (۲۱)، LS-SVM توسط میلان و همکاران (۸)، مقایسه عملکرد مدل‌های ANN، GMDH و BN توسط کاردان مقدم و همکاران (۱۳) اشاره کرد. یکی از انواع مدل‌های یادگیری ماشین، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) است. این مدل از ترکیب ANN و FIS تهیه شده و قابلیت یافتن هر نوع شباهت یا نگاهت غیرخطی را دارد به‌گونه‌ای که قادر است به‌طور دقیق، ورودی‌ها یا همان مقادیر اولیه را با خروجی‌ها (مقادیر پیش‌بینی شده) مرتبط سازد (۱۱). شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل ANFIS توسط پژوهشگران مختلفی مورد بررسی قرار گرفته است که به برخی از مهم‌ترین مطالعات انجام گرفته در این زمینه می‌توان به چوبین و همکاران (۵)، اسکندری و همکاران (۶)، شیری و کیسی (۱۶ و ۲۲)، زارع و کخ (۲۸ و ۲۹)، جعفری و همکاران (۱۲) اشاره کرد. همچنین کرد و همکاران (۱۵) به مقایسه عملکرد روش‌های سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، روش وزن‌دهی معکوس فاصله و زمین‌آمار در تخمین سطح ایستابی دشت دهگلان استان کردستان پرداختند. نتایج تحقیق ایشان نشان داد که روش ANFIS با مقدار RMSE برابر ۰/۰۷ نسبت به روش‌های دیگر عملکرد بهتری دارد. گونگ و همکاران (۱۰) عملکرد مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machines)، شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) را در پیش‌بینی تراز ماهانه آب زیرزمینی دو چاه در نزدیکی دریاچه اوکی چوبی فلوریدا مورد ارزیابی قرار دادند. در این مطالعه از داده‌های بارش، دما، تراز سطح آب زیرزمینی با تأخیر و سطح آب دریاچه به‌عنوان داده‌های ورودی استفاده شد. نتایج نشان داد که دقت مدل‌های ANFIS و SVM نسبت به مدل‌های ANN در پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی بیشتر است. به‌طور کلی، مدل ANFIS عملکرد قابل قبولی در

پیش‌بینی مناسب سری‌های زمانی شود که ضروری بود تا در پیش‌بینی‌های آب زیرزمینی نیز مورد ارزیابی قرار گیرد، چرا که پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی با دقت مناسب، در مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی اهمیت زیادی دارد.

هدف تحقیق

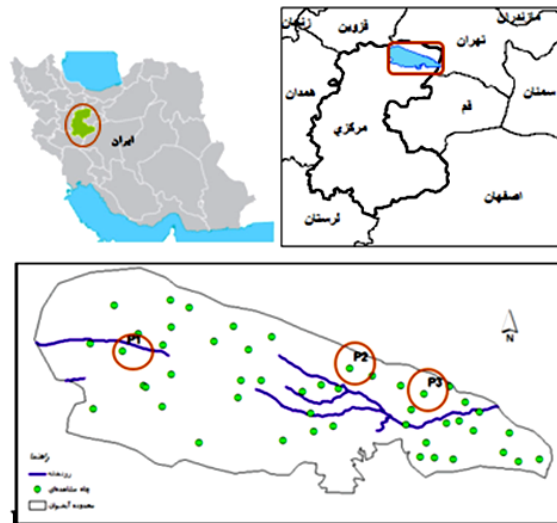
دشت زرننده ساوه یکی از دشت‌های حاصلخیز و قطب مهم کشاورزی استان مرکزی و حتی کشور محسوب می‌شود و آبخوان آن به دلیل برداشت‌های بی‌رویه و تغذیه ناکافی، در شرایط بحرانی و فوق بحرانی قرار داشته و با افت زیاد تراز آب مواجه است. در طول یک دوره ۲۱ ساله، این آبخوان افتی معادل ۱۴ متر داشته است (۴). از این‌رو هدف اصلی مقاله حاضر ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین در ترکیب با الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) برای بهبود عملکرد ANFIS در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی و با تمرکز بر آبخوان زرننده ساوه در نظر گرفته شد.

مواد و روش‌ها

محدوده مطالعاتی

محدوده مطالعاتی زرننده ساوه در شمال استان مرکزی بین طول جغرافیایی $49^{\circ} 40'$ تا $50^{\circ} 45'$ شرقی و عرض جغرافیایی $35^{\circ} 10'$ تا $35^{\circ} 35'$ شمالی گسترده شده است. شکل ۱ موقعیت محدوده مطالعات را نشان می‌دهد. آبرفت زرننده به صورت دشت میان‌کوهی است که از سمت شمال، غرب و جنوب توسط ارتفاعات منطقه احاطه شده است. وسعت آبخوان زرننده $1263/4$ کیلومتر مربع و جهت جریان آب زیرزمینی در این آبخوان از سمت غرب به شرق است. بیشترین ارتفاع این محدوده برابر با ۲۹۷۵ و کمترین آن ۹۶۱ متر از سطح دریا است. بر اساس آمار موجود میانگین بارندگی و دمای سالیانه این منطقه به ترتیب ۲۰۰ میلی‌متر و $14/2$ درجه سانتی‌گراد است. اقلیم منطقه بر اساس طبقه‌بندی آمبرژه خشک و سرد تعیین شد. میزان برداشت از منابع آب زیرزمینی این آبخوان برابر

شبه‌سازی تراز آب زیرزمینی در مقایسه با مدل‌های دیگر نشان داده است. اما در برخی موارد، به‌علت به دام افتادن در حداقل‌های محلی عملکرد ضعیفی نشان می‌دهد (۳، ۹ و ۱۶). در سال‌های اخیر از الگوریتم‌های مختلفی مانند الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه‌سازی کلونی مورچه (ACO)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و الگوریتم تکاملی تفاضلی (DE) برای بهبود عملکرد مدل ANFIS در زمینه‌های مختلف استفاده شده است (۱، ۹ و ۲۶). آزاد و همکاران برای شبه‌سازی پارامترهای کیفیت آب گرگانرود از الگوریتم‌های کلونی مورچگان پیوسته (ACOR)، الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم ژنتیک (GA) و الگوریتم تکاملی تفاضلی (DE) برای بهبود عملکرد ANFIS استفاده کردند. نتایج مطالعات آنها نشان داد که الگوریتم DE در مقایسه با الگوریتم‌های تکاملی دیگر دقت بالایی در شبه‌سازی کیفیت آب رودخانه دارد. در پژوهشی، روش سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) با مدل ترکیبی ANFIS آموزش دیده توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO-ANFIS) در پیش‌بینی ماهانه تراز آب زیرزمینی آبخوان گلپایگان مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که ترکیب الگوریتم بهینه‌ساز با مدل شبه‌سازی دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی را ۲۵ درصد افزایش داده است (۲۳). از طرف دیگر الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (Grey Wolf Optimization) یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فراابتکاری به‌شمار می‌رود که توسط میرجلیلی و همکاران در سال ۲۰۱۴ معرفی شد (۷، ۲۲، ۲۴ و ۲۵). میرجلیلی (۱۸) برای اولین بار از الگوریتم GWO برای یادگیری پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده کرد. در مطالعه ایشان نتایج حاصل از الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) با نتایج حاصل از بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه‌سازی مورچه‌ها (ACO) و استراتژی تکامل (EA) مقایسه شد. نتایج، عملکرد بالاتر الگوریتم گرگ خاکستری را نشان داد. بر اساس مطالعاتی که در بالا اشاره شد، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی توانسته است موجب بهبود عملکرد ANFIS و در نتیجه



شکل ۱. موقعیت آبخوان زرنديه ساوه

حداقل‌های محلی نیاز به استفاده از روش‌های ترکیبی برای بهینه‌سازی پارامترهای ANFIS است. ANFIS برای دستیابی به نتیجه بهتر، با الگوریتم‌های تکاملی بهبود می‌یابد (۳ و ۹). در این ساختار تابع هدف به حداقل رساندن خطای مقادیر پیش‌بینی شده است. در پژوهش حاضر به همراه مدل ANFIS از مدل ترکیبی ANFIS-GWO که یک الگوریتم تکاملی است برای بهبود نتایج مدل ANFIS در پیش‌بینی تراز آب‌های زیرزمینی استفاده شد. همان‌طور که پیش از این اشاره شد، ابتدا سناریوهایی با متغیرهای مختلف به‌عنوان ورودی به مدل معرفی و سپس نوع عملکرد فازی و ساختار ANFIS مشخص شد. در نهایت مقدار سطح آب زیرزمینی توسط مدل آموزش‌دیده پیش‌بینی شد.

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO)

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) از ساختار سلسله‌مراتبی و رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری در مواقع شکار الهام گرفته شده است (۱۸). این الگوریتم بر مبنای جمعیت بوده، روند ساده‌ای دارد و به راحتی قابل تعمیم به مسائلی با ابعاد بزرگ است. برای مطالعه بیشتر در زمینه گرگ‌های خاکستری و معادلات ریاضی مربوطه به مطالعه میرجلیلی و همکاران (۱۷) و

با ۱۵۰ میلیون مترمکعب در سال است که به‌طور میانگین هر ساله در حدود ۶۷ سانتی‌متر از تراز سطح آب کاسته می‌شود (۴).

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی در سال ۱۹۹۳ توسط جانگ معرفی شد. این سیستم برای طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی استفاده می‌کند (۱۱). سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی شامل سه نوع سیستم پرکاربرد ممدانی (Mamdani)، سوگنو (Sugeno) و تاکاگی سوگنو (Sugeno-Kang) است. متداول‌ترین روش برای آموزش ANFIS ساختار فازی سوگنو است که از یک الگوریتم یادگیری قوی برای تعیین پارامترهای سیستم فازی برای آموزش مدل استفاده می‌کند (۲). در این پژوهش از سیستم سوگنو به‌دلیل آنکه دارای خروجی قطعی است استفاده شد. به‌طور کلی این ساختار شامل پنج لایه است. برای مطالعه بیشتر در مورد ANFIS به مطالعه جعفری و همکاران مراجعه شود (۱۲).

توسعه ANFIS با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی

به‌دلیل مشکلات متعدد مدل ANFIS در برخی مسائل نظیر

میرجلیلی (۱۸) مراجعه شود.

برای شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی به کمک روش‌های شبکه عصبی فازی (ANFIS) با ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری (ANFIS-GWO)، ابتدا متغیرهای وابسته و مستقل مشخص شدند، سپس با استناد به پژوهش‌های گذشته (۶، ۸، ۱۳ و ۲۴)، متغیرهای بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی $W(n)$ ، تراز سطح آب زیرزمینی ماه قبل $GWL(n-1)$ ، دما $T(n)$ و بارش $R(n)$ به صورت ماهانه به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شدند. نتایج داده‌برداری‌های میدانی یک دوره ۲۰ ساله از مهر سال ۱۳۷۷ تا شهریور ۱۳۹۷ از شرکت سهامی آب منطقه‌ای مرکزی - اراک تهیه شد. در این تحقیق از داده‌های جدید و چاپ نشده استفاده شد که در فرمت گرافیکی در این مقاله برای استفاده سایر پژوهشگران ارائه شده است. در شبیه‌سازی‌ها ۷۵ درصد داده‌ها از سال آبی ۱۳۷۸-۱۳۹۲ به عنوان داده‌های مرحله آموزش و ۲۵ درصد داده‌ها از سال آبی ۱۳۹۳-۱۳۹۷ به عنوان داده‌های مرحله آزمون در نظر گرفته شد. در نقاط مختلف این آبخوان ۵۸ چاه مشاهده‌ای وجود دارد که برای داده‌برداری استفاده شده‌اند. از این تعداد، سه چاه مشاهده‌ای (P_1, P_2, P_3) به صورت تصادفی به عنوان چاه‌های معرف انتخاب شدند (۹). اطلاعات آماری ماهانه منطقه مورد مطالعه در طول دوره ۲۰ ساله در جدول ۱ آورده شده است. به عنوان مثال مقدار تراز سطح آب زیرزمینی در آبخوان مذکور برای چاه مشاهده‌ای P_1 از ۱۳۱۱/۰۳ متر تا ۱۲۷۷/۴۵ متر متغیر است. متوسط بارندگی و دما ماهانه در این محدوده مطالعاتی به ترتیب ۱۶/۰۹ میلی‌متر و ۱۵/۶۵ درجه سلسیوس است.

شکل ۲ مراحل انجام تحقیق را نشان می‌دهد. مطابق این نمودار جریانی روش تحقیق، داده‌های موجود به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم‌بندی شده‌اند. از پارامترهای ورودی مختلف سناریوهای ورودی مختلفی تدوین شده است که در ابتدا توسط مدل ANFIS اجرا شد. در ادامه این مدل توسط یک الگوریتم بهینه‌سازی برای بهبود نتایج ANFIS توسعه داده شد. در مدل توسعه داده شده ANFIS، به جای استفاده از

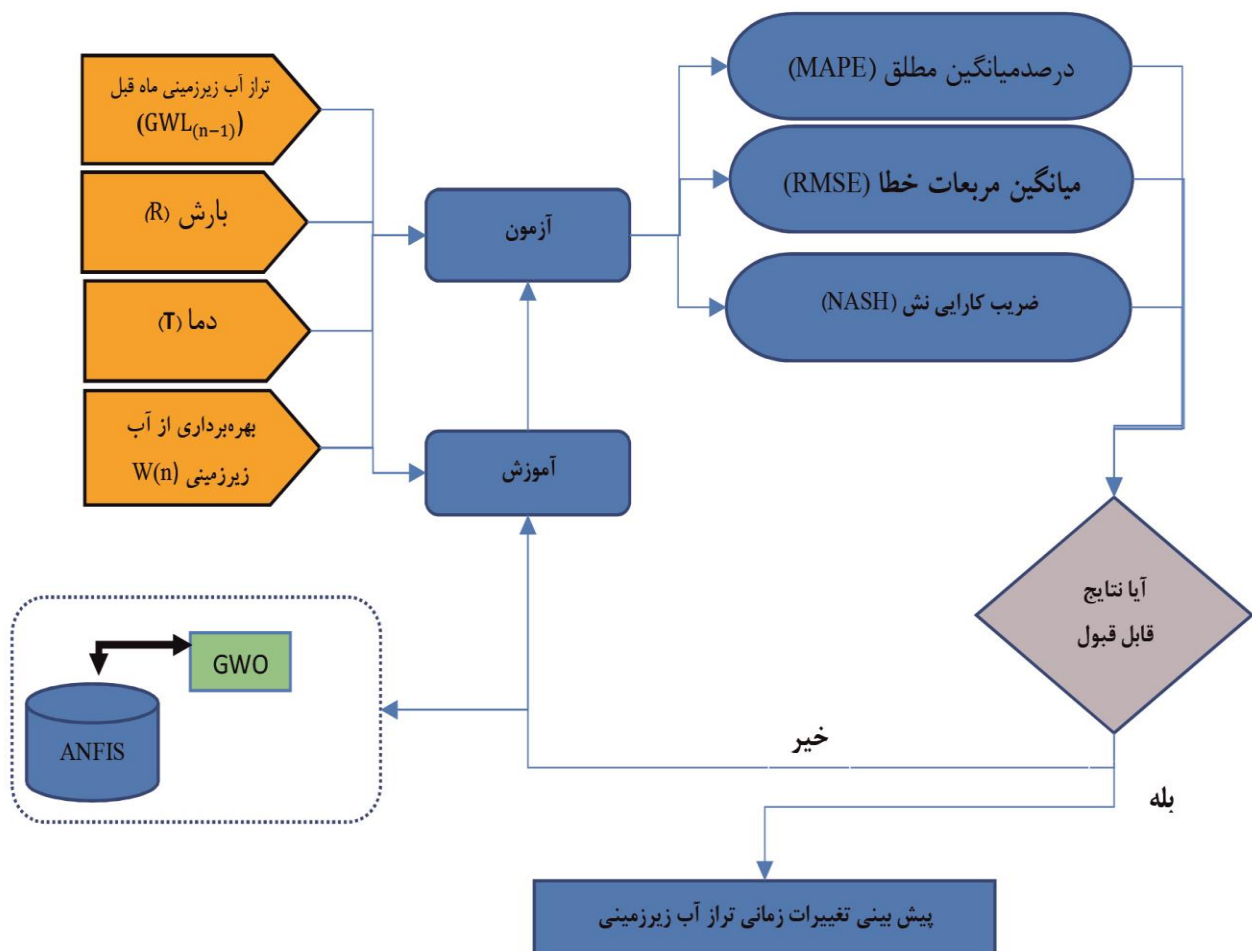
الگوریتم‌های موجود در ساختار ANFIS از الگوریتم‌های تکاملی برای آموزش استفاده می‌شود. بدین صورت که ابتدا الگوهای ورودی مختلف به عنوان ورودی به مدل داده می‌شوند سپس نوع تابع فازی و ساختار ANFIS تدوین می‌شود. مدل تدوین شده ANFIS با الگوریتم‌های تکاملی مختلف برای برآوردن نتایج بهتر آموزش داده می‌شود. بنابراین در این ساختار تابع هدف حداقل کردن اختلاف بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده است. در نهایت نیز مقدار تراز آب زیرزمینی توسط مدل آموزش داده شده تخمین زده می‌شود.

با توجه به وجود تعداد زیادی چاه در آبخوان، از چندضلعی‌های تیسن برای تعیین تأثیر تعداد چاه‌های بهره‌برداری بر چاه‌های مشاهده‌ای P_1, P_2, P_3 استفاده شد. همانطور که از شکل ۳ مشخص است این ناحیه‌ها با نام‌های، ناحیه مربوط به چاه مشاهده‌ای P_1, P_2, P_3 در شکل مشخص شده‌اند. چاه‌های مشاهده‌ای در آبخوان جدا شده و میزان تأثیر هر چاه مشاهده‌ای تعیین شد. با استفاده از چند ضلعی‌های تیسن سطح تأثیر هر چاه مشاهده‌ای مشخص شد و چاه‌های بهره‌برداری که در داخل چندضلعی قرار داشتند به عنوان چاه‌های تأثیرگذار بر سطح تراز آب زیرزمینی چندضلعی مربوطه در نظر گرفته شدند. شکل ۳ شبکه‌بندی تیسن آبخوان مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

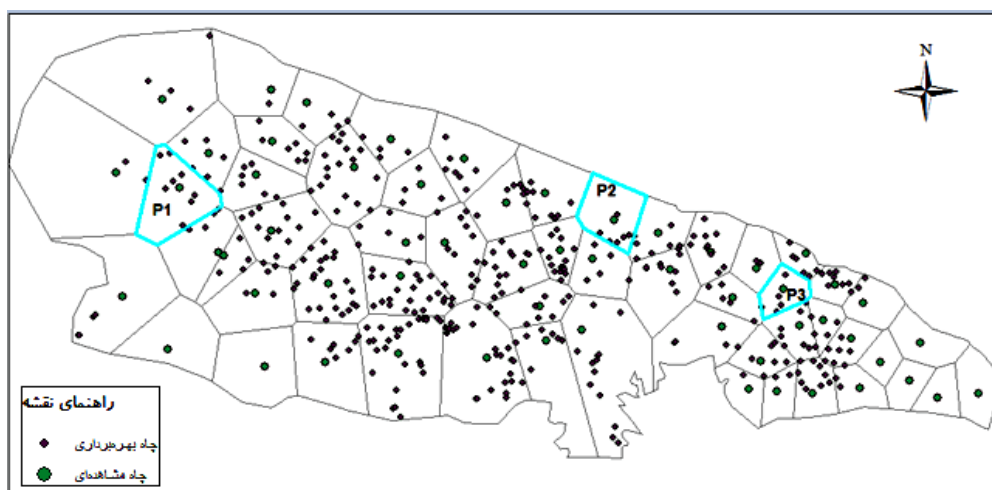
قبل از هرگونه مدل‌سازی، ضریب همبستگی بین داده‌های مستقل و وابسته مربوط به سه چاه مشاهده‌ای منتخب بررسی شد. مقادیر ضریب همبستگی مورد بحث در جدول ۲ ارائه شده است. این مقادیر بین ۱ تا ۱- متغیر است، هرچه ضریب همبستگی به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده همبستگی قوی مثبت و هر چقدر این مقدار به ۱- نزدیک‌تر باشد دارای همبستگی قوی منفی بین پارامترها است. بررسی مقادیر جدول ۲ نشان می‌دهد که در هر سه چاه مشاهده‌ای، پارامتر دما کمترین همبستگی را با متغیر خروجی دارد چرا که مقادیر آن به ترتیب $-0/060$ ، $-0/072$ ، $-0/063$ - به دست آمدند که نشان می‌دهد همبستگی منفی بین پارامترها وجود دارد. از طرف

جدول ۱. اطلاعات آماری ماهیانه چاه‌های مشاهداتی معرف P1، P2 و P3

متغیر	کمترین	بیشترین	میانگین
تراز سطح آب زیرزمینی (ماهانه) GWL(m)	P1	۱۲۷۷/۴۵	۱۳۱۱/۰۳
	P2	۱۱۹۰/۱۴	۱۱۹۷/۹۸
	P3	۱۱۰۶/۲۶	۱۱۲۱/۲۳
بهره‌برداری از آب زیرزمینی (ماهانه) W(MCM)	P1	۰/۲۷۸	۳۰/۶۶
	P2	۰/۰۷۶	۰/۹۴۹
	P3	۰/۰۰۲	۱۸/۲۱۴
دما (°C)	-۴/۸	۳۰/۶	۱۵/۶۹
بارش (mm)	۰	۹۰/۵	۱۶/۰۹



شکل ۲. مراحل انجام تحقیق



شکل ۳. شبکه‌بندی محدوده مطالعات به روش تیسن

جدول ۲. مقایسه همبستگی بین پارامترهای ورودی و خروجی در سه چاه مشاهده‌ای منتخب

T(n)	R(n)	W(n)	GWL(n-1)	پارامتر	چاه مشاهده‌ای
-۰/۰۶۰	-۰/۰۰۲	۰/۰۷۷	۰/۹۹	GWL(n)	P1
-۰/۰۷۲	۰/۰۰۵	۰/۰۱۰	۰/۹۹	GWL(n)	P2
-۰/۰۶۳	۰/۰۲۳	-۰/۰۳۶	۰/۹۹	GWL(n)	P3

معیارهای ارزیابی دقت مدل

برای ارزیابی سناریوها و روش‌های یادگیری ماشین از معیارهای ارزیابی خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) و ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NASH) استفاده شد. سناریوهای تدوین شده به همراه مدل‌های مختلف توسط این معیارها مورد ارزیابی و تحلیل قرار گرفت تا مناسب‌ترین سناریوی ورودی به همراه مدل مناسب انتخاب شود. لازم به ذکر است، معیارهای ارزیابی خطا برای هر دو مرحله آموزش و آزمون مدل‌ها محاسبه شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_0 - x_p)^2}{n}} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{(x_0 - x_p)}{x_0} \right| \quad (2)$$

$$NASH = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_p - x_0)^2}{\sum_{i=1}^n (x_0 - \bar{x}_0)^2} \quad (3)$$

دیگر پارامتر تراز سطح آب زیرزمینی ماه قبل دارای همبستگی مثبت ۰/۹۹ است. بنابراین انتظار می‌رود در هر سناریویی که تراز سطح آب زیرزمینی در ماه قبل وجود داشته باشد از دقت قابل قبولی برای تخمین مقدار خروجی برخوردار باشد. در این پژوهش ۴ سناریوی مختلف با نام‌های A، B، C و D که به ترتیب ورودی‌های یک متغیره، دو متغیره، سه و چهار متغیره هستند، در نظر گرفته شد که خلاصه آن در جدول ۳ ارائه شده است. سناریوی A، شامل تراز آب زیرزمینی ماه قبل، سناریوی B شامل تراز آب زیرزمینی ماه قبل و بارش، سناریوی C شامل تراز آب زیرزمینی ماه قبل، بارش و بهره‌برداری از آب زیرزمینی و سناریوی D شامل تراز آب زیرزمینی ماه قبل، بارش، دما و بهره‌برداری از آب زیرزمینی است. این سناریوها به صورت‌های مجزا روی مدل‌های گفته شده اعمال و در نهایت توسط معیارهای ارزیابی که در انتهای همین قسمت تشریح شده‌اند مورد بررسی قرار گرفتند.

جدول ۳. سناریوهای مختلف برای تعیین تراز سطح آب زیرزمینی

متغیر خروجی	متغیرهای ورودی				سناریو
	$T_{(n)}$	$R_{(n)}$	$W_{(n)}$	$GWL_{(n-1)}$	
$GWL_{(n)}$	×	×	×	√	A
	×	√	×	√	B
	×	√	√	√	C
	√	√	√	√	D

قانون در نظر گرفته شد.

چاه مشاهده‌ای P1

عملکرد سناریوها در پیش‌بینی سطح تراز آب زیرزمینی در جدول ۶ ارائه شده است. سناریوی D شامل تمام پارامترهای ورودی، به‌عنوان سناریوی بهینه انتخاب شد. این سناریو عملکرد بهتری با مدل ترکیبی GWO-ANFIS نشان داد که معیارهای MAPE، RMSE، NASH به ترتیب برابر با ۰/۲۹ متر، ۰/۴۷ متر و ۰/۹۹ برای داده‌های آزمون به‌دست آمد. سناریوی C شامل سه متغیر ورودی بارش و تراز سطح آب زیرزمینی ماه قبل و بهره‌برداری از آب زیرزمینی است، این سناریو دقت شبیه‌سازی پایینی نسبت به سناریوهای دیگر دارد. مقادیر MAPE، RMSE، NASH برای داده‌های آزمون در این سناریو به ترتیب ۰/۳۷ متر، ۰/۵۲ متر و ۰/۹۹ به‌دست آمد. می‌توان نتیجه گرفت که سناریوهای بهینه با استفاده از مدل ترکیبی ANFIS-GWO به ترتیب D، A، B، C هستند. نتایج نشان می‌دهد که بین تراز سطح آب زیرزمینی و متغیرهای ورودی رابطه به‌نسبت پیچیده‌ای وجود دارد. در مجموع سناریوی انتخاب شده مدل ANFIS و ANFIS-GWO برای چاه مشاهده‌ای P1 به ترتیب سناریو B و سناریو D است.

مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده داده‌های آزمون در شکل ۴ برای چاه مشاهده‌ای P1 ارائه شده است. با توجه به مقادیر $R^2=0/99$ و همچنین نتایج سایر معیارهای ارزیابی خطا در جدول فوق می‌توان گفت که عملکرد هر دو مدل ANFIS

در روابط بالا x_0 مقدار مشاهده شده، x_p مقدار پیش‌بینی شده و n تعداد نمونه است. هرچه RMSE و MAPE مقادیر کمتر و NASH مقادیر بیشتری را داشته باشد نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است.

نتایج و بحث

با توجه به اینکه پارامترهای مدل در بازه‌های مختلفی قرار دارند بنابراین برای ساخت یک مدل یادگیری ماشین در هر تحقیقی، مقادیر مناسب پارامترهای هر مدل باید انتخاب شود. نحوه انتخاب این پارامترها نیز به این ترتیب است که با اجراهای مختلف و با رویکرد سعی و خطا (Trial and Error) این کار ممکن می‌شود. جدول‌های ۴ و ۵ پارامترها و مشخصات مدل ANFIS و مدل ترکیبی ANFIS-GWO را نشان می‌دهد. این پارامترها در نتیجه اجرای مکرر نتایج به‌دست آمده است. همانطور که در جدول ۴ قابل مشاهده است مدل ANFIS با ۱۰ قانون فازی و ۱۰۰۰ تکرار قادر به پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی شد. نوع فازی در نظر گرفته شده برای ANFIS تابع تاگی سوگنو (Sugeno-Kang) بوده که خروجی خطی درجه یک مناسب‌ترین تابع خروجی به‌دست آمد.

همچنین برای مدل ANFIS-GWO با تعداد ۲۰۰۰ تکرار و جمعیت ۲۰، نتیجه خوبی حاصل شد. مدل هیبریدی توسعه داده شده در تکرار ۱۶۰۰ به بعد در همگرایی خطا به مقدار ثابت رسید بنابراین با افزایش تعداد تکرار تغییر در نتایج حاصل نشد. تعداد قوانین در نظر گرفته شده همانند مدل ANFIS حدود ۱۰

جدول ۴. پارامترها و مشخصات مدل ANFIS برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی

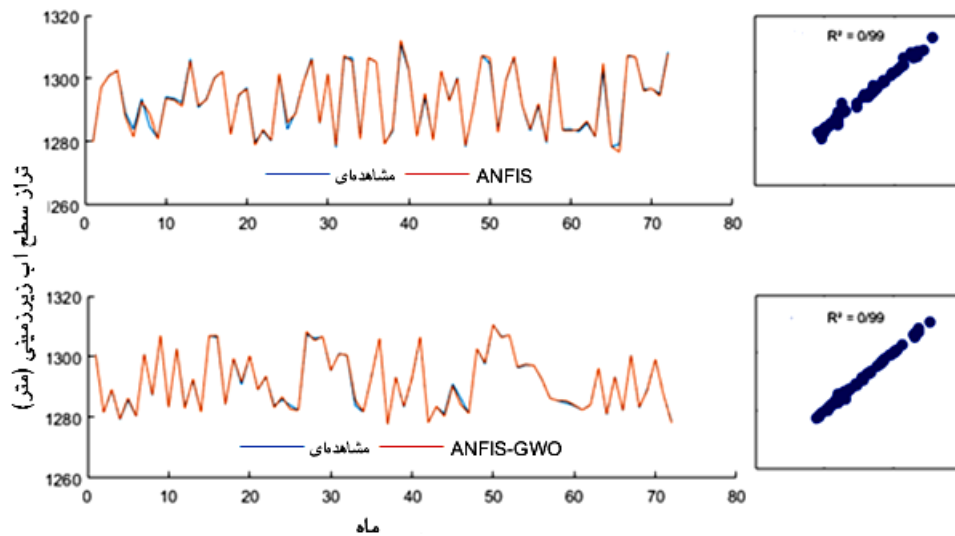
پارامتر	مقدار
ساختار فازی	نوع سوگنو
سیستم استنتاج فازی اولیه	Genfis ^۳
نوع تابع عضویت	گوسین
تابع عضویت خروجی	خطی
روش بهینه‌سازی	هیبرید
تعداد قوانین فازی	۱۰
حداکثر تعداد تکرارها	۱۰۰۰

جدول ۵. پارامترها و مشخصات مدل ANFIS-GWO برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت	۲۰
a	۰ تا ۱۰
r	= حداکثر
	= حداقل
تعداد نمایندگان	۵۰
تعداد تکرارها	۲۰۰۰

جدول ۶. معیارهای ارزیابی سناریوهای مورد مطالعه برای چاه مشاهده‌ای P1

سناریو	مدل	(m) درصد میانگین مطلق		(m) میانگین مربعات خطا		ضریب کارایی نش	
		آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
A	ANFIS	۰/۳۹	۰/۴۲	۰/۵۸	۰/۵۹	۰/۹۹	۰/۹۹
	ANFIS-GWO	۰/۳۳	۰/۳۲	۰/۵۴	۰/۴۸	۰/۹۹	۰/۹۹
B	ANFIS	۰/۳۴	۰/۳۷	۰/۵۱	۰/۵	۰/۹۹	۰/۹۹
	ANFIS-GWO	۰/۳۵	۰/۳۰	۰/۵۶	۰/۴۹	۰/۹۹	۰/۹۹
C	ANFIS	۰/۳۱	۰/۴۷	۰/۴۷	۰/۷۱	۰/۹۹	۰/۹۹
	ANFIS-GWO	۰/۳۱	۰/۳۷	۰/۴۵	۰/۵۲	۰/۹۹	۰/۹۹
D	ANFIS	۰/۲۷	۰/۵۹	۰/۳۹	۰/۹۲	۰/۹۸	۰/۹۹
	ANFIS-GWO	۰/۳۷	۰/۲۹	۰/۵۸	۰/۴۷	۰/۹۹	۰/۹۹



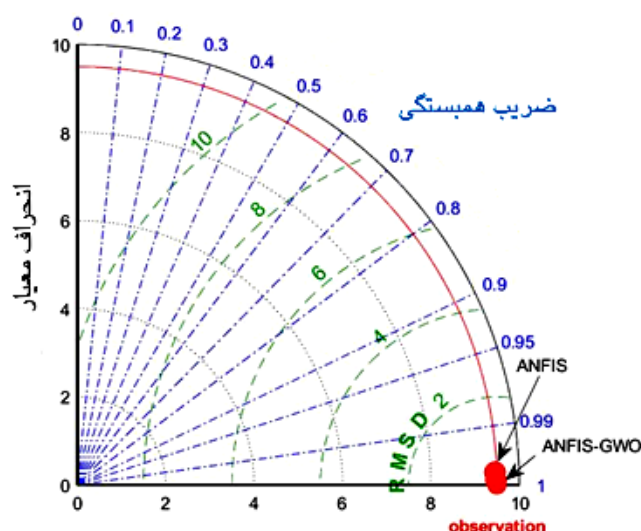
شکل ۴. مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده داده‌های آزمون برای چاه P1

داده‌ها است. با دقت بیشتر در نتایج مدل ANFIS-GWO مشاهده می‌شود که مقدار میانگین مجذور خطا نیز در این مدل اندکی بهتر از مدل ANFIS است. بنابراین با بررسی این دیاگرام مشخص می‌شود که اگرچه هر دو مدل مورد استفاده قابلیت بالایی در تخمین پارامتر تراز سطح آب زیرزمینی داشتند، اما مدل ANFIS-GWO عملکرد به نسبت بهتری در مقایسه با مدل ANFIS داشته است.

چاه مشاهده‌ای P2

مدل‌سازی‌ها برای چاه مشاهده‌ای P2 با استفاده از روش‌های ANFIS و ANFIS-GWO انجام و خروجی مدل‌ها در جدول ۷ ارائه شده است. مطابق جدول ۷ ملاحظه می‌شود که سناریوی C با ترکیب داده‌های ورودی، تراز سطح آب زیرزمینی ماه قبل، بارش و بهره‌برداری از آب زیرزمینی به‌عنوان سناریوی بهینه انتخاب شد. در سناریوی C معیارهای RMSE، MAEP، NASH با استفاده از مدل ترکیبی، به ترتیب ۰/۲۰ متر، ۰/۲۶ متر و ۰/۹۹ برای داده‌های آزمون به دست آمد که در مقایسه با نتایج مدل‌های مذکور و سناریوهای دیگر عملکرد بهتری نشان داده است. سناریوی B با دو پارامتر ورودی به‌عنوان نزدیک‌ترین سناریو به سناریوی بهینه انتخاب و سناریوی D با

و ANFIS-GWO برای پیش‌بینی قابل قبول بوده است. از دیاگرام تیلور به منظور بررسی شاخص آماری همبستگی، ضریب تغییرات و میانگین مجذور خطا (RMSD) برای هر دو مدل استفاده شد. شکل ۵ نمودار تیلور از سناریوی انتخاب شده مدل ANFIS-GWO و ANFIS است. محورهای x، y انحراف استاندارد داده‌ها را نشان می‌دهد. قوس ششم دایره مقدار ضریب همبستگی داده‌های دلخواه و داده‌های مشاهده‌ای را نشان می‌دهد، که از صفر تا ۱ متغیر است. داده‌های مشاهده‌ای روی محور x قرار دارد و داده‌های پیش‌بینی نزدیک به محور x نشان‌دهنده همبستگی قوی بین داده‌های مشاهده شده است. قوس‌های سبز مقدار RMSD را نشان می‌دهد. در این دیاگرام هر چقدر که مقادیر شاخص‌ها برای هر یک از مدل‌ها به مقادیر داده‌های مشاهداتی نزدیک‌تر باشد بیانگر مناسب‌تر بودن مدل و ضریب همبستگی قوی بین مقادیر مشاهداتی و مدل مذکور است. مقدار ضریب همبستگی برای هر دو مدل در حدود ۰/۹۹ تا یک قرار دارد که نشان از کارایی هر دو مدل در برآورد تراز سطح آب زیرزمینی بوده است. با کمی دقت مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی ANFIS-GWO به مقدار ۱ نزدیک‌تر از مدل ANFIS است. مقدار RMSD برای هر دو مدل کمتر از دو است که نشان‌دهنده تناسب خوب با



شکل ۵. نمودار تیلور سناریوی D و B مدل ANFIS-GWO و مدل ANFIS، چاه مشاهداتی P1

جدول ۷. معیارهای ارزیابی سناریوهای مورد مطالعه برای چاه مشاهده‌ای P2

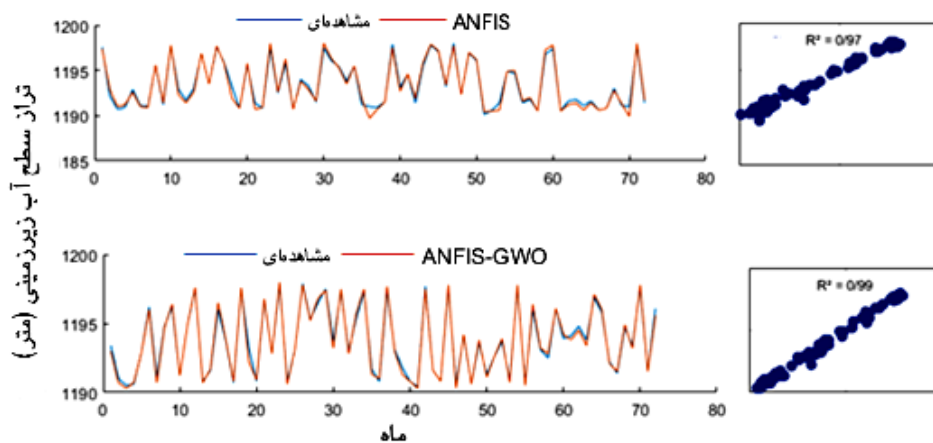
سناریو	مدل	درصد میانگین مطلق (m)		میانگین مربعات خطا (m)		ضریب کارایی نش	
		آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
A	ANFIS	۰/۱۷	۰/۲۵	۰/۲۵	۰/۳۵	۰/۹۹	۰/۹۷
	ANFIS-GWO	۰/۱۹	۰/۲۰	۰/۲۹	۰/۳۱	۰/۹۹	۰/۹۸
B	ANFIS	۰/۲۲	۰/۱۹	۰/۳۱	۰/۳۱	۰/۹۸	۰/۹۸
	ANFIS-GWO	۰/۱۹	۰/۲۱	۰/۲۸	۰/۲۷	۰/۹۹	۰/۹۹
C	ANFIS	۰/۱۵	۰/۲۸	۰/۲۵	۰/۳۹	۰/۹۹	۰/۹۸
	ANFIS-GWO	۰/۲۲	۰/۲۰	۰/۳۳	۰/۲۶	۰/۹۸	۰/۹۹
D	ANFIS	۰/۱۲	۰/۳۲	۰/۲۰	۰/۷۹	۰/۹۹	۰/۸۹
	ANFIS-GWO	۰/۱۹	۰/۲۴	۰/۲۸	۰/۳۵	۰/۹۹	۰/۹۸

است. $(R^2=0/99)$ بنابراین سناریوی C قادر است با مدل ترکیبی ANFIS-GWO سطح تراز آب زیرزمینی را در چاه مشاهده‌ای P2 به خوبی پیش‌بینی کند.

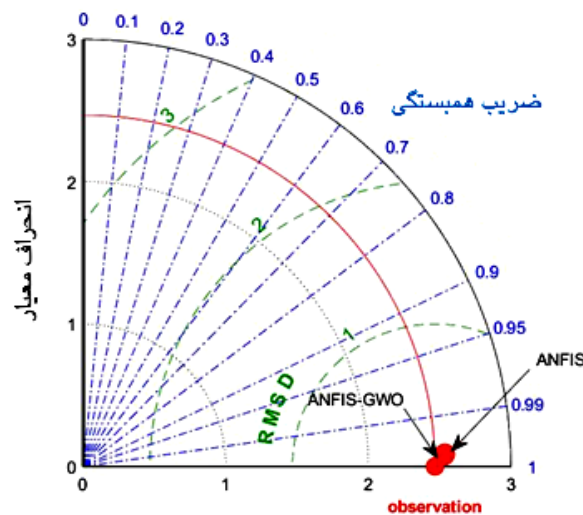
با توجه به شکل ۷، بررسی نتایج نمودار تیلور چاه مشاهده‌ای P2 نشان داد که مقدار ضریب همبستگی برای هر دو مدل در محدوده ۰/۹۹ تا ۰/۱ قرار دارد که نشان از عملکرد بهتر هر دو مدل در برآورد مدل مذکور است با کمی دقت نیز مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی مدل ANFIS-GWO اندکی بیشتر

معیارهای MAEP، RMSE، NASH به ترتیب برابر با ۰/۲۴ متر، ۰/۳۵ متر و ۰/۹۸ عملکرد ضعیفی نسبت به نتایج سایر سناریوهای این مدل ترکیبی دارد.

سری زمانی مشاهده و پیش‌بینی شده مقادیر داده‌های آزمون در شکل ۶ نشان داده شده است. نمودار مدل ANFIS دقت نامناسبی در پیش‌بینی برخی مراحل از خود نشان داده (ANFIS-GWO در حالی که مدل ترکیبی ANFIS-GWO عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی نشان داده



شکل ۶. مقادیر مشاهده و پیش‌بینی شده داده‌های آزمون برای چاه P2



شکل ۷. نمودار تیلور سناریوی C و B مدل ANFIS-GWO و مدل ANFIS، چاه‌های مشاهده‌ای P2

بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج، مدل ترکیبی ANFIS-GWO منجر به بالاترین دقت برای سناریوی A شد. مقادیر MAPE، RMSE، NASH، به ترتیب برابر با ۰/۲۹ متر، ۰/۴۱ متر و ۰/۹۹ برای داده‌های آزمون به دست آمد. در این سناریو بررسی خروجی‌های حاصل از دو مدل نشان داد که عملکرد دو مدل بسیار به هم نزدیک است. عملکرد سناریوها به ترتیب از A، B، C، D روند کاهشی دارند. معیارهای MAPE، RMSE، NASH، داده‌های آزمون سناریوی B به ترتیب برابر با ۰/۴۰ متر، ۰/۵۶ متر و ۰/۹۸ به دست آمد. اختلاف بین شاخص

از مدل ANFIS است و مقدار RMSD برای هر دو مدل کمتر از یک است اما مقدار میانگین مجذور خطا برای مدل ANFIS-GWO کمی بهتر از مدل دیگر است. بنابراین این نتایج نشان‌دهنده قابلیت بالای ANFIS-GWO در تخمین پارامتر تراز سطح آب زیرزمینی است.

چاه مشاهده‌ای P3

مشابه نتایج چاه‌های مشاهده‌ای P1 و P2، عملکرد سناریوها در پیش‌بینی سطح تراز آب زیرزمینی در جدول ۸ ارائه و مورد

جدول ۸. معیارهای ارزیابی سناریوهای مورد مطالعه برای چاه مشاهده‌ای P3

سناریو	مدل	(m) درصد میانگین مطلق		(m) میانگین مربعات خطا		ضریب کارایی نش	
		آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
A	ANFIS	۰/۳۵	۰/۲۹	۰/۵۶	۰/۴۲	۰/۹۸	۰/۹۸
	ANFIS-GWO	۰/۳۳	۰/۲۹	۰/۴۸	۰/۴۱	۰/۹۸	۰/۹۹
B	ANFIS	۰/۳۴	۰/۴۹	۰/۴۷	۰/۷۳	۰/۹۸	۰/۹۷
	ANFIS-GWO	۰/۲۵	۰/۴۰	۰/۳۳	۰/۵۶	۰/۹۹	۰/۹۸
C	ANFIS	۰/۲۷	۰/۴۸	۰/۳۷	۰/۷۰	۰/۹۹	۰/۹۷
	ANFIS-GWO	۰/۳۵	۰/۳۵	۰/۵۳	۰/۵۵	۰/۹۸	۰/۹۸
D	ANFIS	۰/۲۵	۰/۵۸	۰/۳۴	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۴
	ANFIS-GWO	۰/۳۴	۰/۳۳	۰/۵۴	۰/۴۶	۰/۹۸	۰/۹۸

RMSE سناریوی بهینه نسبت به سناریوی ضعیف ۰/۱۵ متر است.

نمودار مقادیر محاسبه و پیش‌بینی شده سطح تراز آب زیرزمینی داده‌های آزمون به صورت شکل ۸ است. مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل ترکیبی ANFIS-GWO برابر ۰/۹۹ محاسبه شد.

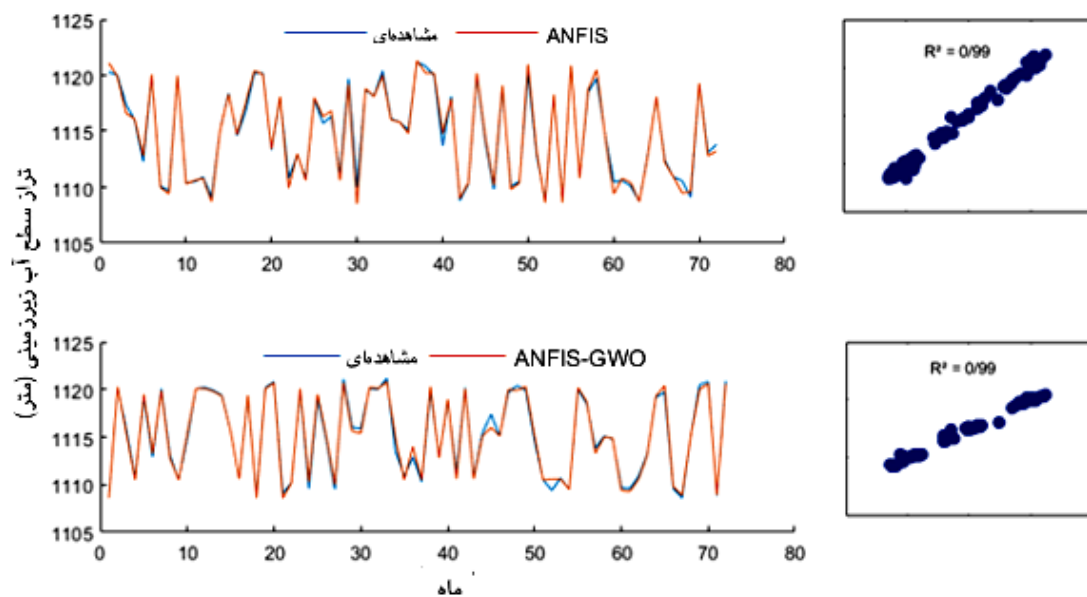
مطابق شکل ۹ نتایج نمودار تیلور برای چاه مشاهده‌ای P3 به این صورت است. مقدار ضریب همبستگی هر دو مدل در محدوده ۰/۹۹ تا ۰/۱ قرار گرفته که نشان از عملکرد بسیار خوب هر دو مدل در برآورد مدل مذکور است مطابق شکل مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی مدل ANFIS-GWO بیشتر از مدل ANFIS است. با توجه به اینکه RMSD هر دو مدل کمتر از یک است اما مقدار آن برای مدل ANFIS-GWO بهتر از مدل دیگر است. این نتایج نشان از قابلیت بسیار خوب مدل ANFIS-GWO در تخمین پارامتر تراز سطح آب زیرزمینی است.

در چاه‌های مشاهده‌ای P1، P2، P3 به ترتیب سناریوهای C، A، D با تعداد پارامترهای ورودی متفاوت به عنوان سناریوی بهینه انتخاب شدند. بررسی سناریوی D هر سه چاه نشان داد که مدل ترکیبی، نتایج حاصل از مدل ANFIS را به صورت قابل توجهی بهبود بخشیده است. بررسی‌ها نشان داد که استفاده از مدل ANFIS-GWO

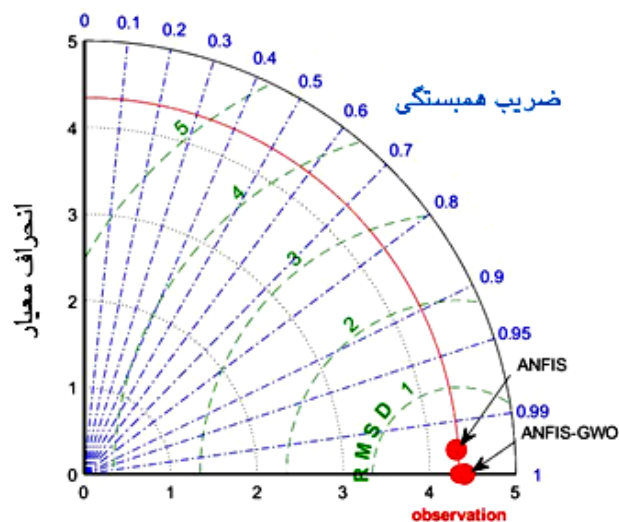
برای هر سه چاه مشاهده‌ای باعث بهبود دقت نتایج، نسبت به مدل ANFIS شده است و این مدل عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی سطح تراز آب زیرزمینی داشته است. می‌توان نتیجه‌گیری کرد که بسته به موقعیت هر چاه مشاهده‌ای تعداد پارامترهای ورودی، و در نتیجه سناریوی بهینه متفاوت است. نتایج مطالعات پیشین از جمله اسکندری و همکاران (۶)، آزاد و همکاران (۱)، یانگ و همکاران (۲۷) میلان و همکاران (۹) تأیید کننده این نتیجه است که استفاده از مدل‌های ترکیبی باعث بهبود عملکرد مدل ANFIS شده است. نتایج مطالعه میلان و همکاران (۹) نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های تکاملی شاهین هریس، گرگ خاکستری و ازدحام ذرات در آموزش مدل ANFIS برای بهبود کیفیت پیش‌بینی بهینه برداشت آب زیرزمینی مؤثر بوده است.

نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت تراز سطح آب زیرزمینی استفاده از مدل‌های پیش‌بینی برای بررسی وضعیت منابع آب زیرزمینی ضروری است. در این مقاله، از مدل ANFIS در مقایسه با مدل ترکیبی ANFIS-GWO برای تخمین تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان زرنده ساوه استفاده شد. با توجه به اهمیت پارامترهای ورودی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی، پارامترهای مختلف



شکل ۸. مقادیر مشاهده و پیش‌بینی شده داده‌های آزمون برای چاه P3



شکل ۹. نمودار تیلور سناریوی A و A مدل ANFIS-GWO و مدل ANFIS، چاه مشاهداتی P3

شد و نتایج نشان داد که مدل ترکیبی توانسته نتایج حاصل از ANFIS را بهبود ببخشد. برای ارزیابی مدل مناسب از دو روش، که در روش اول به کمک معیارهای ارزیابی MAPE، NASH، RMSE و در روش دوم از نمودار تیلور که نشان‌دهنده همبستگی، ضریب تغییرات و میانگین مجذور خطا (RMSD) بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی است، استفاده

آبخوان مورد ارزیابی قرار گرفت و با توجه به مطالعات انجام شده در این زمینه چندین متغیر ورودی از جمله تراز سطح آب زیرزمینی ماه قبل، بارش، دما و بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شدند ترکیبات مختلف این پارامترها منجر به ۴ سناریو شد. این شبیه‌سازی برای یک دوره ۲۰ ساله (مهر ۱۳۷۷ تا شهریور ۱۳۹۷) انجام

تقدیر و تشکر

بدینوسیله از دانشگاه تهران، شرکت مدیریت منابع آب ایران و مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی به خصوص آقای مهندس حشمت‌اله آقاروسی به‌خاطر تأمین امکانات و اطلاعات لازم برای انجام این تحقیق و تهیه مقاله مربوطه تشکر و قدردانی می‌شود.

شد و نتایج کارایی مدل ANFIS-GWO را نشان داد. با توجه به اینکه برای هر سه چاه مورد مطالعه این تحقیق سناریوهای مختلف با تعداد پارامترهای متفاوت به‌عنوان سناریوی مناسب انتخاب شد، این نشان داد که می‌بایستی در تحقیقات با توجه به موقعیت چاه‌های مشاهداتی سناریوهای ورودی مختلفی مورد آزمایش قرار گیرد.

منابع مورد استفاده

1. Azad, A., H. Karami, S. Farzin, A. Saeedian, H. Kashi and F. Sayyahi. 2018. Prediction of water quality para meter using ANFIS optimized by intelligence algorithms (case study: Gorganrood River). *KSCE. Journal of Civil Engineering* 22(7): 2206-2213.
2. Asefpour Vakilian, K. and J. Massah. 2018. A fuzzy based making software for enzymatic electrochemical nitrate biosensors. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 177: 55-63.
3. Arya Azar, N., S. Milan and Z. Kayhomayoon. 2021. The prediction of longitudinal dispersion coefficient in natural stream using LS-SVM and ANFIS optimized by Harris hawk optimization algorithm. *Journal of Contaminant Hydrology* 240: 103871.
4. Aquifer Consulting Engineers. 2013. Update studies of water resources balance of study areas of the saltlake catchment area, report of water resources balance of Zarandieh Saveh study area (4102), September 2013.
5. Choubin, B., A. Malekian, F. Sajedi Hosseini and O. Rahmati. 2014. Water Table Prediction by Using Time Series Models and Adaptive Neural Fuzzy Inference System. *Iranian Journal of Soil and Water Research* 45(4): 19-28
6. Eskandari, A., F. Faramarzyan yasuj, A. Solgi and H. Zarei. 2019. Evaluation of combined ANFIS with wavelet transform to modeling and forecasting groundwater level. *Journal of Watershed Management Research* 9(18): 56-69.
7. Gholizadeh, S. 2015. Optimal design of double layer grids considering nonlinear behavior by sequential grey wolf algorithm. *Journal of Optimization in Civil Engineering* 5(4): 511-523.
8. Ghourdooyee Milan, S., N. Arya Azar, S. Javadi and B. Razdar. 2020. Simulation of groundwater head using LS-SVM and comparison with ANN & MLR. *Iranian Journal of Hydrogeology* 5(1): 118-133.
9. Ghordoyee Milan, S., A. Roozbahani, N. Arya Azar and S. Javadi. 2021. Development of adaptive neuro fuzzy inference System-Evolutionary algorithms hybrid models (ANFIS-EA) for prediction of optimal groundwater exploitation. *Journal of Hydrology* 598: 126258.
10. Gong, Y., Y. Zhang, S. LAN and H. Wang. 2015. A comparative study of artificial neural networks, support vector machines and adaptive neuro fuzzy inference system for forecasting groundwater level Lake Okeechobee, Florida. *Water Resources Management* 30: 375-391.
11. Jang, J. S. R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 23(3): 665-685.
12. Jafari, M. M., H. Ojaghlou and M. Zare. 2020. Groundwater Level Fluctuation Simulation Using Support Vector Machines and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Case Study: Maragheh Plain). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 14(3): 942-956.
13. Kardan moghaddam, H., S. Milan, Z. kayhomayoon, Z. Rahimzadeh Kivi and N. Arya Azar. 2021. The prediction of aquifer groundwater level based on spatial clustering approach using machine learning. *Environmental Monitoring and Assessment* 193(4): 173.
14. Khosroshahi, M. 2007. Important indicators of desertification from the perspective of water and the introduction of related research fields, Quarterly. *Journal of Forests and Rangelands* 18(74): 231-250.
15. Kord, M., N. Yuosefi and E. A. Novinpour. 2019. Comparison of adaptive Neuro-Fuzzy inference system (ANFIS), inverse distance weighting and geostatistics methods for estimating the water table (Case Study: Dehgholan Plain, Kurdistan Province). *Iranian Journal of Ecohydrogeology* 6(1): 51-64.
16. Kisi, O., A. Azad, H. Kashi, A. Saeedian, S. A. A. Hashemi and S. Ghorbani. 2019. Modeling groundwater quality parameters using hybrid neuro-fuzzy methods. *Water Resources Management* 33(2): 847-861.

17. Mirjalili, S., S. M. Mirjalili and A. Lewis. 2014. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software* 69: 46-61.
18. Mirjalili, S. 2015. How effective is the grey wolf optimizer in training multi-layer Perceptron. *Applied Intelligence* 43(1): 150-161.
19. Rajaei, T., H. Ebrahimi and V. Nourani. 2019. A review of the artificial intelligence methods in groundwater level modeling. *Journal of Hydrology* 572: 336-351.
20. Rezaei, E., A. Khashei- Siuki and A. Shahidi. 2014. Design of groundwater level monitoring network, using the model of least squares Support vector machine (LS-SVM). *Iranian Journal of Soil and Water Research* 45(4): 289-396.
21. Shirmohammadi, B., M. Vafakhah, V. Moosavi and A. Moghaddamnia. 2013. Application of several data-driven techniques for predicting groundwater level. *Water Resources Management* 27(2): 419-432.
22. Shiri, J. and O. Kisi. 2011. Comparison of genetic programming with neuro-fuzzy system for predicting short-term water table depth fluctuations. *Computers and Geosciences* 37: 1692-1701.
23. Sulaiman, M. H., Z. Mustafa, M. R. Mohamed and O. Aliman. 2015. Using they grey wolf optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem. *Applied Soft Computing* 32: 286-292.
24. Salari, S., M. Moghaddasi, M. Mohammadi Ghaleni and M. Akbari. 2021. Groundwater Level Prediction in Golpayegan Aquifer Using ANFIS and PSO Combination). *Iranian Journal of Soil and Water Research* 52(3): 721-732.
25. Saremi, S., S. Z. Mirjalili and S. M. Mirjalili. 2015. Evolutionary population dynamics and grey wolf optimizer. *Neural Computing and Applications* 26(5): 1257-1263.
26. Todd, D. K. and L. W. Mays. 1980. *Groundwater Hydrology*. 2nd Ed. New York: Wiley.
27. Yang, H., M. Hasanipanah, M. Tahir and D. T. Bui. 2019. Intelligent prediction of blasting-induced ground vibration using ANFIS optimized by GA and PSO. *Natural Resources Research* 1-12.
28. Zare, M. and M. Koch. 2016. Using ANN and ANFIS Models for simulating and predicting groundwater level fluctuations in Miandarband Plain, Iran. 4th IAHR Europe Congress, Liege, Belgium.
29. Zare, M. and M. Koch. 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.

Evaluation of ANFIS-GWO Combined Model in Predicting Groundwater Level of Saveh Zarandieh Plain, Iran

S. Bigdeli¹, K. Ebrahimi^{2*}, A. Hoorfar¹ and A. A. Davudirad³

(Received: November 13-2021; Accepted: July 27-2022)

Abstract

In this study, the accuracy of the Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) in integrating with the Gray Wolf Algorithm (ANFIS-GWO) in predicting groundwater level was evaluated for the first time using unpublished observational data from 1998 to 2018 in the Zarandieh aquifer, central Iran. Three observational wells were randomly selected for analysis. Assessment of evaluation criteria demonstrated that among the proposed scenarios using the hybrid model, the D scenario was selected as the optimal scenario with input data including the previous month's groundwater level, precipitation, temperature, and groundwater extraction. In the D scenario, parameters including MAPE, RMSE, and NASH were 0.29 m, 0.47 m, and 0.99, respectively for the first observational well. Also, C scenario with input data including the previous month's groundwater level, precipitation, and groundwater extraction for the second observational well, for the same parameters mentioned above equal to 0.20 m, 0.26 m, and 0.99. As well for the third observational well, the A scenario with input data including the previous month's groundwater level for the same parameters equal to 0.29 m, 0.41 m, and 0.99 as the optimal scenarios were selected using the ANFIS-GWO model. Based on the results, the Gray wolf algorithm in training the ANFIS model was able to reduce the average forecast error by equal to 0.03 (RMSE) and 0.02 (MAPE) meter and increased the average NASH value equal to 0.01 and increased the accuracy of predictions.

Keywords: Groundwater, Sustainability of water resources, Fuzzy-adaptive neural inference system, Simulation, Intelligent model

1. Department of Irrigation and Reclamation Engineering, University of Tehran, Karaj, Iran.

2. Department of Renewable Energies and Environmental Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

3. Markazi Province Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Arak, Iran.

*: Corresponding author, Email: EbrahimiK@ut.ac.ir