

تخمین زمانی و مکانی متغیرهای کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی بر مبنای روش‌های هوشمند

علیرضا عمادی^{۱*}، رامین فضل‌اولی^۱، سروین زمان‌زاد قویدل^۲، رضا سبحانی^۳ و سروش نصرتی اختر^۴

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۲۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱/۲۸)

چکیده

منابع آب‌های زیرزمینی به‌عنوان یکی از ضروری‌ترین نیازهای بشر نقش کلیدی در فرایندهای اقتصادی و سیاسی جوامع دارد. تغییرات اقلیمی و کاربری اراضی، کمیت و کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی محدوده مطالعاتی تهران-کرج را با چالش‌های جدی مواجه کرده است. هدف اصلی در این مطالعه، توسعه روشی مبتنی بر مدل‌های هوشمند منفرد شامل روش‌های سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و ترکیبی-موجک (WGEP, WANFIS) برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای سختی کل (TH)، کل مواد جامد محلول (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) در منابع آب‌های زیرزمینی محدوده تهران-کرج در دوره آماری ۱۷ ساله (۱۳۸۳-۱۳۹۹)، است. نتایج نشان داد که مدل‌های ترکیبی-موجک نسبت به مدل‌های منفرد در تخمین سه متغیر منتخب از عملکرد بیشتری برخوردار هستند. به‌طوری که درصد بهبود عملکرد مدل WANFIS نسبت به ANFIS و مدل WGEP نسبت به GEP با در نظر گرفتن شاخص ارزیابی ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) به ترتیب برای سه متغیر TH، TDS و EC (۲۳/۷۱۳، ۱۸/۰۱۸ درصد)، (۱۲/۵۸۱، ۳۳/۱۱۶ درصد) و (۶/۴۳۳، ۱۲/۹۹۵ درصد) به دست آمد. نتایج حاکی از انطباق بسیار زیاد مکانی و زمانی مقادیر تخمینی مدل WGEP با مقادیر مشاهداتی برای هر سه متغیر کیفی در محدوده تهران-کرج، است. نتایج نشان داد که غلظت متغیرهای کیفی منابع آب‌های زیرزمینی از شمال به سمت جنوب محدوده مطالعاتی در هر سه متغیر کیفی روند صعودی دارد. در مناطق شهری آلودگی‌های ناشی از فاضلاب و افزایش جمعیت و همچنین در مناطق کشاورزی استفاده از کودهای شیمیایی، نفوذ آنها به منابع آب‌های زیرزمینی و برداشت بی‌رویه از منابع آب‌های زیرزمینی باعث تشدید آلودگی آنها می‌شود. بنابراین، در محدوده مطالعاتی تهران-کرج تغییرات اقلیمی و نوع کاربری اراضی به شدت با وضعیت کیفیت منابع آب زیرزمینی رابطه مستقیم دارد.

واژه‌های کلیدی: اقلیم، آب‌های زیرزمینی، پهنه‌بندی، کیفیت، هوش مصنوعی

۱. گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، مازندران، ایران.

۲. رییس هیئت مدیره، مهندسین مشاور دانشوران عمران آب، ارومیه، ایران.

۳. دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، مازندران، ایران.

۴. دانشجوی کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، مازندران، ایران.

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: emadia355@yahoo.com

مقدمه

آب یکی از ضروری‌ترین نیازهای بشر برای ادامه حیات است و وجود این منبع طبیعی اغلب نقش کلیدی در فرایندهای اقتصادی و سیاسی جوامع دارد. برخی از منابع آب‌های زیرزمینی علاوه بر محدودیت‌های کمی به سبب نامناسب بودن ترکیبات شیمیایی از نظر شرب و کشاورزی نامناسب است (۶). از جمله عوامل تغییر کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی می‌توان به شرایط اقلیمی، نوع کاربری اراضی، ساختار زمین‌شناسی، هیدروژئولوژی، اختلاط آب‌ها با منشأ آلودگی، فعالیت‌های انسانی و در نهایت، اثر دریاها بر آبخوان‌های دشت‌های ساحلی اشاره کرد (۱۰). پهنه‌بندی و تشخیص موقعیت‌های مناسب برای برداشت آب برای مصارف شرب و کشاورزی و ارزیابی عوامل ایجاد آلودگی منابع آب‌های زیرزمینی از مسائل مهم در برنامه‌ریزی‌های منابع آب است (۱۶). در پژوهش‌های پیشین اغلب از روش‌های زمین آمار برای تعیین پراکندگی مکانی غلظت متغیرهای کیفیت آب استفاده شده است (۱۳). در سال‌های اخیر به کارگیری مدل‌های هوشمند از جمله شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network (ANN)، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS))، ماشین‌بردار پشتیبان (Support Vector Machine (SVM)) و برنامه‌ریزی بیان ژن (Gene Expression Programming (GEP)) برای تخمین پارامترهای کیفی منابع آب‌های زیرزمینی در مطالعات ناحیه‌ای در کشورهای مختلف مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. از جمله پژوهش‌های پیشین در زمینه تخمین مقادیر متغیرهای کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی در ادامه ارائه شده است.

احمدپور و همکاران (۲) با استفاده از روش زمین آمار کریجینگ (Kriging) به پهنه‌بندی مکانی و زمانی هدایت الکتریکی (Electrical Conductivity (EC)) و کل مواد جامد محلول (Total Dissolved Solid (TDS)) آب‌های زیرزمینی دشت گیلان پرداختند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که حفر

بی‌رویه چاه‌های آب و برداشت بیش از حد مجاز می‌تواند یکی از دلایل افزایش شوری آب زیرزمینی در مناطق شالیزاری استان گیلان باشد. امامی و همکاران (۶) به تخمین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از ANN و الگوریتم رقابت جلفا (Imperialist Competitive Algorithm (ICA)) پرداختند. در همین راستا، پارامترهای کیفی آب زیرزمینی شامل TDS، EC و SAR با استفاده از مدل‌های ANN و ICA تخمین زده شد. ضریب همبستگی زیاد نشان‌دهنده دقت قابل قبول مدل ANN در مقایسه با ICA بود. حزباوی و دهقانی (۸) برای پیش‌بینی EC در هشت چاه مشاهداتی دشت مازندران از مدل‌های ANN و شبکه بیزن (Bayesian Network) استفاده کردند. بر اساس نتایج، مدل ANN برای پیش‌بینی هدایت الکتریکی در اولویت قرار داشت. حسین‌آبادی و همکاران (۹) با استفاده از پنج روش عکس فاصله وزنی (Inverse Distance Weights (IDW))، تخمین‌گر موضعی (Global Polynomial Interpolation (GPI))، تخمین‌گر عام (Local Polynomial Interpolation (LPI))، کریجینگ و کوکریجینگ (Co-Kriging) و مدل برنامه‌ریزی بیان ژن به پهنه‌بندی و پیش‌بینی میزان هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی آبخوان دشت مشهد، پرداختند. نتایج پژوهش ایشان نشان داد از میان روش‌های به کار گرفته شده، مدل GEP و پس از آن، روش کوکریجینگ بیشترین دقت و روش GPI کمترین دقت را برای پهنه‌بندی هدایت الکتریکی داشت. نوروزی و همکاران (۱۵) عملکرد روش ANN را برای تخمین متغیرهای کیفی منابع آب زیرزمینی شامل EC، TDS و SAR در دشت شیرامین استان آذربایجان شرقی، مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصل حاکی از توانمندی قابل قبول و نتایج رضایت‌بخش مدل ANN در پیش‌بینی کیفیت آب‌های زیرزمینی است. ولی‌زاده و همکاران (۱۹) با به کارگیری روش‌های زمین آمار کریجینگ ساده (Simple Kriging (SK))، کریجینگ معمولی (Ordinary Kriging (OK)) و Co-Kriging به تهیه نقشه تغییرات شوری آب‌های زیرزمینی در دشت شیرامین، استان آذربایجان شرقی پرداختند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که

از عملکرد برتر مدل WANN نسبت به مدل ANN است. با توجه به مطالعات پیشین امکان به کارگیری مدل‌های هوشمند در همه حالت‌ها شامل خصوصیات هیدرولوژیکی مختلف یا یکسان، شرایط اقلیمی یکنواخت یا غیریکنواخت و غیره وجود دارد و بسته به هدف مطالعه می‌تواند به صورت تفکیک شده یا سرشت مشترک مورد بررسی قرار گیرد (۶، ۸ و ۱۳). قرار گرفتن کشور در اقلیم خشک و نیمه‌خشک، تغییرات اقلیمی و کاربری اراضی برای رفع نیازها، ناگزیر کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی را با چالش‌های جدی رو به رو کرده است. در این مطالعه، منابع آب‌های زیرزمینی محدوده مطالعاتی تهران-کرج که یکی از پرمخاطره‌ترین محدوده‌های کشور بر اساس دو فاکتور مهم تغییرات اقلیمی و کاربری اراضی است، برای مطالعه و تخمین زمانی و مکانی متغیرهای کیفی آب انتخاب شده است. آبخوان محدوده مطالعاتی تهران-کرج دارای سرشت مشترک بوده و یک واحد هیدرولوژیکی را تشکیل می‌دهد. هدف اصلی در این مطالعه توسعه روشی مبتنی بر مدل‌های هوشمند منفرد و ترکیبی - موجک (همراه با نوپزدایی) برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای کیفی TH، TDS و EC در منابع آب‌های زیرزمینی است. همچنین، بررسی تأثیر شرایط اقلیمی و کاربری اراضی بر توزیع مکانی غلظت متغیرهای کیفی از دیگر اهداف منحصربه‌فرد این مطالعه است.

منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

در این پژوهش، محدوده تهران-کرج که یکی از تأثیرگذارترین مناطق به لحاظ کشاورزی و اقتصاد در کشور است، برای تخمین متغیرهای کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی انتخاب شده است. متغیرهای کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی شامل پتاسیم (K)، سدیم (Na)، سولفات (SO_4)، کلرید (Cl)، کربنات (HCO_3)، سختی کل (TH)، کل جامدات محلول (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) در دوره مطالعاتی ۱۷ ساله (۱۳۸۳-۱۳۹۹)، است. مشخصات آماری داده‌های به کار گرفته شده در این پژوهش در

روش SK به دلیل مقدار R بیشتر و RMSE کمتر نسبت به سایر روش‌ها برای تهیه نقشه تغییرات EC و SAR در منطقه، مناسب‌ترین روش است. آریانفر و همکاران (۳) با به کارگیری مدل‌های هوشمند ANN، ANFIS و GEP به بررسی ارتباط بین متغیرهای کیفیت TH، TDS و EC در منابع آب‌های زیرزمینی دشت خضری پرداخت. نتایج مطالعات ایشان حاکی از عملکرد برتر GEP نسبت به دو مدل دیگر بود. معروف‌پور و همکاران (۱۳) به مدل‌سازی پارامترهای کیفیت آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های هوشمند ترکیبی و زمین آمار پرداختند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که روش‌های هوشمند عملکرد دقیق‌تری نسبت به روش‌های زمین آمار برای مدل‌سازی پارامترهای کیفیت منابع آب زیرزمینی دارد. البلتاگی و همکاران (۵) از مدل‌های AR، M5، RSS و SVM برای تخمین مقادیر WQI منابع آب زیرزمینی در حوضه آکوت (Akot)، کشور هند استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل AR برای تخمین مقادیر WQI با حداقل تعداد متغیرهای ورودی نسبت به سایر روش‌های به کار گرفته شده برتری دارد. اگبوری و آگبازی (۴) از مدل‌های ANN و MLR برای تخمین متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی جنوب شرقی نیجریه، استفاده کردند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که اولویت برتری عملکرد مدل‌های استفاده شده ثابت نبوده و در برخی موارد، مدل MLR و در برخی دیگر مدل‌های ANN دارای بهترین عملکرد برای تخمین متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی هستند. غلامی و همکاران (۷) با به کارگیری روش‌های خودسازمان‌دهی نقشه ((Self-Organizing Map (SOP)، سیستم استنتاج عصبی فازی هم‌فعال (Co-Active Neuro-fuzzy Inference System (CANFIS)) و ANN به تخمین پارامترهای کیفیت آب زیرزمینی در دشت مازندران پرداختند. نتایج مطالعات ایشان حاکی از برتری مدل CANFIS نسبت به دو مدل دیگر بود. دانشور و ثوقی (۲۰) با استفاده از مدل‌های ANN و WANN به تخمین میزان pH و HCO_3 در آب‌های زیرزمینی دشت اردبیل پرداختند. نتایج حاکی

تبدیل فوریه، می‌توان در مورد سیگنال‌های غیرایستا و سیستم‌های دینامیک نیز استفاده کرد. تبدیل موجک تجزیه یک تابع بر مبنای توابع موجک است. یکی از مهم‌ترین مشکلات تبدیلات موجک انتخاب نوع تابع موجک با توجه به هدف مطالعه است. موجک‌ها (موجک‌های دختر) نمونه‌های انتقال یافته و مقیاس شده یک تابع (موجک مادر) با طول متناهی و نوسانی به شدت میرا هستند. تبدیل‌های موجک به دو گروه پیوسته و گسسته تقسیم می‌شوند (۱۷). تابع موجک $\Psi(t)$ به شکل ریاضی زیر تعریف می‌شود (۱۲).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (1)$$

که در آن، $\Psi(a,b)(t)$ بر اساس رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$\Psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-0.5} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in \mathbb{R}, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (2)$$

در این مطالعه، موجک مادر دابچیز نوع ۴ برای تجزیه داده‌های کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی به کار گرفته شده است. همچنین، در این مطالعه متغیرهای کیفیت آب در سطح اول تجزیه شده‌اند که شامل دو سری اصلی (A) و فرعی (D) هستند.

سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی

ترکیب سیستم‌های فازی مبتنی بر قواعد منطقی و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی دارد، منجر به ارائه سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی شده است. اساس ANFIS بر پایه‌ای از مجموعه داده‌های ورودی و خروجی یک سامانه استنتاج فازی، است. این سامانه بر پایه قوانین ترکیبی از سه قسمت توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی (فازی کردن)، قوانین فازی (پایگاه قواعد)، استنتاج مکانیزم (ترکیب قواعد با ورودی فازی)، مشخصه‌های خروجی و نتایج سامانه (غیرفازی‌سازی) است. این سیستم از نوع شبکه‌های چند لایه بوده و سعی در به کمینه کردن خطای شبیه‌سازی دارد (۱۶). سیستم‌های فازی بر اساس نوع عملکرد و نوع خروجی آنها به دو دسته استنتاج ممدانی و سوگنو طبقه‌بندی می‌شوند. سیستم سوگنو به دلیل روند

جدول ۱ آورده شده است. مقادیر ضریب تغییرات برای متغیرهای TH، TDS و EC به ترتیب ۷۳/۶۵، ۸۷/۵۹ و ۸۴/۹۱ به دست آمد. همچنین، موقعیت جغرافیایی و چاه‌های مشاهداتی (الف)، مشخصات اقلیمی (ب) و کاربری اراضی (ج) منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است. همانطور که دیده می‌شود، اراضی کشاورزی، دامنه‌ها و مناطق شهری، کاربری غالب محدوده مورد مطالعه هستند. همچنین، منطقه مورد مطالعه دارای اقلیم غالب خشک و نیمه‌خشک است.

مشخصات هیدروژئولوژی دشت تهران-کرج

دشت تهران-کرج بخشی از حوضه آبریز مرکزی است. این دشت از نظر طول و عرض جغرافیایی بین طول‌های ۵۰ درجه و ۵ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۱۰ دقیقه و عرض ۳۵ درجه و ۲ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۵۷ دقیقه قرار داشته و از دامنه‌های جنوبی البرز شروع و تا دشت‌های ورامین و شهریار گسترش یافته است. مساحت این دشت حدود ۲۷۰۴ کیلومترمربع است. آبخوان دشت تهران-کرج دارای سرشت مشترک بوده و یک واحد هیدروژئولوژیکی را تشکیل می‌دهد. نوع آبخوان آزاد است. عناصر عمده تشکیل دهنده آبخوان به نسبت‌های متفاوتی از عناصر تخریبی نظیر رس، ماسه، شن و قلوه سنگ تشکیل یافته است.

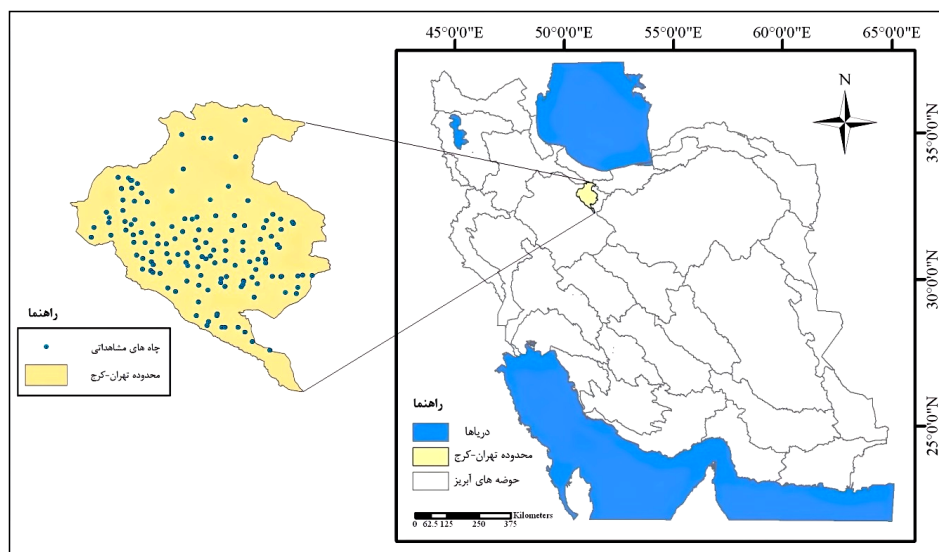
مواد و روش‌ها

تئوری موجک

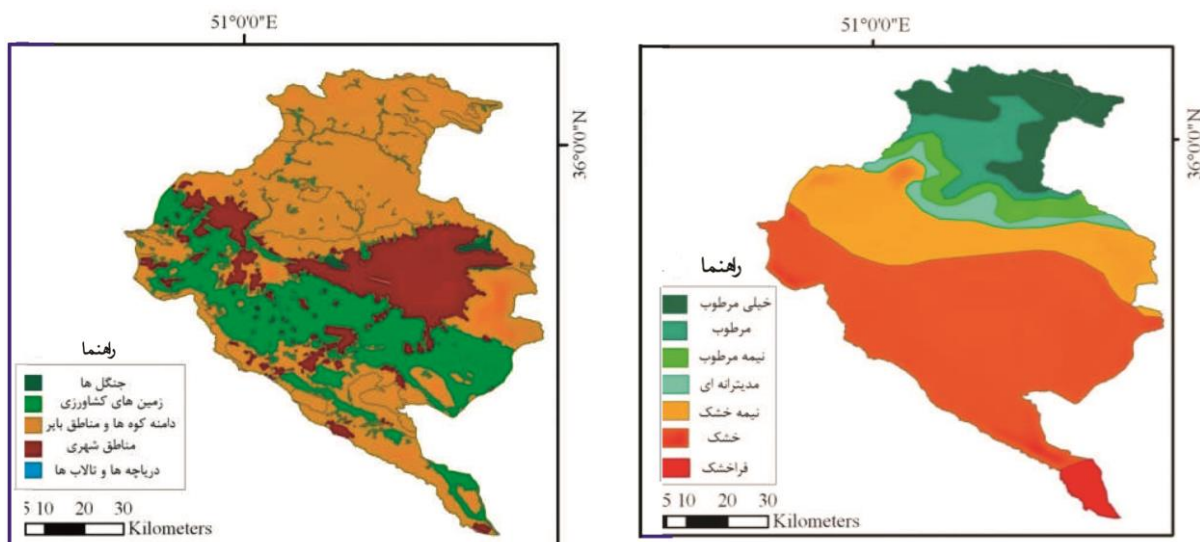
تبدیل موجک (Wavelet Transform) یکی از تبدیلات مهم ریاضی است که برای تجزیه سیگنال پیوسته به مؤلفه‌های فرکانسی آن بکار رفته و وضوح هر مؤلفه برابر با مقیاس آن است (۱۱). تبدیل موجک عملیاتی است که یک تابع جدید را از روی توابع پایه و با تغییر در آنها می‌سازد. ایده اصلی تبدیل موجک این است که بر ضعف‌ها و محدودیت‌های موجود در تبدیل فوریه غلبه کند. تبدیل موجک را بر خلاف

جدول ۱. مشخصات آماری داده‌های به کار گرفته شده در دوره مطالعاتی ۱۷ ساله

متغیرها	هدایت الکتریکی	کل جامدات محلول	سختی کل	کربنات	کلرید	سولفات	سدیم	پتاسیم
واحد	(میکروموس بر سانتی متر)	(میلی گرم بر لیتر)	(میلی اکی والان بر لیتر)					
کمیته	۲۹۶/۰۰	۱۶۰/۰۰	۱/۰۱	۰/۸۰	۰/۲۵	۰/۲۳	۰/۲۹	۰/۰۱
بیشینه	۱۰۲۳۳/۰۰	۶۸۵۵/۳۰	۴۷/۳۰	۱۲/۰۲	۴۷/۴۳	۵۹/۰۰	۶۸/۰۰	۰/۶۰
میانگین	۱۵۷۲/۷۹	۹۷۰/۱۷	۸/۷۰	۴/۰۱	۵/۵۴	۶/۰۰	۷/۱۰	۰/۰۸
انحراف معیار	۱۳۳۵/۴۶	۸۴۹/۷۵	۶/۴۱	۲/۱۰	۶/۶۳	۷/۰۳	۸/۱۷	۰/۰۶
ضریب تغییرات	۸۴/۹۱	۸۷/۵۹	۷۳/۶۵	۵۰/۲۸	۱۱۹/۶۵	۱۱۷/۰۳	۱۱۵/۰۷	۶۶/۹۴



(الف)



(ج)

(ب)

شکل ۱. موقعیت جغرافیایی و چاه‌های مشاهداتی (الف)، مشخصات اقلیمی (ب) و کاربری اراضی (ج) در منطقه مورد مطالعه

با هدف مدل‌سازی متغیرهای کیفیت آب‌های زیرزمینی، به کار گرفته شده است.

در این مطالعه، علاوه بر مدل‌های منفرد، مدل‌های سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن با تئوری موجک ترکیب شده و مدل‌های ترکیبی به نام‌های شبکه عصبی-موجک، استنتاجی فازی عصبی-موجک و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک را ایجاد کردند. در این مطالعه، روش‌های سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی و آنالیز موجک در محیط MATLAB کدنویسی شده است. همچنین، نرم‌افزار GeneXpro Tool برای توسعه روش برنامه‌ریزی بیان ژن به کار گرفته شده است. ساختار مدل‌های به کار گرفته شده در این مطالعه در شکل ۲ نشان داده شده است.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

در این مطالعه، از شاخص‌های آماری به نام‌های ضریب همبستگی ((Correlation Coefficient (R))، ریشه میانگین مربعات خطا ((Root Mean Square Error (RMSE))، میانگین خطای مطلق ((Mean Absolute Error (MAE)) و ضریب کارایی مدل نش - ساتکلیف ((Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)) برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده شده است که معادلات ریاضی آنها (به‌عنوان نمونه برای متغیر سختی کل) در روابط (۵) تا (۸) ارائه شده است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (TH_{i0} - \overline{TH_0})(TH_{ie} - \overline{TH_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (TH_{i0} - \overline{TH_0})^2 \sum_{i=1}^N (TH_{ie} - \overline{TH_e})^2}} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (TH_{i0} - TH_{ie})^2} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |TH_{i0} - TH_{ie}| \quad (7)$$

$$NSE = 1 - \frac{(TH_{ie} - TH_{i0})^2}{(TH_{i0} - \overline{TH_{i0}})^2} \quad (8)$$

محاسباتی و کارآمد، نسبت به سیستم ممدانی کاربرد بیشتری دارد. منطق فازی بر مبنای تئوری مجموعه‌های فازی استوار است که بین طبقات مختلفی از موضوعات، ارتباط برقرار می‌کند (۱). در این مطالعه، اگر فرض کنیم یک سامانه استنتاج فازی دارای دو ورودی SO_4 و Cl و یک خروجی TDS باشد، مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی اگر-آنگاه به صورت زیر بیان می‌شود:

قانون ۱: اگر SO_4 در حالت کمینه و Cl در حالت بیشینه باشد، آنگاه:

$$TDS = p_1 SO_4 + q_1 Cl + r_1 \quad (3)$$

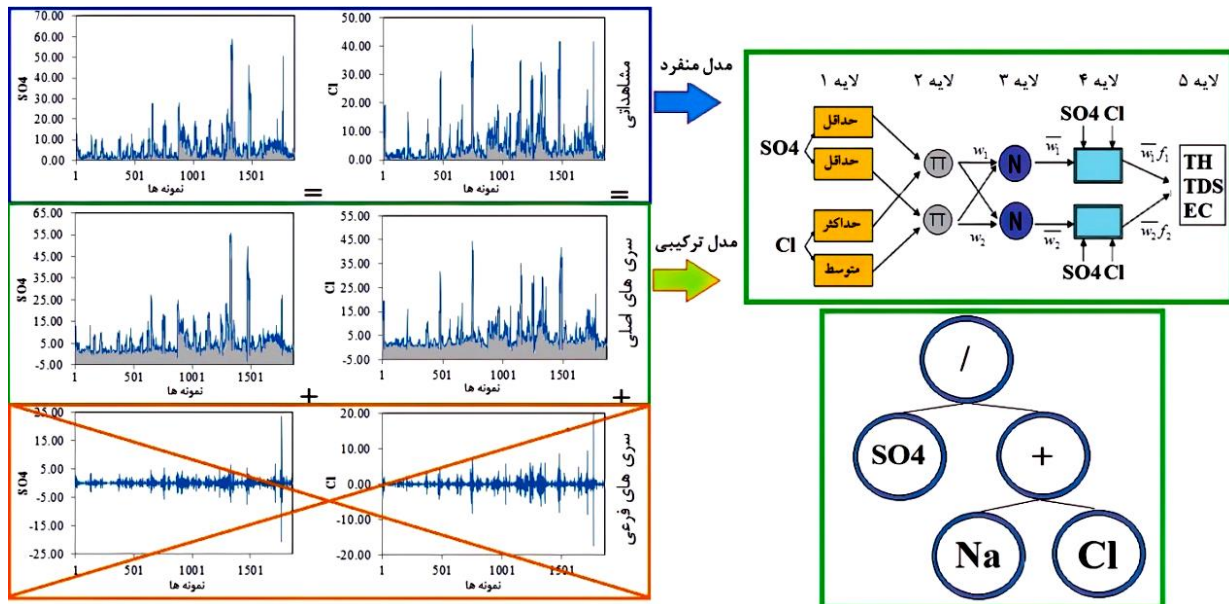
قانون ۲: اگر SO_4 در حالت کمینه و Cl در حالت متوسط باشد، آنگاه:

$$TDS = p_2 SO_4 + q_2 Cl + r_2 \quad (4)$$

روش سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر دسته‌بندی تفریقی به کار گرفته شده در پژوهش حاضر در محیط MATLAB کدنویسی شده است.

برنامه‌ریزی بیان ژن

روش GEP نخستین بار توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ توسعه شد. این مدل با تکامل مدل‌های هوشمند پدید آمده است. این روش از دسته روش‌های الگوریتم تکاملی به حساب می‌آید که اساس آن بر پایه نظریه تکامل داروین بیان می‌شود (۱۴). برنامه‌ریزی بیان ژن یک سیستم فنوتیپ-ژنوتیپ است که از عملگرهای ژنتیکی مختلفی استفاده می‌کند. در این سیستم، ژنوتیپ مربوط به هر فرد یک رشته از نمادهای خطی را نشان می‌دهد که به‌عنوان کروموزم شناخته می‌شوند و احتمال حضور تعدادی ژن با طول ثابت در آن است. همچنین، رشته‌های غیرخطی به‌عنوان فنوتیپ مطرح می‌شود (۱۸). مقادیر پارامترهای به کار گرفته شده در برنامه‌ریزی بیان ژن شامل تعداد کروموزوم‌ها، طول هر رأس، تعداد ژن‌ها، نرخ برگشت، نرخ ترانسژنژن، نرخ جهش، نرخ ترکیب تک نقطه‌ای و دو نقطه‌ای و نرخ ترکیب ژنی به ترتیب ۳۰، ۸، ۰/۱، ۰/۱، ۰/۱، ۰/۰۴، ۰/۳، ۰/۳ و ۰/۱ در نظر گرفته شده است. در این مطالعه، از عملگرهای پیش فرض مدل GeneXpro Tool.



شکل ۲. ساختار مدل‌های منفرد و ترکیبی - موجک به کار گرفته شده در پژوهش

مجموعه متغیرهای ورودی برای مدل‌سازی هر سه متغیر TH, TDS و EC شامل پارامترهای کیفی K , Na , SO_4 , Cl و HCO_3 است. معیار انتخاب متغیرهای ورودی در این پژوهش معنی‌دار بودن ارتباط همبستگی پیرسون با متغیرهای منتخب برای مدل‌سازی در سطح ۰/۰۱ است. نتایج مدل‌های بهینه برای تخمین متغیرهای TH, TDS و EC در دو بخش آموزش و آزمون در جدول ۳ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که شعاع دسته بهینه برای تخمین متغیرهای TH, TDS و EC بر اساس مدل‌های ANFIS و WANFIS به ترتیب (۰/۳۴, ۰/۳۱)، (۰/۵۲, ۰/۳۷) و (۰/۳۶, ۰/۴۵) به دست آمد. مقایسه عملکرد مدل‌های به کار گرفته شده برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای کیفیت آب‌های زیرزمینی بر اساس شاخص‌های آماری R , $RMSE$, MAE و NSE در شکل ۳ نشان داده شده است.

نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های ترکیبی - موجک نسبت به مدل‌های منفرد در تخمین سه متغیر منتخب از عملکرد بیشتری برخوردار هستند. به طوری که درصد بهبود عملکرد مدل‌های WANFIS نسبت به ANFIS و مدل WGEP نسبت به GEP با در نظر گرفتن شاخص ارزیابی $RMSE$ به ترتیب برای سه متغیر، TDS و EC (۲۳/۷۱۳، ۱۷/۰۱۸)، (۱۲/۵۸۱، ۳۳/۱۱۶) و TH (۶/۴۳۳، ۱۲/۹۹۵) است.

که در آنها، TH_{ie} و TH_{io} به ترتیب نشان‌دهنده میزان سختی کل مشاهده‌ای و تخمینی و N تعداد کل مشاهدات است. همچنین، \overline{TH}_e و \overline{TH}_o به ترتیب نشان‌دهنده میانگین میزان سختی کل مشاهده‌ای و تخمینی است.

بحث و نتایج

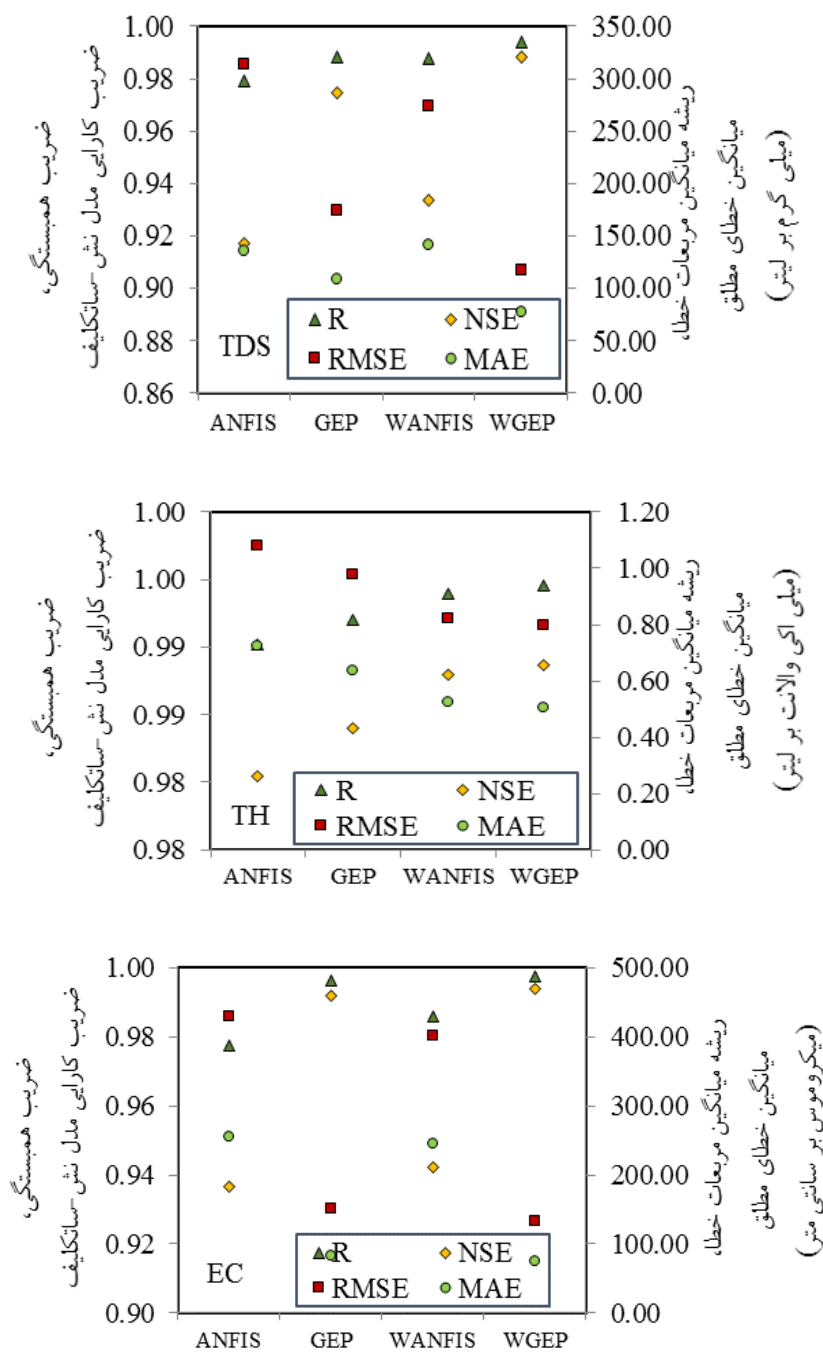
در این مطالعه، تخمین میزان متغیرهای TH, TDS و EC بر اساس مدل‌های منفرد ANFIS و GEP و ترکیبی - موجک WANFIS و WGEP انجام گرفته است. در مدل‌های منفرد از داده‌های مشاهده‌ای برای مدل‌سازی استفاده شده است، در حالی که در مدل‌های ترکیبی - موجک بعد از تجزیه داده‌ها، سری‌های فرعی به عنوان عامل ایجادکننده اغتشاش در مدل‌ها شناسایی شده و از مدل‌سازی حذف شد. بنابراین، در مدل‌های ترکیبی - موجک برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای TH, TDS و EC از داده‌های تجزیه شده سری اصلی به عنوان جایگزین داده‌های مشاهده‌ای استفاده شده است. نتایج تجزیه موجک متغیرهای کیفی منتخب در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد به عنوان نمونه کمترین و بیشترین مقادیر تجزیه موجک برای متغیر TH به ترتیب (۵/۱۶۸، ۱/۰۰۱) و (۱۷/۹۵۵، ۱۶/۳۹۱-) به دست آمد.

جدول ۲. نتایج تجزیه موجک متغیرهای کیفیت منابع آب‌های زیرزمینی

متغیرها	کلرید		سولفات		سدیم		پتاسیم	
	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی
نوع سری								
کمینه	-۱۷/۴۰۱	-۲/۲۴۴	-۲۰/۷۵۸	-۳/۶۰۰	-۲۱/۶۷۳	-۳/۲۴۷	-۰/۱۴۳	-۰/۰۴۱
بیشینه	۱۹/۶۶۵	۴۴/۴۰۶	۲۳/۳۷۴	۵۵/۸۴۴	۲۴/۷۴۹	۶۶/۳۵۹	۰/۱۸۶	۰/۴۱۴
متغیرها	هدایت الکتریکی		کل جامدات محلول		سختی کل		کربنات	
	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی	فرعی	اصلی
نوع سری								
کمینه	-۳۳۷۲/۲۸۹	-۵/۳۹۸	-۲۰۵۷/۷۹۸	-۱۴۷/۴۰۸	-۱۶/۳۹۱	۱/۰۰۱	-۳/۰۷۸	۰/۵۶۹
بیشینه	۳۸۰۴/۱۴۸	۹۷۳۴/۲۱۲	۲۲۹۲/۷۹۶	۶۴۵۴/۶۰۷	۱۷/۹۵۵	۵۰/۱۶۸	۳/۶۲۶	۱۰/۸۶۹

جدول ۳. نتایج مدل‌های بهینه برای تخمین متغیرهای TH، TDS و EC در دو بخش آموزش و آزمون

بخش	متغیرها	مدل‌ها	ضریب کارایی مدل نش - ساتکلیف	میانگین خطای مطلق	ریشه میانگین مربعات خطا	ضریب همبستگی
آموزش	TH	ANFIS (۰/۳۴)	۰/۹۸۳	۰/۵۱۹	۰/۷۴۴	۰/۹۹۱
		GEP	۰/۹۸۴	۰/۴۸۹	۰/۷۱۰	۰/۹۹۲
		WANFIS (۰/۳۱)	۰/۹۸۹	۰/۳۹۲	۰/۵۷۵	۰/۹۹۵
		WGEP	۰/۹۸۹	۰/۳۸۵	۰/۵۷۱	۰/۹۹۵
	TDS	ANFIS (۰/۵۲)	۰/۹۶۷	۹۸/۲۸۷	۱۲۵/۲۵۲	۰/۹۸۴
		GEP	۰/۹۷۲	۷۷/۸۴۴	۱۱۷/۴۲۴	۰/۹۸۶
		WANFIS (۰/۳۷)	۰/۹۷۰	۷۹/۰۱۱	۱۲۱/۲۰۸	۰/۹۸۵
		WGEP	۰/۹۸۳	۶۰/۵۷۷	۹۰/۳۳۸	۰/۹۹۱
آزمون	EC	ANFIS (۰/۳۶)	۰/۹۶۴	۱۴۴/۷۷	۲۰۷/۰۶۱	۰/۹۸۲
		GEP	۰/۹۹۳	۵۷/۹۲۲	۹۰/۲۵۰	۰/۹۹۷
		WANFIS (۰/۴۵)	۰/۹۶۶	۱۴۳/۱۸۸	۱۹۹/۱۲۵	۰/۹۸۶
		WGEP	۰/۹۹۵	۵۰/۱۵۹	۷۵/۲۷۸	۰/۹۹۸
	TH	ANFIS (۰/۳۴)	۰/۹۸۰	۰/۷۲۵	۱/۰۸۰	۰/۹۹۰
		GEP	۰/۹۸۴	۰/۶۳۸	۰/۹۷۶	۰/۹۹۲
		WANFIS (۰/۳۱)	۰/۹۸۸	۰/۵۲۴	۰/۸۲۴	۰/۹۹۴
		WGEP	۰/۹۸۹	۰/۵۰۴	۰/۸۰۰	۰/۹۹۵
آموزش	TDS	ANFIS (۰/۵۲)	۰/۹۱۷	۱۳۵/۶۱۶	۳۱۳/۷۸۳	۰/۹۷۹
		GEP	۰/۹۷۴	۱۰۸/۷۸۱	۱۷۴/۱۰۷	۰/۹۸۸
		WANFIS (۰/۳۷)	۰/۹۳۴	۱۴۱/۵۷۴	۲۷۴/۳۰۵	۰/۹۸۸
		WGEP	۰/۹۸۸	۷۶/۸۵۷	۱۱۶/۴۵۰	۰/۹۹۴
	EC	ANFIS (۰/۳۶)	۰/۹۳۷	۲۵۶/۰۴۹	۴۲۹/۹۴۶	۰/۹۷۸
		GEP	۰/۹۹۲	۸۳/۵۵۴	۱۵۱/۷۲۴	۰/۹۹۷
		WANFIS (۰/۴۵)	۰/۹۴۲	۲۴۶/۱۶۷	۴۰۲/۲۸۹	۰/۹۸۶
		WGEP	۰/۹۹۴	۷۴/۸۹۴	۱۳۲/۰۰۷	۰/۹۹۸



شکل ۳. مقایسه عملکرد مدل‌های به کار گرفته شده بر اساس شاخص‌های آماری R, RMSE, MAE و NSE

قطعیت در داده‌های کیفیت منابع آب زیرزمینی، مدل‌های ترکیبی - موجک نتایج بهتری نسبت به مدل‌های منفرد داشتند. مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل WGEP، باند اطمینان و پیش‌بینی ۹۵٪ برای تخمین متغیرهای TH، TDS و EC در

همچنین، مقادیر شاخص ارزیابی RMSE در مدل برتر (WGEP) به ترتیب برای سه متغیر مذکور ۰/۵۰۴ meq/l، ۷۶/۸۵۷ mg/l و ۷۴/۸۹۴ $\mu\text{mhos/cm}$ به دست آمده است. نتایج حاکی از این است که به علت نویزدایی و حذف عدم

تخمینی مدل WGEP با مقادیر مشاهداتی برای هر سه متغیر کیفی در محدوده تهران-کرج است. غلظت متغیرهای کیفی منابع آب زیرزمینی از شمال به سمت جنوب محدوده مطالعاتی به ازای هر سه متغیر کیفی، روند افزایشی دارد. تعداد چاه‌های برداشت آب از شمال به جنوب منطقه مورد مطالعه روند افزایشی دارد (شکل ۱-الف). بنابراین، با توجه به پراکندگی چاه‌ها و نوع کاربری اراضی انتظار می‌رود که از شمال به جنوب منطقه تراز آب زیرزمینی افت نسبی داشته باشد. با کاهش سطح آب زیرزمینی غلظت پارامترهای کیفی در بیشتر موارد روند افزایشی دارد. همچنین، برداشت بی‌رویه از منابع آب‌های زیرزمینی برای تأمین نیازها در بخش شرب و کشاورزی باعث افزایش آلودگی‌ها شده که می‌تواند تأمین نیازها در آینده را با تهدیدات جدی مواجه سازد.

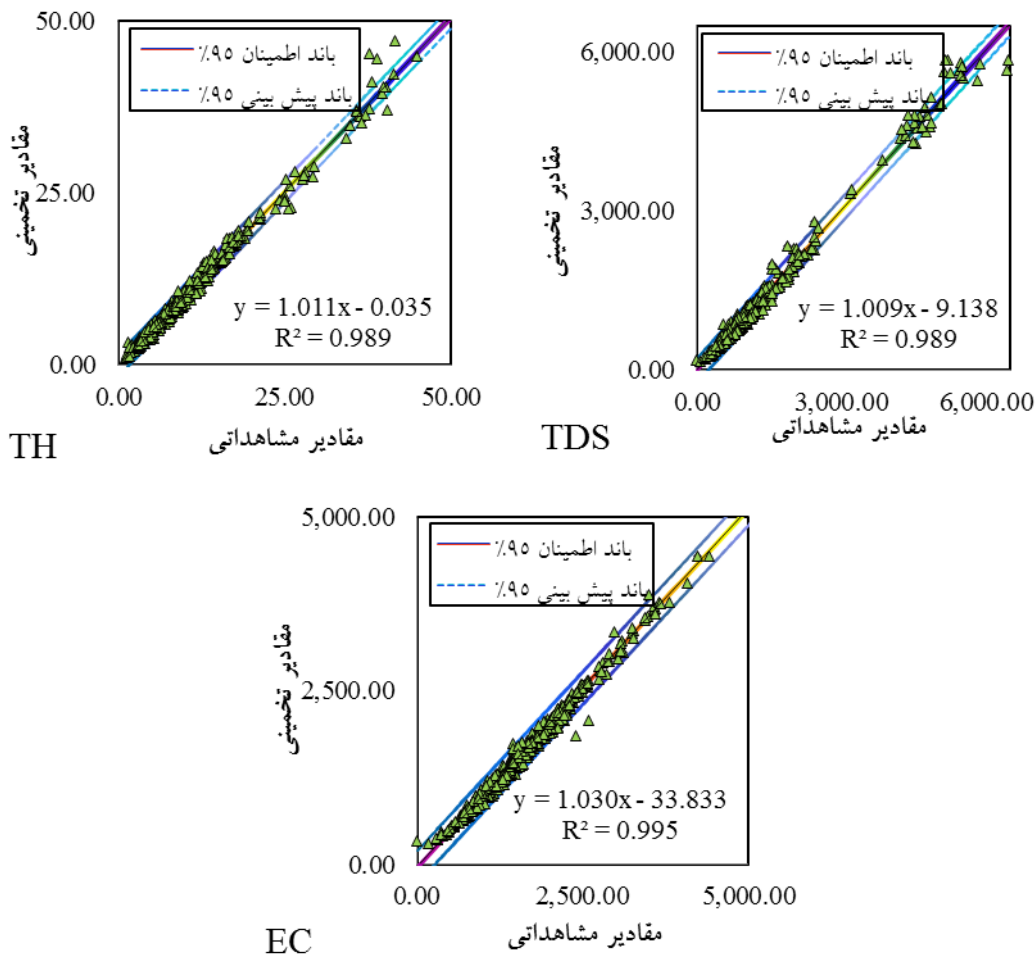
اقلیم محدوده مطالعاتی از شمال به جنوب از شرایط مرطوب به نیمه‌خشک و خشک تغییر می‌کند (شکل ۱-ب). بنابراین، به وضوح ارتباط متقابل شرایط اقلیمی با میزان غلظت متغیرهای کیفی منابع آب‌های زیرزمینی در محدوده مطالعاتی دیده می‌شود. همچنین، بررسی وضعیت کاربری اراضی (شکل ۱-ج) نشان می‌دهد که در مناطق شهری افزایش جمعیت و فاضلاب‌ها و همچنین در مناطق کشاورزی استفاده از کودهای شیمیایی و در ادامه نفوذ آنها به منابع آب‌های زیرزمینی باعث افزایش آلودگی می‌شود. نتایج حاصل از شکل ۸ نیز در حد زیادی این موضوع را تأیید می‌کند. همچنین، در محدوده تهران-کرج فعالیت‌های مرتبط با بیابان‌زایی به تدریج در حال افزایش بوده است که وقوع این پدیده‌ها باعث تغییر کیفیت شیمیایی آب‌های

شکل ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که در بیشتر موارد مقادیر برآوردی در محدوده باند اطمینان ۹۵٪ قرار دارد که حاکی از عملکرد قابل قبول مدل WGEP است. همچنین، نمودارهای تیلور برای مقایسه عملکرد مدل‌های ترکیبی - موجک برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای TDS، TH و EC در شکل ۵ نشان داده شده است.

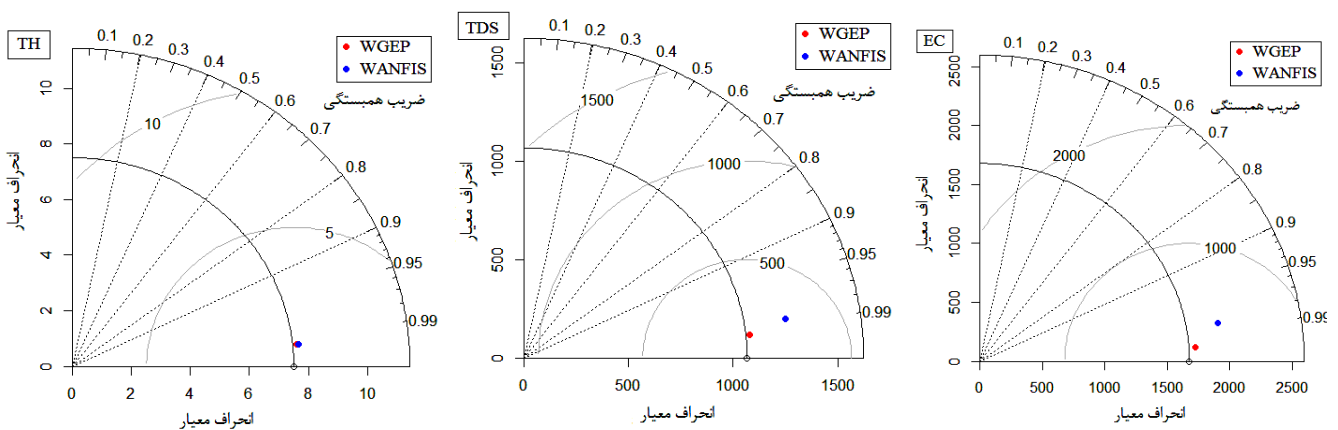
بررسی پراکندگی داده‌های تخمینی از دیگر معیارهای بررسی عملکرد مدل‌ها است. بدین منظور، پراکندگی مقادیر تخمینی مدل‌های به کار گرفته شده برای تخمین متغیرهای TDS، TH و EC بر اساس نمودارهای ویولین در شکل ۶ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که اختلاف بین حداقل و حداکثر مقادیر داده‌های تخمینی مدل‌های ترکیبی - موجک نسبت به مدل‌های منفرد و مدل‌های GEP نسبت به ANFIS کم‌تر است.

عملکرد مدل‌های به کار گرفته شده در بازه‌های مختلف ۳۰٪/۳۰٪، ۴۰٪/۴۰٪ میان و ۳۰٪/۳۰٪ بیشترین در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که ضریب همبستگی در بازه‌های مختلف برای سه متغیر مورد مطالعه در تمام موارد بیشتر از ۸۰٪ بوده است. یکی از مهم‌ترین مزیت‌های روش برنامه‌ریزی بیان ژن نسبت به سایر روش‌های هوشمند ارائه رابطه ریاضی حاکم بر مسئله است. در این مطالعه، روابط ریاضی مستخرج برای به کارگیری برای تخمین متغیرهای TDS، TH و EC در منابع آب‌های زیرزمینی محدوده تهران-کرج در جدول ۵ ارائه شده است.

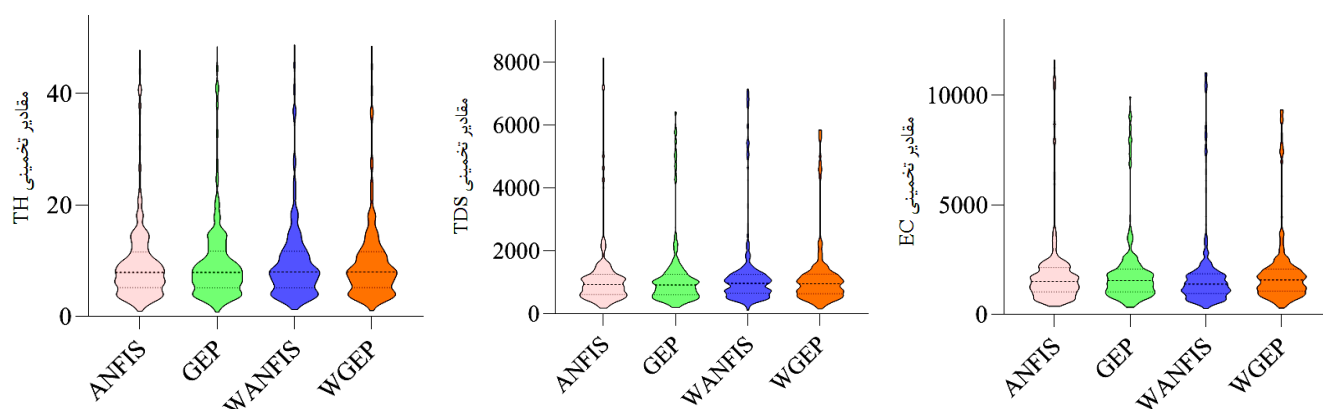
توزیع مکانی مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل WGEP برای متغیرهای TDS، TH و EC در شکل ۸ نشان داده شده است. نتایج حاکی از انطباق بسیار زیاد مکانی مقادیر



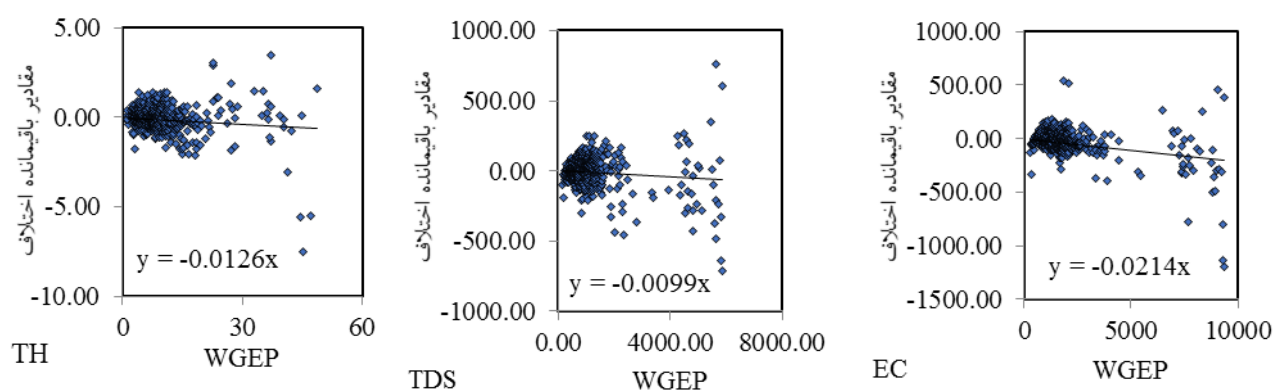
شکل ۴. مقایسه مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل WGEP، باند اطمینان و پیش‌بینی ۹۵٪ برای تخمین متغیرهای TH، TDS و EC



شکل ۵. مقایسه عملکرد مدل‌های ترکیبی- موجک برای تخمین متغیرهای TH، TDS و EC



شکل ۶. مقایسه پراکندگی مقادیر تخمینی مدل‌های به کار گرفته شده برای تخمین متغیرهای TH، TDS و EC



شکل ۷. مقایسه مقادیر برآوردی مدل WGEP و مقادیر باقیمانده اختلاف برای متغیرهای TH، TDS و EC

جدول ۴. عملکرد مدل‌های به کار گرفته شده در بازه‌های مختلف برای مدل WGEP

متغیرها			بازه
TH	TDS	EC	
۰/۸۶۱	۰/۸۳۹	۰/۹۳۷	۳۰٪ کمینه
۰/۸۵۵	۰/۷۷۴	۰/۹۰۷	۴۰٪ میانی
۰/۹۸۲	۰/۹۸۵	۰/۹۹۴	۳۰٪ بیشینه

نتایج این مطالعه با نتایج پژوهش‌های پژوهشگران از جمله آریانفر و همکاران (۳)، البتاگی و همکاران (۵) و اگبوری و آگباسی (۴) در زمینه کاربرد مناسب روش‌های هوشمند برای تخمین متغیرهای کیفی آب‌های زیرزمینی مطابقت دارد. نتایج مطالعات آریانفر و همکاران (۳) حاکی از عملکرد برتر GEP نسبت به مدل‌های هوشمند ANN و ANFIS برای

زیرزمینی و کاهش میزان آب‌های شیرین شده است. بنابراین، تغییرات اقلیمی و نوع کاربری اراضی به شدت با وضعیت کیفیت منابع آب زیرزمینی رابطه مستقیم دارد. همچنین، نتایج نشان می‌دهد که روش‌های هوشمند ترکیبی - موجک توانایی بسیار زیادی برای تخمین زمانی و مکانی متغیرهای کیفیت منابع آب زیرزمینی دارد.

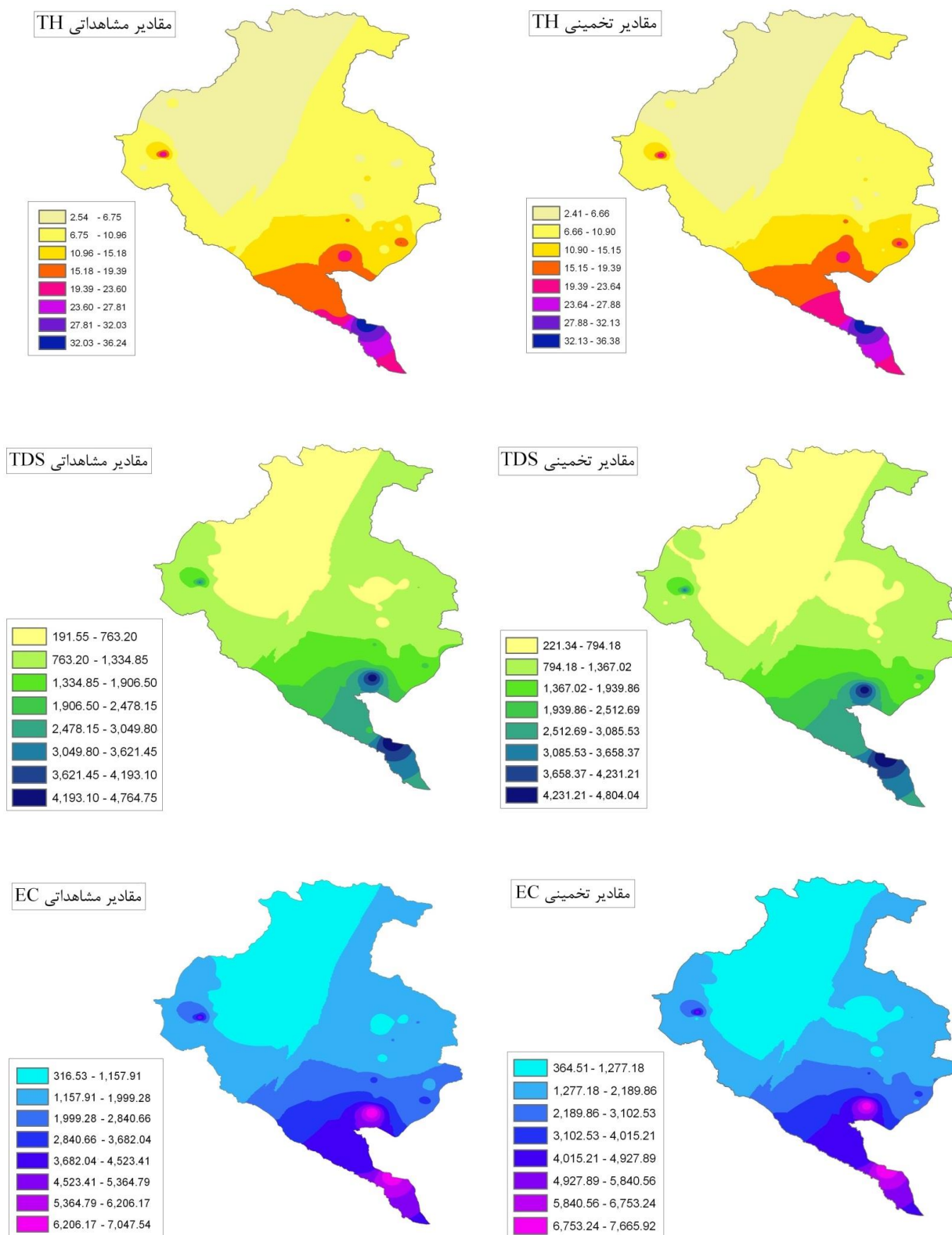
جدول ۵. روابط ریاضی مستخرج از برنامه‌ریزی بیان ژن برای تخمین متغیرهای کیفی آب‌های زیرزمینی (زبان برنامه‌نویسی Matlab)

متغیرها	مدل‌ها	معادلات ریاضی	ضرایب
TH	GEP	$\begin{aligned} TH_1 &= d(5); \\ TH_2 &= TH_1 + \sin(\sqrt{(G2C1^2)}); \\ TH &= TH_2 + (\sqrt{\cos(d(1))} * ((\sin(G3C0) + d(3)) + (d(4) - d(2)))) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G2C1 &= -7.13; \\ G3C0 &= -2.65 \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} TH_1 &= (d(4) - d(1)); \\ TH_2 &= TH_1 + (\text{atan}(\sin((d(1) * G2C0))) - (d(2) - ((d(5) - G2C1) + G2C1))); \\ TH &= TH_2 + d(3) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G2C0 &= 5.07; \\ G2C1 &= 9.27 \end{aligned}$
TDS	GEP	$\begin{aligned} TDS_1 &= (((d(2) + d(5)) * (G1C1 + d(5))) + ((G1C1 - d(1)) * (d(5) + d(3)))); \\ TDS_2 &= TDS_1 + (((G2C0 - d(2)) * d(5)) * \text{atan}(G2C0)) - \cos((G2C1 * d(3))); \\ TDS &= TDS_2 + (((G3C1^2) - d(4)) + (d(1) * d(5))) + ((d(3) + d(4)) * (G3C0^2)) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C1 &= 7.95; \\ G2C0 &= 9.01; \\ G3C0 &= 7.70; \\ G3C1 &= 7.95 \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} TDS_1 &= d(3); \\ TDS_2 &= TDS_1 + ((G2C0 * ((G2C1 * d(5)) - d(3))) + (\cos(d(5)) * (d(4) - G2C1))); \\ TDS &= TDS_2 + (((\cos(\exp(d(1))) + (d(3) + d(4))) * G3C0) * G3C1) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G2C0 &= -6.00; \\ G2C1 &= -8.93; \\ G3C0 &= -6.00; \\ G3C1 &= -9.97 \end{aligned}$
EC	GEP	$\begin{aligned} EC_1 &= (((G1C1^2) - G1C1) + (d(1)^3)) * (d(4) + d(3)); \\ EC_2 &= EC_1 + (G2C0 * G2C0 * (G2C1 * d(2))); \\ EC &= EC_2 + (((G3C0 + G3C1) * G3C0) * (\sqrt{d(1)} + d(5)) + d(1)) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C1 &= -9.23; \\ G2C0 &= 1.07; \\ G2C1 &= 7.50; \\ G3C0 &= -6.53; \\ G3C1 &= -8.60 \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} EC_1 &= (((d(1) + d(3)) + (d(2)^3))^{1.0/3.0}) + (G1C1 * (d(5) * G1C1)); \\ EC_2 &= EC_1 + (((d(1)^3) + d(2)) / G2C1) + ((G2C1^2) * (d(3) + d(4))); \\ EC &= EC_2 + ((d(1) + G3C0) * (((d(1) + d(3)) - d(2)) - (d(3) + G3C1))) \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C1 &= 9.90; \\ G2C1 &= 9.90; \\ G3C0 &= -3.83; \\ G3C1 &= 7.14 \end{aligned}$

d(1) تا d(5) به ترتیب معرف متغیرهای K, Na, SO₄, Cl و HCO₃ است.

CANFIS نسبت به مدل‌های هوشمند ANN و SOP و ضریب همبستگی بیشتر از ۰/۹۰ به منظور تخمین شاخص کیفیت آب زیرزمینی با نتایج حاصل از مطالعه حاضر مطابقت دارد. نتایج مطالعات دانشور و ثوقی (۲۰) نشان داد که مدل ترکیبی تئوری موجک (WANN) به دلیل نوپزرداری، توانایی ارتقاء عملکرد مدل‌های هوشمند را نسبت به مدل منفرد (ANN) به میزان تقریبی ۱۲ و ۳۹ درصد، به منظور تخمین میزان pH و HCO₃ دارد. در مطالعه حاضر نیز درصد بهبود عملکرد مدل‌های ترکیبی موجک نسبت به مدل‌های منفرد برای تخمین پارامترهای کیفیت منابع آب زیرزمینی به طور میانگین بین ۷ تا ۳۳ درصد متغیر است.

تخمین متغیرهای کیفیت TH، TDS و EC است. ضریب همبستگی مدل برتر GEP برای تخمین سه متغیر مذکور به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۹۹ و ۰/۹۷ بدست آمد. نتایج حاصل در زمینه برتری مدل GEP نسبت به مدل‌های هوشمند ANN و ANFIS و ضریب همبستگی بیشتر از ۰/۹۷ به منظور تخمین متغیرهای کیفیت TH، TDS و EC با نتایج حاصل از مطالعه حاضر مطابقت دارد. نتایج مطالعات غلامی و همکاران (۷) حاکی از برتری مدل CANFIS برای تخمین شاخص کیفیت آب زیرزمینی نسبت به دو مدل ANN و SOP است. ضریب همبستگی مدل برتر CANFIS، ۰/۹۴ به دست آمد. نتایج ایشان در زمینه برتری مدل



شکل ۸. توزیع مکانی مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل WGEP برای متغیرهای TH، TDS و EC

صرفه جویی و مدیریت در زمان و هزینه می تواند در اصلاح الگوهای مدیریتی اثرگذار باشند. در نهایت، پیشنهاد می شود که در پژوهش های آتی الگوی مدل شده در این مطالعه با استفاده از مدل های هوشمند ترکیبی برای تخمین و بررسی تغییرات مکانی و زمانی سایر متغیرهای کیفیت منابع آب (سطحی و زیرزمینی) در محدوده های مطالعاتی کشور با شرایط اقلیمی و کاربری مختلف، که با بحران های جدی منابع آب روبه هستند، پیاده سازی شود.

تقدیر و تشکر

این مقاله مستخرج از طرح پژوهشی دانشگاهی است. نویسندگان این مقاله از دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری (SANRU) به دلیل حمایت مالی، کمال تشکر را دارند (کد طرح: ۲۲-۱۴۰۱-۰۲).

بنابراین، نتایج این مطالعه با نتایج مطالعات دانشور و ثوقی (۲۰) در زمینه توانایی بهبود عملکرد مدل های هوشمند توسط تجزیه موجک هم خوانی زیادی دارد.

نتیجه گیری

کیفیت منابع آب زیرزمینی هر منطقه تابع عوامل مختلفی است که از جمله مهم ترین آنها می توان به کاربری اراضی، اقلیم و سطح آب زیرزمینی اشاره کرد. تخمین میزان غلظت متغیرهای کیفیت آب های زیرزمینی و تعیین پراکندگی مکانی آنها و شناسایی عوامل تأثیرگذار بر میزان غلظت آنها می تواند نقش مؤثری در مدیریت کمی و کیفی منابع آب های زیرزمینی داشته باشد. نتایج این پژوهش کاربرد بسیار مؤثر روش های هوشمند ترکیبی - موجک را برای تخمین و تعیین پراکندگی مکانی متغیرهای کیفیت آب نشان می دهد. روش های هوشمند به دلیل عملکرد بسیار دقیق و با

منابع مورد استفاده

- Adedeji, P. A., S. O. Masebinu, S. A. Akinlabi and N. Madushele. 2019. Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) modelling in energy system and water resources. *Optimization Using Evolutionary Algorithms and Metaheuristics* 1: 117-133.
- Ahmadpour, H., M. R. Khaledian, A. Ashrafzadeh and M. Rezaei. 2014. Spatial and temporal zoning of electrical conductivity and total dissolved solids of Gilan plain groundwater. *Journal of Water Research in Agriculture* 28 (3): 667-676. (In Persian).
- Aryafar, A., V. Khosravi, H. Zarepourfard and R. Rooki. 2019. Evolving genetic programming and other AI-based models for estimating groundwater quality parameters of the Khezri plain, Eastern Iran. *Journal of Environmental Earth Sciences* 78: 69.
- Egbueri, J. C and J. C. Agbasi. 2022. Data-driven soft computing modeling of groundwater quality parameters in southeast Nigeria: comparing the performances of different algorithms. *Journal of Environmental Science and Pollution Research* 29:38346-38373.
- Elbeltagi, A., C. B. Pande, S. Kouadri and A. R. M. Islam. 2022. Applications of various data-driven models for the prediction of groundwater quality index in the Akot basin, Maharashtra, India. *Journal of Environmental Science and Pollution Research* 29: 17591-17605.
- Emami, S., M. Hemmati and H. Arvanaghi. 2018. Performance evaluation of imperialist competitive and genetic algorithm for estimating groundwater quality parameters (case study: Bostanabad plain). *Journal of Hydrogeology* 2 (2): 44-53. (In Persian).
- Gholami, V., M. R. Khaleghi, S. Pirasteh and M. J. Booi. 2022. Comparison of self-organizing map, artificial neural network, and co-active neuro-fuzzy inference system methods in simulating groundwater quality: geospatial artificial intelligence. *Water Resources Management* 36: 1-19.
- Hazbavi, I and R. Dehghani. 2017. Assessment of intelligent models for estimating the electrical conductivity in groundwater (Case study: Mazandaran plain). *Journal of Environmental Science and Technology* 21 (1): 87-98. (In Persian).

9. Hosseinabadi, S., H. Khazimehnezhad and A. Khashei Sayuki. 2021. Determining the most appropriate geostatistical method in preparing a map of groundwater salinity changes (case study: Mashhad plain). *The 5th National Congress of Irrigation and Drainage of Iran*. Birjand University.
10. Jalili, D., M. RadFard, H. Soleimani, S. Nabavi, H. Akbari, H. Akbari and A. Adibzadeh. 2018. Data on nitrate-nitrite pollution in the groundwater resources a Sonqor plain in Iran. *Data in Brief* 20: 394-401.
11. Lee, G., R. Gommers, F. Waselewski, K. Wohlfahrt and A. O'Leary. 2019. PyWavelets: A Python package for wavelet analysis. *Journal of Open Source Software* 4: 1237.
12. Liu, P., H. Zhang, W. Lian and W. Zuo. 2019. Multi-level wavelet convolutional neural networks. *IEEE Access* 7: 74973-74985.
13. Maroufpoor, S., M. Jalali, S. Nikmehr, N. Shiri, J. Shiri and E. Maroufpoor. 2020. Modeling groundwater quality by using hybrid intelligent and geostatistical methods. *Journal of Environmental Science and Pollution Research* 27: 28183-97.
14. Mehr, A. D., V. Nourani, E. Kahya, B. Hrnjica, A. M. Sattar and Z. M. Yaseen. 2018. Genetic programming in water resources engineering: A state-of-the-art review. *Journal of hydrology* 566: 643-667.
15. Norouzi, R., S. Emami and H. Shiralizadheh. 2021. Investigating of Hydro-geochemical of groundwater in Shiramin plain using artificial neural networks. *Journal of Natural Ecosystems of Iran* 12 (1): 47-58. (In Persian).
16. RadFard, M., M. Seif, A. H. G. Hashemi, A. Zarei, M. H. Saghi, N. Shalyari and M. R. Samaei. 2019. Protocol for the estimation of drinking water quality index (DWQI) in water resources: Artificial neural network (ANFIS) and Arc-Gis. *MethodsX* 6: 1021-1029.
17. Rhif, M., A. Ben Abbes, I. R. Farah, B. Martínez and Y. Sang. 2019. Wavelet transform application for/in non-stationary time-series analysis: a review. *Applied Sciences* 9: 1345-67.
18. Santoso, L. W., B. Singh, S. S. Rajest, R. Regin and K. H. Kadhim. 2021. A genetic programming approach to binary classification problem. *EAI Endorsed Transactions on Energy Web* 8: 1-8.
19. Valizadeh, K., S. Roostaei, T. Rahimpour and M. Nakhostin Rohee. 2016. Determining the most appropriate geostatistical method for groundwater salinity mapping (case study: Shiramin plain, East Azerbaijan province). *Hydrogeomorphology* 2: 17-32.
20. Vousoughi, F. D. 2023. Wavelet-based de-noising in groundwater quality and quantity prediction by an artificial neural network. *Water Supply* 23: 1333-48

Temporal and Spatial Estimation of Quality Variables of Groundwater Resources Based on Intelligent Methods

A. Emadi^{1*}, R. Fazloulou¹, S. Zamanzad-Ghavidel², R. Sobhani¹ and S. Nosrat-Akhtar¹

(Received: January 18-2023 ; Accepted: April 17-2023)

Abstract

As one of the most necessary human needs, groundwater resources play a key role in the economic and political processes of societies. Climatic and land-use changes made serious challenges to the quantity and quality of groundwater resources in the Tehran-Karaj study area. The main objective of the present study is to develop a method based on individual intelligent models, including adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS), gene expression programming (GEP), and combined-wavelet (WANFIS, WGEP) methods for temporal and spatial estimation of total hardness (TH), total dissolved solids (TDS), and electrical conductivity (EC) variables in the groundwater resources of the Tehran-Karaj area for statistical period of 17 years (2004-2021). The results showed that combined-wavelet models have higher performance than individual models in estimating three selected variables. So that the performance improvement percentage of the WANFIS model compared to ANFIS and WGEP model compared to GEP, taking into account the evaluation index of root mean square error (RMSE) were obtained (23.713%, 18.018%), (12.581%, 33.116%), and (6.433%, 12.995%) for TH, TDS, and EC variables, respectively. The results indicated a very high spatial and temporal compatibility of the estimated values of the WGEP model with the observed values for all three qualitative variables in the Tehran-Karaj area. The results showed that the concentration of qualitative variables of groundwater resources from the north to the south of the study area has an upward trend for all three qualitative variables. In urban areas, pollution caused by sewage and population increase, as well as in agricultural areas, the use of chemical fertilizers and their continued infiltration into groundwater resources and over-extraction of groundwater resources aggravate their pollution. Therefore, in the study area, climatic changes and the type of land use are strongly related to the quality of groundwater resources.

Keywords: Climate, Groundwater, Zoning, Quality, Artificial Intelligence

1. Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Mazandaran, Iran.

2. Iran's National Elite Foundation, Deneshvaran Omran-Ab Consulting, West Azerbaijan, Iran.

*: Corresponding author, Email: emadia355@yahoo.com