



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Modeling groundwater quality parameters using adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) (Case study of Markazi Province)

M. Minaei¹, H. Aghamohammadi^{*1}, M.H. Vahidnia², A.R. Neshat¹, S. Behzadi³¹ Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran² Center for Remote Sensing and GIS Research, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran³ Department of Surveying Engineering, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

ABSTRACT

Received: 18 November 2025

Reviewed: 03 January 2026

Revised: 17 May 2026

Accepted: 13 July 2026

KEYWORDS:

Groundwater Quality

ANFIS

TDS

Sulfate

Sodium

* Corresponding author

✉ aghamohammadi@iaui.ir

☎ (+98912) 6134918

Background and Objectives: Rapid population growth, industrial and agricultural expansion, and the limited availability of surface water resources have significantly increased dependence on groundwater in arid and semi-arid regions of Iran. Groundwater serves as a vital source of water for domestic consumption, agricultural irrigation, and industrial development, particularly in regions where alternative water resources are scarce. However, groundwater quality has been increasingly threatened by various pollutants, particularly dissolved ions such as sodium, sulfate, and total dissolved solids (TDS), originating from both natural hydrogeochemical processes and anthropogenic activities. Elevated concentrations of these parameters can reduce water suitability for drinking and irrigation purposes and may have adverse environmental and socioeconomic impacts. Understanding the complex relationships among groundwater quality parameters is therefore essential for effective water resource management and long-term sustainability. In recent years, artificial intelligence-based techniques have emerged as powerful tools for modeling environmental systems characterized by nonlinear and uncertain relationships. The primary objective of this study is to model and analyze the interactions among major groundwater quality pollutants in Markazi Province using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), with the aim of identifying temporal variations in groundwater quality and providing a scientific basis for sustainable groundwater management.

Methods: In this study, groundwater quality data including sodium, sulfate, and TDS were collected from monitoring wells distributed across Markazi Province for three time periods corresponding to the years 2017, 2020, and 2023. Prior to modeling, several preprocessing procedures, including data screening, normalization, and outlier removal, were applied to improve data quality and ensure reliable model development. The ANFIS modeling framework was implemented in the MATLAB environment to capture the nonlinear relationships among the selected groundwater quality parameters. Different fuzzy inference structures, including Grid Partitioning, Fuzzy C-Means (FCM), and Subtractive Clustering, were evaluated in combination with hybrid and backpropagation optimization algorithms. The dataset was divided into training (20%) and testing (80%) subsets to assess model generalization capability. Model performance was evaluated using Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and the coefficient of determination (R^2).

Findings: The modeling results demonstrated that ANFIS is capable of effectively identifying and reproducing complex nonlinear relationships among groundwater quality parameters. The evaluation metrics indicated satisfactory predictive performance for most of the investigated models. In general, models based on Grid Partitioning combined with hybrid optimization produced more reliable results in the earlier study periods, exhibiting lower prediction errors and higher coefficients of determination. The results also revealed that model performance varied among the investigated years, reflecting temporal changes in groundwater quality conditions and data characteristics. While positive R^2 values and relatively low RMSE and MAE values confirmed the effectiveness of ANFIS in most cases, some models developed for the 2023 dataset showed weaker performance, indicating

increased complexity and variability in groundwater quality patterns. Nevertheless, the overall findings confirmed the capability of ANFIS to model groundwater quality parameters with acceptable accuracy.

Conclusion: Overall, the findings of this study confirm that ANFIS is a reliable and efficient tool for groundwater quality modeling and can be applied as an intelligent decision-support system for regional groundwater monitoring and management. The results highlight the importance of selecting appropriate fuzzy inference structures and optimization algorithms to achieve accurate predictions. Considering the critical role of groundwater resources in supplying drinking water and supporting agricultural activities in Markazi Province, the application of ANFIS-based models can enhance management strategies, assist in identifying vulnerable and critical areas, and contribute to the prevention of further groundwater quality degradation. Furthermore, the use of similar intelligent modeling approaches in other regions with comparable hydrogeological conditions can improve groundwater resource management, support sustainable development goals, and contribute to long-term environmental sustainability.



NUMBER OF REFERENCES
30



NUMBER OF FIGURES
10



NUMBER OF TABLES
5

مقاله پژوهشی

مدل سازی ارتباط بین آلاینده های آب زیرزمینی با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) (مطالعه موردی استان مرکزی)

مژده مینائی^۱، حسین آقامحمدی^{۱*}، محمدحسن وحیدنیا^۲، امین رضا نشاط^۱، سعید بهزادی^۳

^۱ گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

^۲ گروه مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

^۳ گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: منابع آب زیرزمینی یکی از مهم ترین منابع تأمین آب شرب، کشاورزی و صنعتی در مناطق خشک و نیمه خشک به شمار می روند. در سال های اخیر، افزایش جمعیت، گسترش فعالیت های کشاورزی و صنعتی، توسعه شهرنشینی و محدودیت منابع آب سطحی موجب افزایش وابستگی به منابع آب زیرزمینی در بسیاری از مناطق ایران شده است. در این میان، افت کیفیت آب زیرزمینی به دلیل ورود آلاینده های مختلف، به ویژه یون های محلول نظیر سدیم، سولفات و کل مواد جامد محلول (TDS)، به یکی از مهم ترین چالش های مدیریت منابع آب تبدیل شده است. افزایش غلظت این پارامترها می تواند کیفیت آب را برای مصارف شرب و کشاورزی کاهش داده و آثار نامطلوبی بر محیط زیست و سلامت جوامع انسانی برجای گذارد. از سوی دیگر، روابط بین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی ماهیتی پیچیده، غیرخطی و متأثر از عوامل متعدد طبیعی و انسانی دارند که مدل سازی آن ها را دشوار می سازد. در چنین شرایطی، استفاده از روش های هوشمند می تواند به درک بهتر این روابط کمک کند. هدف این پژوهش، مدل سازی و تحلیل روابط بین آلاینده های اصلی آب زیرزمینی در استان مرکزی با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) و ارزیابی توانایی این روش در پیش بینی و تحلیل تغییرات زمانی کیفیت آب زیرزمینی است.

روش ها: در این مطالعه، داده های کیفی آب زیرزمینی شامل پارامترهای سدیم، سولفات و کل مواد جامد محلول (TDS) برای سه دوره زمانی ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ از چاه های پایش استان مرکزی جمع آوری و مورد بررسی قرار گرفتند. در مرحله نخست، داده ها از نظر صحت و کیفیت مورد ارزیابی قرار گرفته و عملیات پیش پردازش شامل حذف داده های پرت و آماده سازی داده ها برای ورود به مدل انجام شد. سپس به منظور شبیه سازی روابط غیرخطی بین پارامترهای کیفی، از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) در محیط نرم افزار MATLAB استفاده شد. برای افزایش دقت مدل، ساختارهای مختلف ANFIS شامل روش های Grid، FCM و Subtractive در کنار الگوریتم های بهینه سازی

تاریخ دریافت: ۲۷ آبان ۱۴۰۴

تاریخ داوری: ۱۳ دی ۱۴۰۴

تاریخ اصلاح: ۲۷ اردیبهشت ۱۴۰۵

تاریخ پذیرش: ۲۲ تیر ۱۴۰۵

واژگان کلیدی:

کیفیت آب زیرزمینی
سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی
کل جامدات محلول
سولفات
سدیم

* نویسنده مسئول

aghamohammadi@iau.ir

۰۹۱۲-۶۱۳۴۳۱۸

هیبرید و پس‌انتشار خطا مورد ارزیابی قرار گرفتند. همچنین ۲۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۸۰ درصد برای آزمون و ارزیابی عملکرد آن در نظر گرفته شد. عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب تعیین (R^2) ارزیابی گردید.

یافته‌ها: نتایج مدل‌سازی نشان داد که سیستم ANFIS توانایی بالایی در شناسایی و بازتولید روابط پیچیده و غیرخطی بین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دارد. مقادیر به‌دست‌آمده برای شاخص‌های RMSE و MAE در بسیاری از مدل‌ها نسبتاً پایین بوده و ضرایب تعیین مثبت و قابل قبول، بیانگر دقت مناسب مدل در پیش‌بینی پارامترهای مورد مطالعه هستند. نتایج همچنین نشان داد که عملکرد مدل‌ها در دوره‌های زمانی مختلف متفاوت بوده و به نوع ساختار فازی و الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده وابسته است. در اغلب موارد، مدل‌های مبتنی بر روش Grid همراه با بهینه‌سازی هیبرید عملکرد مطلوب‌تری از نظر تعادل بین خطای پیش‌بینی و توان توضیح واریانس داده‌ها ارائه کردند. با این حال، در برخی دوره‌ها، به‌ویژه سال ۱۴۰۲، کاهش دقت برخی مدل‌ها و مشاهده ضرایب تعیین پایین یا منفی نشان‌دهنده افزایش پیچیدگی الگوهای کیفی آب زیرزمینی و دشواری پیش‌بینی آن‌ها بوده است.

نتیجه‌گیری: به‌طور کلی، نتایج این پژوهش نشان داد که روش ANFIS ابزاری کارآمد و قابل اعتماد برای مدل‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی و تحلیل روابط میان آن‌ها است. این روش با بهره‌گیری از قابلیت‌های یادگیری شبکه‌های عصبی و توان استدلال منطق فازی، قادر است الگوهای پیچیده حاکم بر کیفیت آب زیرزمینی را با دقت مناسبی شبیه‌سازی کند. نتایج همچنین نشان داد که انتخاب ساختار مناسب سیستم فازی و روش بهینه‌سازی تأثیر قابل توجهی بر عملکرد مدل دارد. با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در تأمین آب شرب و کشاورزی استان مرکزی، استفاده از مدل‌های هوشمند مبتنی بر ANFIS می‌تواند به بهبود فرآیندهای پایش، شناسایی مناطق بحرانی، پیش‌بینی روند تغییرات کیفیت آب و اتخاذ تصمیمات مدیریتی مؤثر کمک کند. همچنین به‌کارگیری رویکردهای مشابه در سایر مناطق کشور می‌تواند نقش مهمی در حفاظت از منابع آب زیرزمینی، ارتقای مدیریت پایدار منابع آب و تضمین پایداری زیست‌محیطی ایفا نماید.

مقدمه

سدیم بالا خطرانی برای سلامت افراد با بیماری‌های کلیوی و فشار خون بالا به همراه دارد [۱].

در این راستا، روش‌های کلاسیک تحلیل آماری و زمین‌آماري به‌تنهایی ممکن است نتوانند به‌طور کامل پیچیدگی‌ها، روابط غیرخطی و تعاملات میان چندین آلاینده یا پارامتر را پوشش دهند. به همین دلیل، روش‌های نوین هوش مصنوعی به‌ویژه ترکیب سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی، به‌عنوان ابزارهایی قدرتمند برای مدل‌سازی چنین سیستم‌هایی مطرح شده‌اند. یکی از این ابزارها، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) است که هم مزیت‌های منطق فازی (توانایی کار با ابهام، داده‌های ناقص) و هم مزیت‌های شبکه عصبی (توانایی یادگیری روابط پیچیده) را دارد.

روش ANFIS یک مدل هیبریدی هوشمند است که ترکیبی از منطق فازی (شاخه‌ای از AI سنتی) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (شاخه‌ای از AI و یادگیری ماشین) را به‌منظور بهره‌گیری از مزایای هر دو حوزه در حل مسائل پیش‌بینی و مدل‌سازی فراهم می‌آورد. از دیدگاه طبقه‌بندی کلی ANFIS در زیرمجموعه روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی قرار دارد که به‌صورت خاص بر اساس مفاهیم یادگیری هوشمندانه، تحلیل داده‌ها و فراگیری الگوهای پیچیده طراحی شده‌است. بنابراین ANFIS یک سیستم هیبریدی است که همزمان در حوزه‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین قرار می‌گیرد ولی از لحاظ کاربردی بیشتر به‌عنوان یک مدل هوشمند داده‌محور (Data Driven) است که توانایی آموزش، تنظیم پارامترها و فراگیری ساختارهای پیچیده را دارد.

آب زیرزمینی به‌عنوان یکی از منابع حیاتی تأمین آب برای مصارف شرب، کشاورزی و صنعتی در بسیاری از مناطق کشور به‌ویژه اقلیم‌های خشک و نیمه‌خشک، نقش بسیار مهمی ایفا می‌کند. با گسترش فعالیت‌های انسانی از جمله کشاورزی پرمصرف، مصارف صنعتی، و استخراج بیش از حد از سفره‌های زیرزمینی، کیفیت این منابع با تهدیدات جدی مواجه شده است. بنابراین، پایش پیوسته و مدل‌سازی دقیق پارامترهای کیفی آب زیرزمینی از الزامات مدیریت پایدار منابع آب می‌باشد. در بسیاری از مناطق ایران، خصوصاً در استان مرکزی، منابع آب زیرزمینی نه‌تنها تأمین‌کننده آب شرب شهرها و روستاها، بلکه پایه‌ای برای کشاورزی و صنایع محلی نیز به‌شمار می‌رود. استان مرکزی به‌عنوان یکی از قطب‌های مهم کشاورزی، صنعتی و زیست‌محیطی کشور، به‌شدت وابسته به منابع آب زیرزمینی است؛ با این حال، فشارهای انسانی و تغییرات اقلیمی، برداشت بی‌رویه، خشکسالی‌های مکرر و آلودگی‌های ناشی از فعالیت‌های انسانی سبب کاهش کمی و کیفی این منابع در سال‌های اخیر شده است [۱].

در سال‌های اخیر، بررسی و پایش تغییرات کیفی آب زیرزمینی به‌عنوان یکی از محورهای اساسی مدیریت منابع آب مطرح شده است. در میان شاخص‌های مختلف کیفیت آب، پارامترهایی نظیر سدیم، سولفات و کل مواد جامد محلول (TDS) از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. بالا بودن TDS نشان‌دهنده شوری و کاهش کیفیت کلی آب است؛ سولفات می‌تواند موجب مشکلات گوارشی در انسان و خوردگی در زیرساخت‌ها شود؛ و

پژوهش دیگری در منطقه‌ای از ایران انجام شد. در این تحقیق داده‌های کیفی آب زیرزمینی منطقه بررسی شده‌اند. پارامترهای ورودی شامل TDS، هدایت الکتریکی، SO_4^{2-} ، Na^+ و Ca^{2+} بودند. مدل ANFIS برای پیش‌بینی شاخص WQI و تعیین مناطق با کیفیت پایین به کار رفت. نتایج نشان دادند که ANFIS با R^2 بالاتر از ۰.۹۰ توانست تغییرات مکانی کیفیت آب را به خوبی پیش‌بینی کند [۷].

تحقیقی برای مدل‌سازی شاخص کیفیت آب (WQI) در حوضه رودخانه‌ای در هندوستان از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی استفاده شد. متغیرهای ورودی شامل TDS، سختی کل، Mg^{2+} ، Ca^{2+} ، Na^+ ، Cl^- و SO_4^{2-} pH بودند. داده‌ها از بیش از ۶۰ چاه و در سه فصل سال جمع‌آوری شدند. مدل با ۷۰٪ داده برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون اجرا شد. نتایج نشان داد ANFIS نسبت به روش‌های چندمتغیره (MLR و PCA) عملکرد بهتری دارد [۸].

در پژوهشی دیگر در منطقه‌ای نیمه خشک در شمال آفریقا انجام شد، برای پیش‌بینی شوری آب زیرزمینی از مدل ترکیبی ANFIS بهینه‌شده با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شد. ورودی‌ها شامل پارامترهای فیزیکی-شیمیایی آب مانند Na^+ ، Cl^- ، SO_4^{2-} و EC بودند. نتایج نشان داد مدل ANFIS-PSO دقت بالاتری نسبت به ANFIS ساده به‌ویژه در کاهش RMSE و افزایش R^2 دارد [۹].

با وجود کاربرد گسترده مدل ANFIS در پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی، اغلب مطالعات پیشین یا بر یک پارامتر منفرد تمرکز داشته‌اند و یا تحلیل آن‌ها محدود به یک بازه زمانی مشخص بوده‌است. نوآوری این پژوهش در چند جنبه قابل طرح است، نخست بررسی همزمان سه پارامتر کلیدی کیفی سدیم، سولفات و TDS به عنوان شاخص‌های مهم شوری و کیفیت آب زیرزمینی در مقیاس استانی. دوم تحلیل تغییرات مکانی این پارامترها در سه مقطع مجزا به منظور شناسایی روندهای تغییر، و سوم ترکیب مدل ANFIS با سامانه GIS برای تولید و مقایسه نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی شده. این رویکرد امکان بررسی همزمان دقت مدل، الگوی مکانی کیفیت آب و تغییرات آن در بازه زمانی مورد مطالعه را فراهم ساخته و مبنایی برای مدیریت پایدار منابع آب زیرزمینی در استان مرکزی می‌باشد. بنابراین هدف این پژوهش مدل‌سازی و تحلیل مکانی تغییرات سه پارامتر سدیم، سولفات و TDS در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ در استان مرکزی با استفاده از ANFIS و GIS می‌باشد.

روش تحقیق

استان مرکزی یکی از استان‌های مهم کشور ایران است که در قلب فلات مرکزی واقع شده و از نظر موقعیت جغرافیایی پل ارتباطی میان مناطق شمالی، غربی و جنوبی کشور به‌شمار می‌رود. این استان با مساحتی حدود ۲۹/۴۰۵ کیلومتر مربع، از شمال به استان‌های تهران و قم، از جنوب به لرستان و اصفهان، از شرق به استان اصفهان و از غرب به استان همدان محدود می‌شود. مرکز این استان، شهر اراک است که به‌عنوان یکی از شهرهای صنعتی کشور نیز شناخته می‌شود.

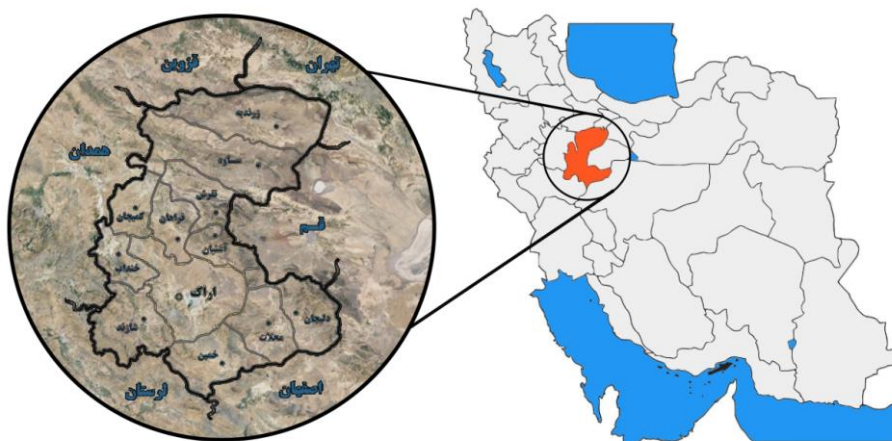
مطالعات مختلف نشان داده‌اند که ANFIS در بسیاری از کاربردهای کیفیت آب و منابع زیرزمینی عملکرد مناسبی دارد. مرور پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی در دو دهه‌ی اخیر به یکی از پرکاربردترین ابزارها در حوزه‌ی مدل‌سازی و پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی تبدیل شده است. در مطالعات مختلف، این مدل توانسته است با استفاده از داده‌های فیزیکوشیمیایی مانند سدیم، سولفات، و TDS، الگوهای غیرخطی و پیچیده را با دقت بالا بازسازی کند. پژوهشگران از ترکیب ANFIS با روش‌هایی مانند GIS، الگوریتم‌های بهینه‌سازی (PSO) و شبکه‌های عصبی استفاده کرده‌اند تا عملکرد مدل را بهبود دهند. در این بخش، به مرور برخی از مطالعات مرتبط با استفاده از ANFIS و روش‌های هوش مصنوعی در مدل‌سازی کیفیت آب زیرزمینی پرداخته می‌شود:

اصغری مقدم و همکاران به منظور پیش‌بینی مکانی غلظت فلئوئید در دشت‌های بازرگان و پلدشت از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و زمین‌آمار (کریجینگ و کوکریجینگ) استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که دقیق‌ترین تخمین فلئوئید از مدل شبکه عصبی مصنوعی با ساختار FNN-BFG به‌دست می‌آید [۳].

مطالعه‌ای با هدف مدل‌سازی رسانایی الکتریکی آب زیرزمینی بر اساس غلظت یون‌های مثبت در آب با استفاده از مدل ANFIS و داده‌های میدانی جنوب ترکیه انجام شده است این پژوهش از اولین مطالعاتی بوده که از مدل ANFIS در کیفیت آب زیرزمینی استفاده کرده است. نتایج نشان داده که مدل ANFIS حتی با اطلاعات کمتر نسبت به روش‌های سنتی عملکرد بهتری دارد [۴].

در مطالعه‌ای دیگر نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از سه مدل هوش مصنوعی شامل ANFIS، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) بررسی شد. داده‌ها شامل بارش، تبخیر، دما و سطح آب چاه‌ها در طول چند سال بود. نتایج نشان داد که مدل ANFIS عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد زیرا توانایی یادگیری روابط غیرخطی پیچیده را دارد. این مقاله اگرچه به کیفیت شیمیایی آب نپرداخته، اما نشان می‌دهد مدل ANFIS در مسائل هیدرولوژیکی و مدل‌سازی داده‌های زمانی بسیار دقیق عمل می‌کند [۵].

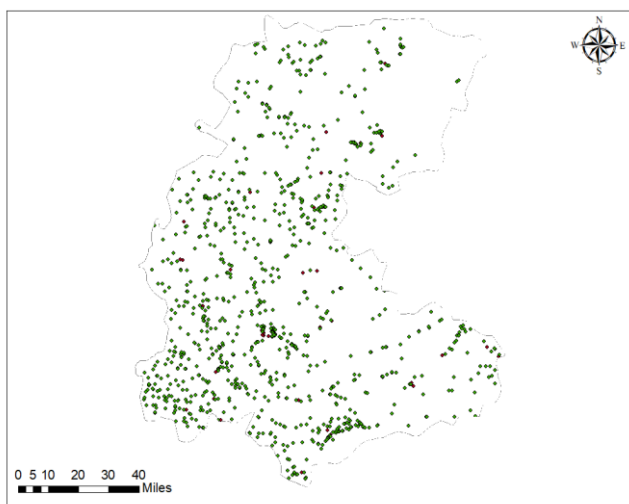
در مطالعه‌ای توزیع مکانی کیفیت آب زیرزمینی (تاکید بر رسانایی الکتریکی (EC) و یون کلرید) در دشت مشهد ایران بررسی شده است. روش‌های زمین‌آمار (Kriging, Co-Kriging, IDW)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم فازی-عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی مکانی رسانایی الکتریکی استفاده شدند. نتایج نشان دادند که در بین روش‌های زمین‌آمار، Co-Kriging با در نظر گرفتن Cl^- به‌عنوان متغیر کمکی عملکرد بهتری دارد. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی بهترین عملکرد را با $R^2 \approx 0.932$ نشان داد. این مقاله نشان می‌دهد که ترکیب روش‌های هوش مصنوعی و زمین‌آمار می‌تواند در تحلیل کیفیت آب زیرزمینی مؤثر باشد [۶].



شکل ۱: منطقه مورد مطالعه - استان مرکزی

Fig. 1: Study area – Markazi Province

برای انجام این پژوهش، داده‌های کیفی سه پارامتر کل جامدات محلول، یون سولفات و یون سدیم در منابع آب زیرزمینی در محدوده استان مرکزی، طی سه دوره در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ استخراج گردید. پراکندگی منابع در شکل ۲ نشان داده شده است. منابع اصلی داده‌ها شامل پایگاه داده شرکت آب و فاضلاب استان مرکزی، سامانه پایش کیفی آزمایشگاه شرکت آب و فاضلاب و گزارش‌های دوره‌ای این منابع بوده‌اند. پس از بررسی‌های اولیه از نظر نرمال بودن، حذف داده‌های پرت و یکدست‌سازی واحدها، برای تحلیل زمین‌آماري آماده شدند. به دلیل وجود تفاوت در روش و زمان‌های نمونه‌گیری از منابع، تعداد نمونه‌ها برای پارامترهای کل جامدات محلول، سدیم و سولفات در سال ۱۳۹۶ مقدار ۷۱۹ برای هر سه پارامتر، در سال ۱۳۹۹ به ترتیب ۶۴۰، ۲۲۲ و ۱۵۳ مورد و در سال ۱۴۰۲ به ترتیب ۴۹۸، ۱۱۶ و ۱۲۰ مورد می‌باشد. نمونه‌برداری از پارامترهای فوق در بازه‌های سه ساله انجام شده و شامل شرایط فصلی نمی‌باشد.



شکل ۲: نحوه پراکندگی منابع آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه

Fig. 2: Distribution of groundwater resources in the study area

استان مرکزی دارای ۱۲ شهرستان، ۲۶ بخش، ۷۳ دهستان و بیش از ۳۰ شهر است. این استان به دلیل تنوع اقلیمی و زمین‌شناسی، از دشت‌های حاصل‌خیز گرفته تا مناطق کوهستانی، شرایط متفاوتی را برای کشاورزی، صنعت و زیست‌انسانی فراهم آورده است. از دید اقلیمی، این استان دارای آب‌وهوای نیمه‌خشک تا خشک است. میانگین بارندگی سالانه این منطقه حدود ۲۵۰ تا ۳۰۰ میلی‌متر است که بیشتر در فصول زمستان و بهار رخ می‌دهد. دمای متوسط سالانه در حدود ۱۴ تا ۱۶ درجه سانتی‌گراد است و در تابستان‌ها گاهی دمای هوا به بیش از ۴۰ درجه نیز می‌رسد [۱۰]. الگوی بارندگی و تبخیر بالا در تابستان‌ها، باعث شده منابع آب سطحی محدود باشند و وابستگی بالایی به منابع آب زیرزمینی ایجاد شود. وزش بادهای فصلی، تبخیر بالا و بارندگی نسبتاً کم، موجب شده که وابستگی به منابع آب زیرزمینی در بسیاری از مناطق استان مرکزی بسیار بالا باشد.

منابع آب زیرزمینی این منطقه طی سال‌های اخیر تحت فشار زیادی قرار گرفته‌اند. افزایش جمعیت، توسعه صنایع، کشاورزی گسترده و استفاده بی‌رویه از چاه‌های عمیق و نیمه‌عمیق باعث افت محسوس سطح ایستابی در بسیاری از نقاط دشت شده است. همچنین شواهد متعددی از افزایش غلظت آلاینده‌هایی نظیر TDS، سدیم و سولفات در آبخوان منطقه گزارش شده است که ضرورت پایش مستمر و مدل‌سازی مکانی کیفیت منابع آب زیرزمینی را دوچندان می‌کند.

از آنجا که این منطقه از جمله مناطق صنعتی کشور نیز محسوب می‌شود (با وجود صنایع بزرگ مانند ماشین‌سازی، آلومینیوم، پالایشگاه و...) احتمال آلودگی منابع آب زیرزمینی توسط فلزات سنگین، پساب‌ها و شورشدگی ناشی از تخلیه نامناسب پساب‌ها نیز در آن وجود دارد. بنابراین این استان به‌عنوان محدوده‌ای حساس از نظر تأمین آب شرب، کشاورزی و صنعت، نیازمند مطالعات علمی و دقیق در زمینه وضعیت کیفی آب زیرزمینی، تحلیل روندهای زمانی و مکانی و برنامه‌ریزی بلندمدت برای مدیریت منابع آبی خود می‌باشد.

ابتدا، داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار Excel مورد پالایش و تحلیل قرار گرفته و برای اطمینان از دقت مکانی، موقعیت جغرافیایی دقیق چاه‌ها (طول و عرض جغرافیایی) نیز مورد بررسی و اصلاح قرار گرفت. داده‌هایی که دارای خطا یا مغایرت شدید با میانگین سری‌های زمانی بودند، با تحلیل‌های آماری و مشورت با کارشناسان فنی حذف شدند و تمامی واحدهای اندازه‌گیری به صورت میلی گرم بر لیتر یکسان‌سازی شد. برای مدل‌سازی مکانی پارامترهای کیفی، از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی استفاده شد. این روش یک مدل ترکیبی هوش مصنوعی است که قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی را با منطق فازی ترکیب می‌کند. هدف از طراحی این سیستم، استفاده از قدرت یادگیری خودکار شبکه‌های عصبی برای تنظیم و بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی است، تا بتواند روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرها را با دقت بالا مدل‌سازی کند. ساختار این سیستم معمولاً شامل پنج لایه است که هر کدام وظیفه خاصی دارند:

لایه اول توابع عضویت فازی (Input Membership Functions Layer): در این لایه، مقادیر ورودی به مجموعه‌های فازی تبدیل می‌شوند. برای هر ورودی چند تابع عضویت (مثل مثلثی، زنگوله‌ای، گاوسی و غیره) تعریف می‌شود. پارامترهای این توابع به عنوان پارامترهای اولیه مدل در نظر گرفته می‌شوند [۱۱].

لایه دوم محاسبه قدرت قوانین (Rule Layer): در این لایه، بر اساس ترکیب مجموعه‌های فازی، قوانین فازی به شکل زیر تشکیل می‌شوند:

رابطه (۱) اگر $(X_1 = A_1)$ و $(X_2 = B_1)$ آنگاه $(Y = f_1)$

در این مرحله میزان فعال شدن هر قانون (Degree of Firing) بر اساس نتایج توابع عضویت ورودی محاسبه می‌شود [۱۲].

لایه سوم نرمال‌سازی قوانین (Normalization Layer): در این مرحله، وزن هر قانون به صورت نرمال‌شده محاسبه می‌شود تا مجموع همه وزن‌ها برابر با ۱ شود [۱۱، ۱۳].

لایه چهارم محاسبه خروجی هر قانون (Consequent Layer): در این لایه، برای هر قانون، خروجی به صورت ترکیبی خطی از ورودی‌ها محاسبه می‌شود. برای مثال:

$$f_i = p_i \times X + q_i \times Y + r_i \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن پارامترهای p_i ، q_i و r_i قابل یادگیری هستند [۱۲]. لایه پنجم محاسبه خروجی نهایی (Output Layer): در نهایت خروجی سیستم به عنوان مجموع وزن‌دار خروجی‌های قوانین به دست می‌آید [۱۴].

$$f = \sum_i (w_i \times f_i) / \sum_i w_i \quad \text{رابطه (۳)}$$

در مدل ANFIS روش‌های متفاوتی برای تولید یک سیستم استنتاج فازی اولیه (FIS) وجود دارد که در این مطالعه از سه روش پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid Partitioning)، خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive

برای بهینه‌سازی مدل ANFIS از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود. یکی از روش‌ها الگوریتم یادگیری ترکیبی (Hybrid Optimization) است که شامل دو بخش روش کمترین مربعات برای آموزش پارامترهای خطی (در لایه چهارم) و روش گرادیان نزولی برای آموزش پارامترهای غیرخطی (در لایه اول) است. این ترکیب باعث می‌شود مدل با سرعت و دقت بالا بهینه شود [۱۹].

روش دیگر پس انتشار (Backpropagation) بوده که در این روش کل مدل با گرادیان نزولی آموزش داده می‌شود و هر بار پارامترها بر اساس شیب خطا تنظیم می‌شوند [۱۲]. مزایای این روش نسبت به روش قبل ساختار ساده‌تر و بدون نیاز به تفکیک پارامترهای خطی و غیرخطی بوده و مشکل آن سرعت همگرایی پایین‌تر، حساسیت بالا به مقدار اولیه پارامترها و احتمال گیر افتادن در مینیمم‌های محلی می‌باشد [۲۰].

روش سوم روش‌های فراابتکاری (Metaheuristic) است که برای بهبود عملکرد و دقت مدل و جلوگیری از گیر افتادن در مینیمم‌های محلی از الگوریتم‌های هوشمند استفاده می‌کنند. از جمله پرکاربردترین این روش‌ها بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم ژنتیک و کلونی مورچه (Ant Colony) می‌باشد [۲۱].

روش چهارم الگوریتم‌های هیبرید پیشرفته است که از ترکیب چند الگوریتم بهینه‌سازی برای افزایش دقت و پایداری مدل استفاده می‌شود که در مسائل غیرخطی پیچیده نتایج قابل قبولی ارائه داده است [۲۲]. در این پژوهش از نرم‌افزار متلب برای اجرای مدل‌سازی ANFIS استفاده شده است و با توجه به اینکه این نرم‌افزار تنها دارای دو حالت بهینه‌سازی برای تابع ANFIS می‌باشد از روش‌های بهینه‌سازی ترکیبی هیبرید و روش پس انتشار خطا استفاده شده است.

برای تعیین دقت هر مدل کریجینگ، از روش اعتبارسنجی متقابل (Cross Validation) استفاده گردید. در این روش هر داده یک بار حذف و مقدار آن با استفاده از بقیه داده‌ها پیش‌بینی می‌شود. شاخص‌های آماری مورد استفاده عبارت بودند از:

سه سال مطالعه شده در جدول ۱ ارائه شده است. این اطلاعات کمک می‌کند تا دامنه تغییرات و پراکندگی داده‌ها بهتر تحلیل شود.

بررسی‌های انجام شده روی داده‌ها نشان می‌دهد که غلظت هر سه پارامتر در سال ۱۳۹۹ نسبت به دو سال دیگر دارای افزایش می‌باشد. شکل ۳ نمودار روند تغییرات این ۳ پارامتر را در سال‌های ۱۳۹۹، ۱۳۹۶، و ۱۴۰۲ نشان می‌دهد.

به منظور بررسی رابطه آماری بین پارامترهای مورد مطالعه، ضریب همبستگی پیرسون (r) بین آن‌ها محاسبه شد که در جدول ۲ نمایش داده شده است. این تحلیل می‌تواند نشان دهد که آیا بین افزایش یک پارامتر با پارامتر دیگر رابطه‌ای وجود دارد یا خیر. مقدار همبستگی بالا (بیش از ۰.۷) بین TDS و سدیم معمولاً به دلیل تأثیر بالای سدیم در شوری آب است.

در این پژوهش مدل‌سازی با استفاده از روش ANFIS انجام شد و دقت مدل‌ها بر اساس شاخص‌های RMSE، MAE و R^2 مقایسه گردید. تعداد داده‌ها برای پارامترهای کل جامدات محلول، سدیم و سولفات در سال ۱۳۹۶، ۷۱۹ عدد برای هر سه پارامتر، در سال ۱۳۹۹ به ترتیب ۶۴۰، ۲۳۲ و ۱۵۳ مورد و در سال ۱۴۰۲ به ترتیب ۴۹۸، ۱۱۶ و ۱۲۳ مورد می‌باشد. برای طراحی مدل ANFIS ۸۰ درصد داده‌ها به برای آموزش مدل و ۲۰ درصد داده‌ها برای ارزیابی مدل ایجاد شده استفاده شده است.

ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) [۲۴، ۲۳]: حساس به خطاهای بزرگ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Y_{\text{observed}} - Y_{\text{predicted}})^2} \quad (\text{رابطه ۶})$$

میانگین قدر مطلق خطا (MAE) [۲۶، ۲۵]: شاخص ساده و قابل فهم

$$\text{MAE} = 100 * \frac{1}{n} \sum |Y_{\text{observed}} - Y_{\text{predicted}}| \quad (\text{رابطه ۷})$$

ضریب تعیین (R^2) [۲۸، ۲۷]: برای سنجش تطابق مدل با داده واقعی

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (Y_{\text{predicted}} - Y_{\text{observed}})^2}{\sum Y_{\text{predicted}}^2 - \frac{Y_{\text{observed}}^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۸})$$

مدلی که دارای کمترین RMSE و MAE و بیشترین R^2 بود، به عنوان مدل برتر انتخاب و نقشه نهایی بر اساس آن ترسیم شد.

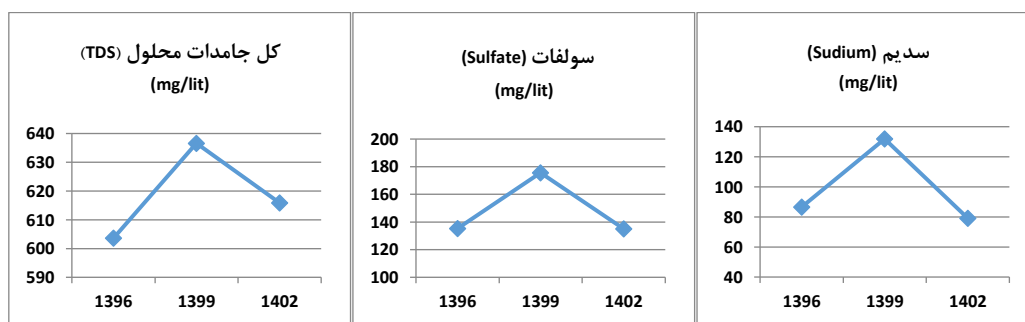
نتایج و بحث

در این بخش، نتایج مدل‌سازی سه پارامتر کیفی آب زیرزمینی شامل TDS، سولفات و سدیم در استان مرکزی طی سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ با استفاده از روش ANFIS ارائه می‌شود. برای درک بهتر ویژگی‌های آماری پارامترهای کیفی مورد بررسی، آمار توصیفی شامل میانگین، کمینه، بیشینه و انحراف معیار برای هر یک از سه پارامتر در

جدول ۱: مشخصات آماری پارامترهای کیفی آب زیرزمینی در استان مرکزی

Table1: Statistical characteristics of groundwater quality parameters in Markazi Province

سال (Year)	پارامتر (mg/lit) (Parameter)	میانگین (Mean)	کمینه (Min)	بیشینه (Max)	انحراف معیار (Std. Dev)
1396 (2017)	کل جامدات محلول (TDS)	603.59	110	3437	485.73
	سولفات (Sulfate)	135.35	1	1700	179.38
	سدیم (Sodium)	86.63	2	800	118.76
1399 (2020)	کل جامدات محلول (TDS)	636.62	99	4501	533.36
	سولفات (Sulfate)	175.63	6	1308	119.04
	سدیم (Sodium)	131.86	1.07	1090	174.82
1402 (2023)	کل جامدات محلول (TDS)	615.92	66	4261	54.15
	سولفات (Sulfate)	135.04	0	1337.5	218.49
	سدیم (Sodium)	79.09	1	1101	148.03



شکل ۳: روند تغییرات میانگین پارامترهای TDS، سولفات و سدیم در سه سال مطالعه

Fig. 3: Trend of changes in the average parameters of TDS, sulfate and sodium in the three years of study

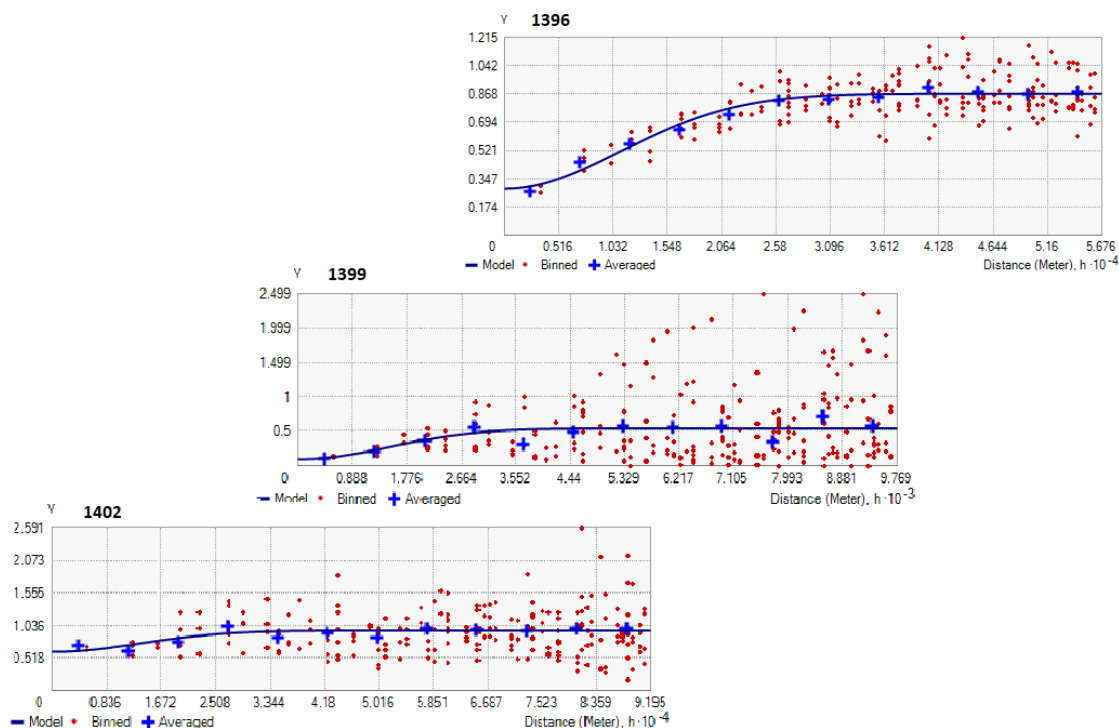
جدول ۲: میزان همبستگی بین پارامترهای TDS، سولفات و سدیم در سال های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲

Table2: Correlation between TDS, sulfate and sodium parameters in 2017, 2020 and 2023

سال ۱۳۹۶ (Year 2017)	سدیم (Sodium)	سولفات (Sulfate)	کل جامدات محلول (TDS)	سال ۱۳۹۹ (Year 2020)	سدیم (Sodium)	سولفات (Sulfate)	کل جامدات محلول (TDS)	سال ۱۴۰۲ (Year 2020)	سدیم (Sodium)	سولفات (Sulfate)	کل جامدات محلول (TDS)
کل جامدات محلول (TDS)	0.938	0.895	1	کل جامدات محلول (TDS)	-0.048	-0.025	1	کل جامدات محلول (TDS)	-0.208	-0.189	1
سولفات (Sulfate)	0.888	1		سولفات (Sulfate)	0.813	1		سولفات (Sulfate)	-0.126	1	
سدیم (Sodium)	1			سدیم (Sodium)	1			سدیم (Sodium)	1		

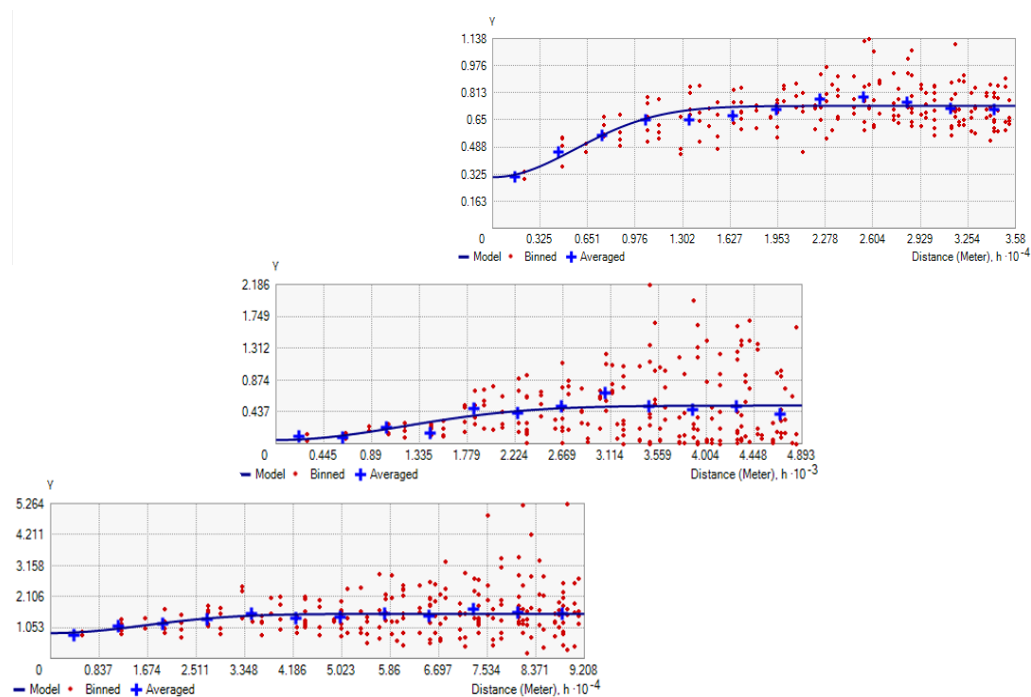
در هر سه دوره نشان داد. شکل های ۴ تا ۶ نمودار نیم وایروگرام پارامترهای مورد مطالعه را برای سال های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ نمایش می دهد.

وایروگرام ابزاری کلیدی در تجزیه و تحلیل ساختار فضایی متغیرهای ناحیه ای است [۲۹، ۳۰]. برای هر سه پارامتر در هر سه سال با استفاده از روش کریجینگ جهانی و مدل سازی با وایروگرام گوسی انجام شد. این مدل بهترین عملکرد را برای هر سه پارامتر سدیم، سولفات و TDS

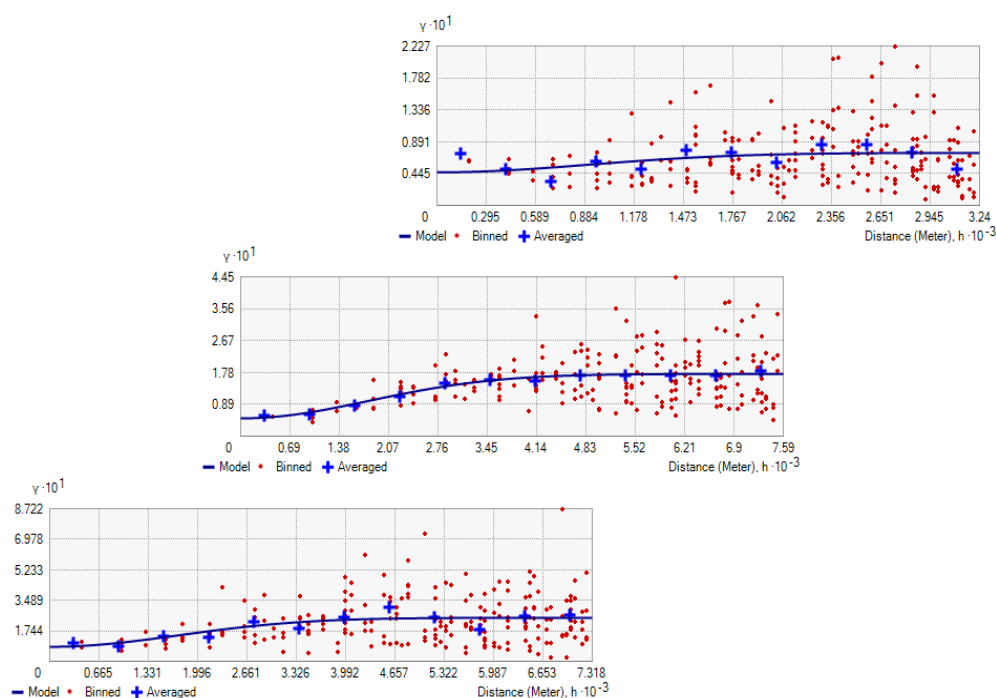


شکل ۴: نمودار تغییر نمای کلی پارامتر سدیم با استفاده از مدل کریجینگ (گوسی) در سه دوره مطالعاتی

Fig. 4: Diagram of the overall change in the sodium parameter using the Kriging (Gaussian) model in three study periods



شکل ۵: نمودار تغییر نمای کلی پارامتر سولفات با استفاده از مدل کریجینگ (گوسی) در سه دوره مطالعاتی
Fig. 4: Diagram of the overall change in the sulfate parameter using the Kriging (Gaussian) model in three study periods



شکل ۶: نمودار تغییر نمای کلی پارامتر TDS با استفاده از مدل کریجینگ (گوسی) در سه دوره مطالعاتی
Fig. 6: Diagram of the overall change in the TDS parameter using the Kriging (Gaussian) model in three study periods

ترکیب استفاده از روش‌های مذکور شش حالت برای هر دوره ایجاد می‌کند که نتایج آن برای هریک از پارامترهای سدیم، سولفات و TDS به ترتیب در جدول‌های ۳ تا ۵ نشان داده شده است.

در این پژوهش مدل‌سازی ANFIS روی سه پارامتر کیفی سدیم، سولفات و TDS با سه روش خوشه‌بندی فازی، پارتیشن‌بندی شبکه‌ای و خوشه‌بندی تفریقی انجام شده و برای بهینه‌سازی مدل‌ها از دو روش موجود در نرم‌افزار متلب، پس انتشار خطا و هیبرید استفاده شده است.

جدول ۳: نتایج حاصل از مدل ANFIS بهینه شده برای پارامتر سدیم در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲
 Table3: Results from the optimized ANFIS model for the sodium parameter in 2017, 2020 and 2023

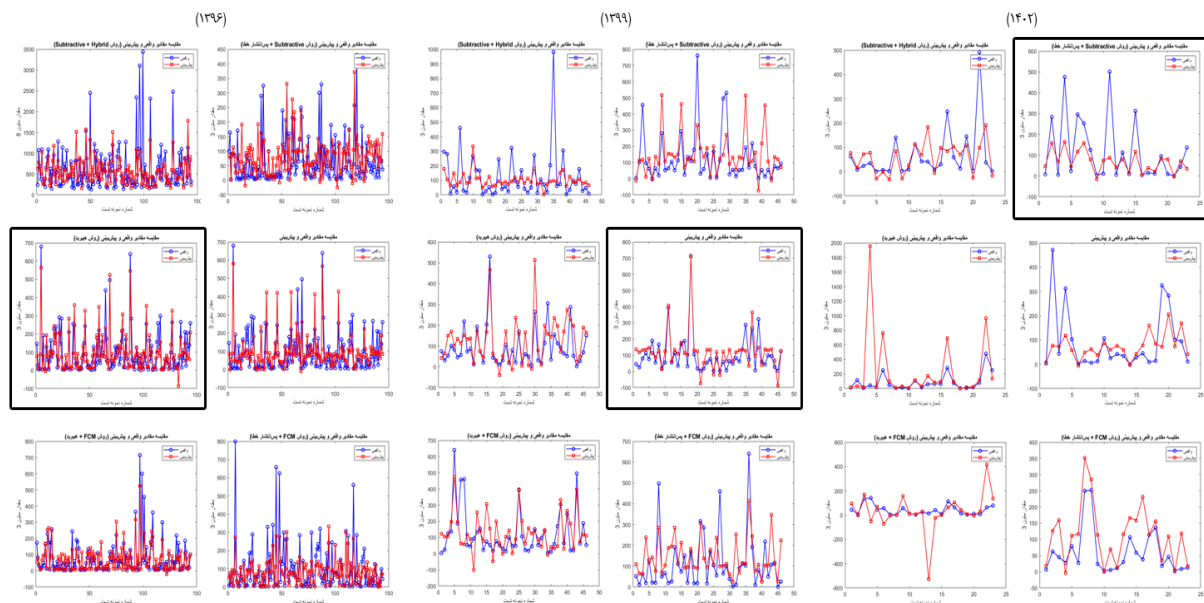
سال (Year)	مدل (Model)	روش بهینه سازی (Optimization method)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	ضریب تعیین (R2)
1396	خوشه‌بندی فازای (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	93.85	53.36	0.49
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	68.84	39.83	0.57
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	81.39	58.31	0.51
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	59.21	41.11	0.74
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	70.72	51.75	0.21
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	93.52	66.17	0.31
1399	خوشه‌بندی فازای (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	118.76	83.51	0.22
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	117.71	80.62	0.34
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	66.42	54.15	0.72
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	85.92	63.44	0.25
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	150.51	101.12	0.06
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	161.58	91.64	0.07
1402	خوشه‌بندی فازای (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	74.07	56.36	-0.14
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	147.10	75.30	-11.62
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	116.33	71.30	0.15
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	436.28	167.89	-13.08
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	130.99	82.42	0.27
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	104.09	62.51	0.08

پارامتر سدیم در سال ۱۳۹۶ است.

در سال ۱۴۰۲ برخی مدل‌ها دارای مقادیر منفی برای ضریب تعیین هستند و این مساله نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل در پیش‌بینی میانگین و قابل اتکا نبودن آن است. با کنار گذاشتن این موارد و بررسی باقی موارد مشاهده می‌شود کمترین مقدار RMSE (۱۰۴۰۰۹) و کمترین مقدار MAE (۶۲۰۵۱) مربوط به روش Subtractive با بهینه‌سازی هیبرید و بالاترین مقدار R2 (۰۰۰۲۷) مربوط به روش Subtractive با بهینه‌سازی پس انتشار خطا است. با توجه به منفی بودن ضریب تعیین در اغلب مدل‌ها در این سال عملکرد کلی مدل‌ها ضعیف ارزیابی شد، با این حال مدل Subtractive با بهینه‌سازی پس انتشار خطا به دلیل دارا بودن بیشترین مقدار R2 نسبت به سایر مدل‌ها برتری نسبی دارد. شکل ۷ نمودار مقایسه‌ای مقادیر پیش‌بینی شده برای پارامتر سدیم در سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۲ را نشان می‌دهد.

بطور کلی مدلی بالاترین دقت را دارد که دارای کمترین RMSE و MAE و بالاترین مقدار R2 باشد. با توجه به جدول ۳ در سال ۱۳۹۶ کمترین مقدار RMSE (۵۹۰۲۱) و بیشترین مقدار R2 (۰۰۰۷۴) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی هیبرید و کمترین مقدار MAE (۳۹۰۸۳) مربوط به روش FCM با بهینه‌سازی هیبرید بوده است. اگرچه در سال ۱۳۹۶ مدل FCM با بهینه‌سازی هیبرید دارای کمترین مقدار MAE است اما به دلیل خطای کلی بیشتر و ضریب تعیین کمتر در مجموع مدل Grid با روش بهینه‌سازی هیبرید با موازنه بهتر بین دقت پیش‌بینی و توان توضیح واریانس دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد.

در سال ۱۳۹۹ کمترین مقدار RMSE (۶۶۰۴۲) و کمترین مقدار MAE (۵۴۰۱۵) و بیشترین مقدار R2 (۰۰۰۷۲) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی پس انتشار خطا بوده است. هم‌راستایی مقادیر پایین خطا و ضریب تعیین بالا در این مدل بیانگر توان بالای این مدل در شبیه‌سازی



شکل ۷: نمودارهای مقایسه‌ای مقادیر واقعی و پیش‌بینی توسط مدل‌های مختلف ANFIS در سه دوره مطالعاتی برای پارامتر سدیم
Fig. 7: Comparative graphs of actual and predicted values by different ANFIS models in three study periods for the sodium parameter

همانطور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود در نمودارهایی که در هریک از سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ با کادر مشخص شده‌اند مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دارای تطبیق بیشتری با یکدیگر هستند. این نتایج با مدل‌های بهینه‌ای که از نتایج جدول ۳ به‌دست آمد نیز مطابقت دارد. با توجه به جدول ۴ در سال ۱۳۹۶ کمترین مقدار RMSE (۰.۷۰) مربوط به روش FCM با بهینه‌سازی هیبرید و کمترین مقدار MAE

(۰.۵۲) مربوط به روش FCM با بهینه‌سازی پس انتشار خطا بیشترین مقدار R2 (۰.۵۵) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی هیبرید بوده است. در مجموع روش FCM با بهینه‌سازی پس انتشار خطا با برخورداری از کمترین مقدار MAE (۰.۵۲) و مقدار نسبت بالای ضریب تعیین (۰.۵۲) موازنه بهتری بین دقت پیش‌بینی و توان توضیح داده‌ها نسبت به سایر مدل‌ها داشته و به عنوان مدل برتر انتخاب شد.

جدول ۴: نتایج حاصل از مدل ANFIS بهینه شده برای پارامتر سولفات در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲

Table 4: Results from the optimized ANFIS model for the sulfate parameter in 2017, 2020 and 2023

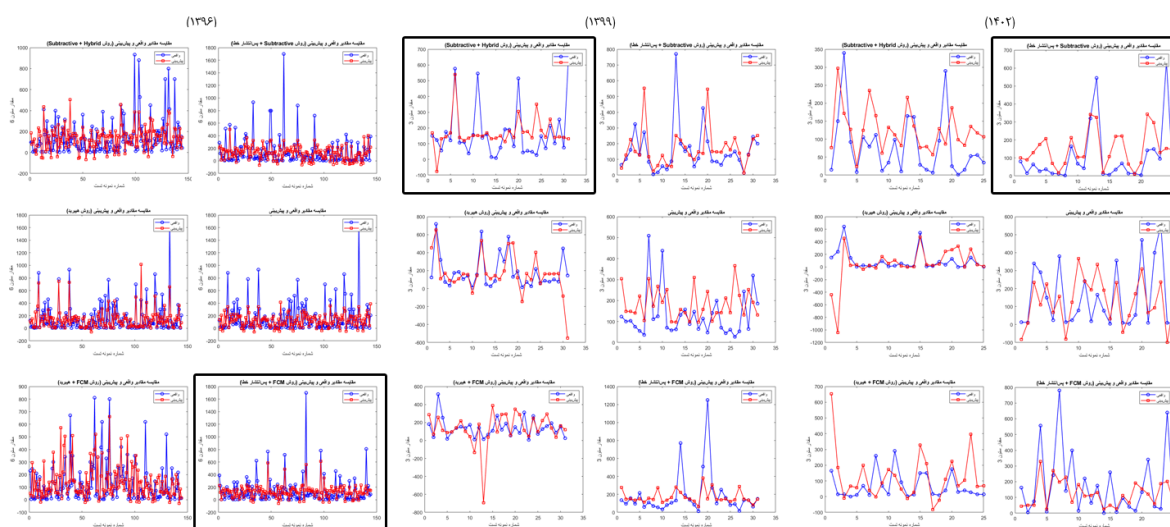
سال (Year)	مدل (Model)	روش بهینه سازی (Optimization method)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	ضریب تعیین (R2)
1396	خوشه‌بندی فازی (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	140.45	83.17	0.52
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	127.70	84.66	0.33
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	193.79	111.03	0.32
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	157.90	96.90	0.55
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	177.68	101.64	0.36
	خوشه‌بندی فازی (FCM)	هیبرید (Hybrid)	132.42	90.66	0.41
1399	خوشه‌بندی فازی (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	237.06	113.75	0.04
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	176.36	117.06	-1.8
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	134.60	109.07	-0.48
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	210.46	144.37	-0.29
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	142.49	85.54	0.03
	خوشه‌بندی فازی (FCM)	هیبرید (Hybrid)	153.74	102.44	0.14
1402	خوشه‌بندی فازی (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	191.21	127.68	0.16
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	156.55	107.33	-2.72
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	150.60	123.66	0.23
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	301.15	143.30	-2.62
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	143.36	102.48	0.20
	خوشه‌بندی فازی (FCM)	هیبرید (Hybrid)	91.91	76.30	-0.16

منفی بودن ضریب تعیین از نظر آماری قابل اتکا نبودند. در این میان مدل Subtractive با بهینه‌سازی پس انتشار خطا با برخورداری از ضریب تعیین مثبت (۰.۲۰) و خطای نسبتاً کمتر به عنوان مدل نسبی انتخاب شد. شکل ۸ نمودار مقایسه‌ای مقادیر پیش‌بینی شده برای پارامتر سولفات در سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۲ را نشان می‌دهد.

همانطور که در شکل ۸ دیده می‌شود نمودارهایی که در هر دوره با کادر مشخص شده‌اند مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده دارای تطبیق بیشتری با هم هستند. این نتایج مطابق با نتایج به‌دست آمده از جدول ۴ هستند. با توجه به جدول ۵ در سال ۱۳۹۶ کمترین مقدار RMSE (۲۸۹.۱۲) و کمترین مقدار MAE (۲۰۸.۹۹) مربوط به روش FCM با بهینه‌سازی هیبرید و بیشترین مقدار R2 (۰.۶۲) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی هیبرید می‌باشد. در این دوره اگرچه مدل FCM با بهینه‌سازی هیبرید دارای کمترین مقادیر خطا است اما مدل Grid با بهینه‌سازی هیبرید به بیشترین به دلیل توان توضیح بالاتر نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری در شبیه‌سازی داده‌ها نشان می‌دهد.

در سال ۱۳۹۹ برخی مدل‌ها دارای مقادیر منفی برای ضریب تعیین هستند و با کنار گذاشتن آن‌ها و بررسی سایر مدل‌ها کمترین مقدار RMSE (۱۳۴.۶۰) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی پس انتشار خطا و کمترین مقدار MAE (۸۵.۵۴) مربوط به روش Subtractive با بهینه‌سازی پس انتشار خطا و بیشترین مقدار R2 (۰.۱۴) مربوط به روش Subtractive با بهینه‌سازی هیبرید بوده است. اگرچه مقادیر خطا در برخی مدل‌ها کمتر است اما به دلیل منفی بودن ضریب تعیین در آن‌ها مدل Subtractive با بهینه‌سازی هیبرید با بیشترین مقدار R2 (۰.۱۴) نسبت به سایر مدل‌ها دارای برتری نسبی می‌باشد.

در سال ۱۴۰۲ برخی مدل‌ها دارای مقادیر منفی برای ضریب تعیین هستند که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل در پیش‌بینی است. با کنار گذاشتن این موارد و بررسی باقی موارد مشاهده می‌شود کمترین مقدار RMSE (۱۴۳.۳۶) و کمترین مقدار MAE (۱۰۲.۴۸) مربوط به روش Subtractive با بهینه‌سازی پس انتشار خطا و بالاترین مقدار R2 (۰.۲۳) مربوط به روش Grid با بهینه‌سازی پس انتشار خطا است. در این دوره اگرچه برخی مدل‌ها دارای خطای پیش‌بینی کمتری بودند، اما به دلیل



شکل ۸: نمودارهای مقایسه‌ای مقادیر واقعی و پیش‌بینی توسط مدل‌های مختلف ANFIS در سه دوره مطالعاتی برای پارامتر سولفات
Fig. 8: Comparative graphs of actual and predicted values by different ANFIS models in three study periods for the Sulphate parameter

جدول ۵: نتایج حاصل از مدل ANFIS بهینه شده برای پارامتر TDS در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲

Table5: Results from the optimized ANFIS model for the TDS parameter in 2017, 2020 and 2023

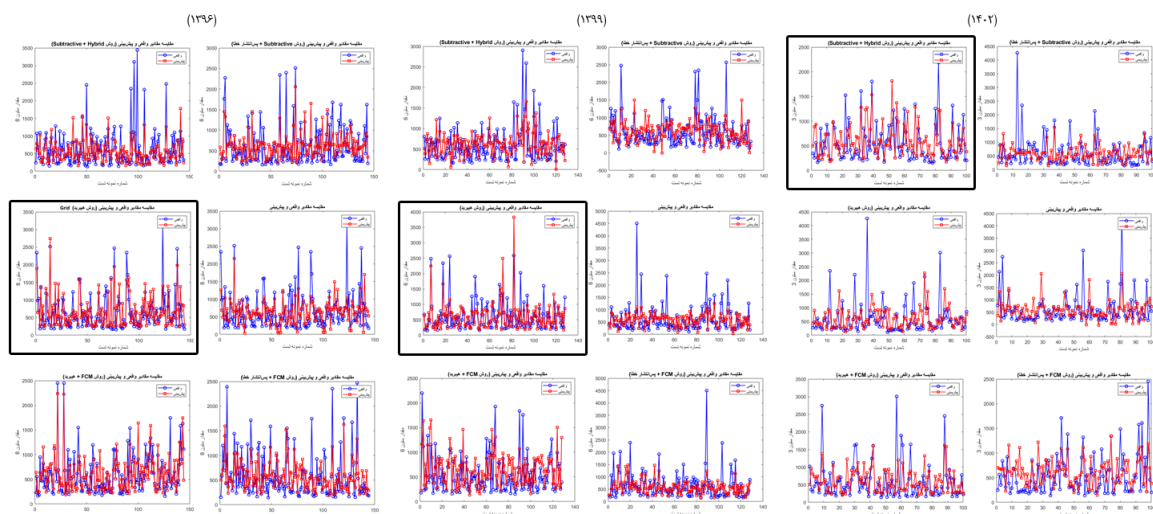
سال (Year)	مدل (Model)	روش بهینه سازی (Optimization method)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	ضریب تعیین (R2)
1396	خوشه‌بندی	پس انتشار خطا (Backpropagation)	344.94	237.64	0.47
	فازی (FCM)	هیبرید (Hybrid)	289.12	208.99	0.51
	پارتیشن‌بندی	پس انتشار خطا (Backpropagation)	400.14	283.07	0.44
	شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	331.94	229.18	0.62
	خوشه‌بندی	پس انتشار خطا (Backpropagation)	350.28	256.20	0.49
	تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	441.49	266.18	0.35
1399	خوشه‌بندی	پس انتشار خطا (Backpropagation)	488.08	276.23	0.28
	فازی (FCM)	هیبرید (Hybrid)	348.09	260.56	0.20
	پس انتشار خطا (Backpropagation)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	477.18	288.83	0.32

سال (Year)	مدل (Model)	روش بهینه سازی (Optimization method)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	ضریب تعیین (R2)
1402	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	372.28	239.87	0.45
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	411.43	291.52	0.18
	خوشه‌بندی فاز (FCM)	هیبرید (Hybrid)	361.48	261.61	0.32
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	357.94	272.04	0.24
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	هیبرید (Hybrid)	457.04	299.35	0.28
	خوشه‌بندی فاز (FCM)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	564.35	368.53	0.22
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	هیبرید (Hybrid)	609.09	332.32	0.05
	خوشه‌بندی تفریقی (Subtractive)	پس انتشار خطا (Backpropagation)	548.79	336.67	0.09
	خوشه‌بندی فاز (FCM)	هیبرید (Hybrid)	342.93	255.63	0.26
	پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (Grid)	پس انتشار خطا (Backpropagation)			

سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ با کادر مشخص شده‌اند. با توجه به نتایج به‌دست آمده از جدول ۵ مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده در مدل‌های مشخص شده دارای تطبیق بیشتری با یکدیگر هستند. با استفاده از روش‌های برگزیده از مدل‌های ANFIS، نقشه‌های توزیع مکانی برای مقادیر پیش‌بینی شده برای هریک از پارامترهای سدیم، سولفات و TDS در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ با استفاده از روش وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) در محیط ArcGIS تولید شده‌اند. علاوه‌براین نقشه‌های توزیع مکانی این پارامترهای برای مقادیر واقعی بخشی از داده‌ها که برای ارزیابی در نظر گرفته شده بودند نیز با استفاده از همان روش در محیط ArcGIS تولید شده‌اند. شکل شماره ۱۰ مقایسه این دو نقشه را برای هر کدام از پارامترهای سدیم، سولفات و TDS در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲ نشان می‌دهد. در این شکل نقشه‌های بزرگ‌تر توزیع مکانی مقادیر واقعی و نقشه‌های کوچک‌تر توزیع مکانی مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد. مقایسه این نقشه‌ها بیانگر میزان نزدیکی مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی است.

در سال ۱۳۹۹ کمترین مقدار RMSE (۳۴۸.۰۹) مربوط به مدل FCM با روش بهینه‌سازی هیبرید، کمترین مقدار MAE (۲۳۹.۸۷) و بیشترین مقدار R2 (۰.۴۵) مربوط به مدل Grid با روش بهینه‌سازی هیبرید می‌باشد. در مجموع اگرچه برخی مدل‌ها دارای خطای کمتری هستند اما مدل Grid با روش بهینه‌سازی هیبرید به عنوان مدل برتر انتخاب شد.

در سال ۱۴۰۲ کمترین مقدار RMSE (۳۴۲.۹۳) و کمترین مقدار MAE (۲۵۵.۶۳) مربوط به مدل Subtractive با روش بهینه‌سازی هیبرید و بیشترین مقدار R2 (۰.۲۸) مربوط به مدل FCM با روش بهینه‌سازی هیبرید است. در این دوره اگرچه مدل FCM با روش بهینه‌سازی هیبرید بالاترین میزان ضریب تعیین را دارد اما مقدار RMSE و MAE آن بطور قابل توجهی بالاتر است. در مجموع مدل Subtractive با روش بهینه‌سازی هیبرید نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشته و به عنوان مدل برتر انتخاب شد. همانطور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود مدل‌های بهینه برای هریک از



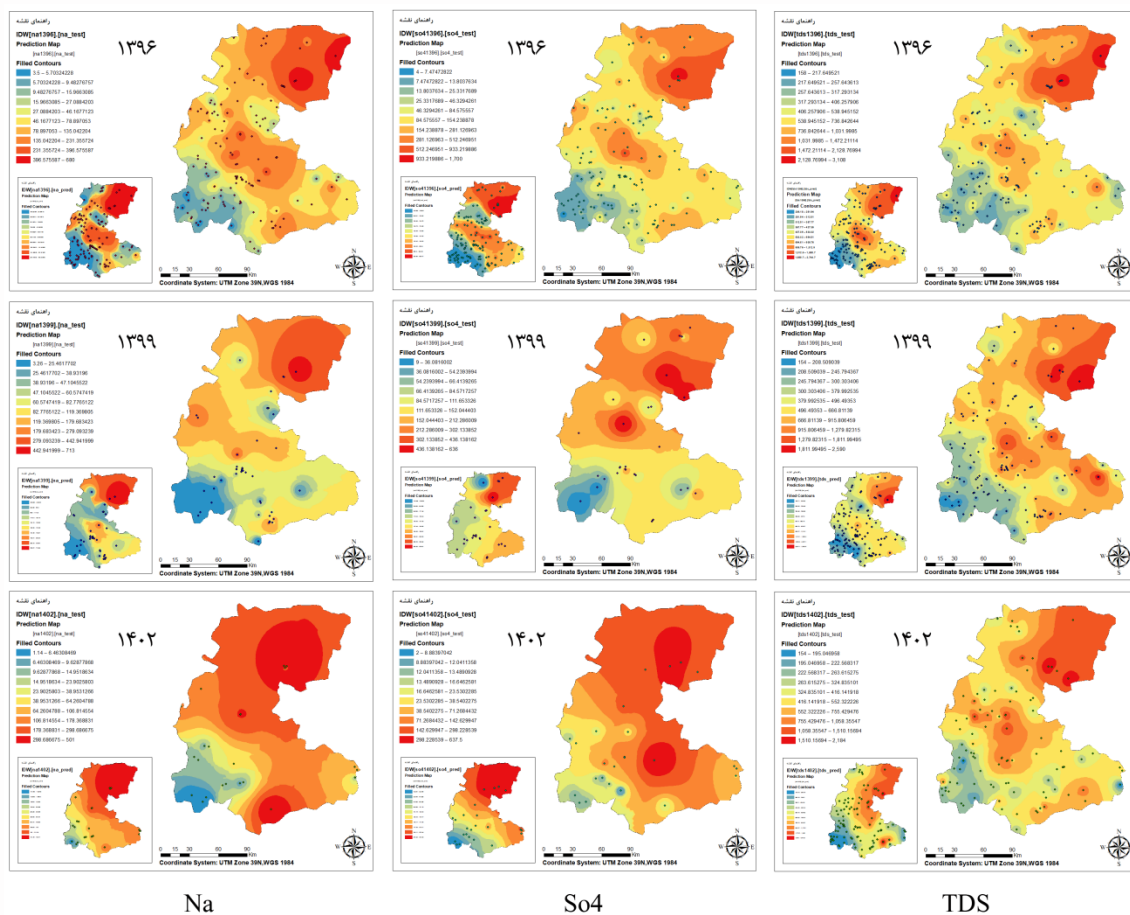
شکل ۹: نمودارهای مقایسه‌ای مقادیر واقعی و پیش‌بینی توسط مدل‌های مختلف ANFIS در سه دوره مطالعاتی برای پارامتر TDS
Fig. 9: Comparative graphs of actual and predicted values by different ANFIS models in three study periods for the TDS parameter

غلظت پارامتر TDS در سال ۱۳۹۶ در بیشتر نواحی شمال غربی، غربی و جنوبی منطقه در محدوده قابل قبول قرار دارد، اما مناطق مرکزی و شمال شرقی مقادیر بالاتری را نشان می‌دهند. در سال ۱۳۹۹، با گسترش مناطق دارای غلظت بالا به سمت نواحی شمال شرقی، یک الگوی افزایش شوری دیده می‌شود. در سال ۱۴۰۲، غلظت TDS اگرچه از لحاظ مقدار در برخی منابع کاهش یافته و موجب پایین آمدن میانگین غلظت شده است، اما پراکندگی این پارامتر در شکل ۶ نشان می‌دهد که الگوی شوری در مناطق مرکزی و جنوبی نسبت به سال‌های قبل گسترده شده است.

نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های مختلف ANFIS نشان داد که عملکرد مدل‌ها بطور قابل توجهی به روش تولید سیستم فازی اولیه و نوع الگوریتم بهینه‌سازی وابسته است. بررسی‌ها آشکار ساخت که مدل‌هایی که به صورت همزمان میزان خطای پیش‌بینی کمتری داشته و ضریب تعیین بالاتری ارائه داده‌اند از دقت و قابلیت اطمینان بیشتری برخوردار بوده‌اند. این امر بیانگر آن است که انتخاب صحیح ساختار فازی اولیه و تنظیم مناسب پارامترهای آموزشی نقش به‌سزایی در بهبود توان پیش‌بینی مدل دارد.

همانطور که در شکل ۱۰ نمایش داده شده است، تمرکز نسبی پارامتر سدیم در نقشه‌های سال ۱۳۹۶ در مناطق مرکزی و شمالی منطقه است. در سال ۱۳۹۹، پراکندگی سدیم به سمت نواحی جنوب شرقی گسترش می‌یابد، اما با توجه به کاهش تعداد نمونه‌ها نسبت به سال ۱۳۹۹ پیوستگی توزیع غلظت سدیم در مناطق غربی کاسته شده است. در سال ۱۴۰۲، با وجود کاهش میانگین غلظت سدیم نسبت به سال‌های قبل، پراکندگی سدیم با غلظت بالا در منطقه بیشتر شده و بخش‌های بیشتری از منطقه را شامل گردیده است.

پارامتر سولفات نیز در سال ۱۳۹۶، در بیشتر مناطق در سطوح نسبتاً پایینی قرار دارد، اما نقاطی در غرب، بخش مرکزی و قسمت‌هایی از شمال شرقی منطقه دارای غلظت بالا هستند. در سال ۱۳۹۹، این تمرکز به نواحی شمال شرقی گسترش می‌یابد. با توجه به محدودیت تعداد نمونه‌های سولفات در سال ۱۳۹۹ و پراکنده نبودن نقاط دارای نمونه، نقشه خطای استاندارد این بخش دارای خطایی بیشتر در مناطق خالی از نقاط نمونه برداری می‌باشد. در سال ۱۴۰۲ با وجود کاهش غلظت سولفات در نمونه‌ها، پراکندگی منابع دارای غلظت‌های بالاتر بطور گسترده‌تر در منطقه مشاهده می‌شود.



شکل ۱۰: مقایسه نقشه توزیع مکانی مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و روش بهینه ANFIS برای بخش آموزشی پارامترهای کیفی سدیم، سولفات و TDS در سال‌های ۱۳۹۶، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۲

Fig. 10: Comparison of the spatial distribution map of the actual value and the value predicted by the model and the optimal ANFIS method for the educational section of the quality parameters of sodium, sulfate and TDS in the years 2017, 2020 and 2023

بهینه‌سازی را در بهبود دقت مدل‌های داده‌محور در حوزه منابع آب نشان می‌دهد.

در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۹ مدل‌های مبتنی بر روش Grid به‌ویژه با بهینه‌سازی هیبرید در اغلب موارد توانستند توازن مناسبی میان دقت پیش‌بینی و توان توضیح واریانس داده‌ها برقرار کنند و عملکرد برابری نسبت به سایر ساختارها نشان دهند. در مقابل در سال ۱۴۰۲ عملکرد کلی مدل‌ها کاهش یافته و مشاهده مقادیر منفی ضریب تعیین در برخی مدل‌ها بیانگر محدودیت توان پیش‌بینی ANFIS در این دوره زمانی است. با این حال روش Subtractive در این سال نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد نسبتاً بهتری ارائه داد.

مشارکت نویسندگان

میزان مشارکت نویسندگان در نگارش مقاله به شرح زیر است: نویسنده اول مسئولیت آماده‌سازی نمونه، انجام آزمایش‌ها، جمع‌آوری داده‌ها، انجام محاسبات، انجام تحلیل‌های آماری، تفسیر نتایج و تهیه پیش‌نویس مقاله را بر عهده داشته است. نویسنده دوم به عنوان استاد راهنمای اول پایان‌نامه، در نظارت بر طراحی تحقیق، مدیریت فرآیند تحقیق، بررسی نتایج و نهایی کردن مقاله نقش داشته است. نویسنده سوم به عنوان استاد راهنمای دوم پایان‌نامه، در کمک به طراحی تحقیق، نظارت بر فعالیت‌های تحقیقاتی و بررسی مقاله نقش داشته است. نویسنده چهارم و پنجم مقاله به عنوان استاتید مشاور اول و دوم پایان‌نامه در کمک به طراحی تحقیق، نظارت بر فعالیت‌های تحقیقاتی و بررسی مقاله نقش داشته اند.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله از کلیه عزیزانی که ما را در انجام این تحقیق یاری کردند صمیمانه تشکر می‌کنیم.

تعارض منافع

«هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مآخذ

[1] Tarkian Ivaragi H, NAZARI N, Faramarzi A, Khani AJIJI, Drainage. Evaluation of mapping methods in spatial distribution of groundwater quality indicators (Case study: Turkmenchay region). 2022;16(1):83-94.

[2] Bourotte C, Bertolo R, Almodovar M, Hirata R. Natural occurrence of hexavalent chromium in a sedimentary aquifer in Urânia, State of São Paulo, Brazil. Anais da Academia Brasileira de Ciências. 2009;81:227-42.
<https://doi.org/10.1590/S0001-37652009000200009>.

[3] Asghar Asghari Moghaddam AAN, Elham Fijani. Spatial Prediction of Fluoride Concentration Using Artificial Neural Networks and Geostatic Models. Water and Soil Science. 1388;19:129-45. [In Persian].

در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۹ مدل‌های مبتنی بر روش Grid به‌ویژه در ترکیب با الگوریتم‌های بهینه‌سازی هیبرید در اغلب موارد توانستند توازن مناسبی میان دقت پیش‌بینی و توان توضیح واریانس داده‌ها برقرار کنند. این مدل‌ها در بیشتر موارد عملکرد برتری نسبت به سایر ساختارها از خود نشان داده‌اند. با این حال در سال ۱۴۰۲ عملکرد کلی مدل‌ها کاهش یافته و مشاهده مقادیر منفی ضریب تعیین در برخی مدل‌ها بیانگر محدودیت توان پیش‌بینی ANFIS در این دوره زمانی و شرایط تغییرپذیری بالای داده‌ها است. با این حال روش Subtractive در همان سال نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد نسبتاً بهتری ارائه داد.

بررسی آماری نشان داد که مقادیر میانگین TDS، سولفات و سدیم در سال ۱۳۹۹ نسبت به سال‌های قبل افزایش یافته که برای دانستن علت آن می‌توان به بررسی نقشه‌های بارش، سطح آب‌های زیرزمینی به منظور تشخیص میزان برداشت و بررسی تغییرات زمین شناسی منطقه پرداخت. از سوی دیگر، بررسی مدل‌های مکانی نشان داد که دقت مدل‌های اجرا شده برای پارامتر TDS در سال ۱۳۹۹ و برای پارامترهای سولفات و سدیم در سال ۱۳۹۶ از دو سال دیگر بالاتر بوده است. علت این امر را می‌توان با توجه به نقشه‌های تولید شده در تعداد نمونه‌برداری مناسب‌تر و پراکندگی بهتر نقاط نمونه‌برداری شده در منطقه دانست. تحلیل همبستگی نشان‌دهنده‌ی رابطه قوی بین TDS با سدیم و سولفات بود که بیانگر منشأ مشترک یا تأثیر ترکیبی آن‌ها بر شوری و کیفیت آب است.

نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ANFIS توانایی مناسبی در پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی دارد و این موضوع با نتایج مطالعات پیشین همخوانی دارد که بر کارایی مطلوب مدل‌های هوشمند در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب تأکید کرده‌اند. با این حال یافته‌های این مطالعه نشان داد که عملکرد مدل در همه دوره‌های زمانی یکسان نیست و در سال ۱۴۰۲ افت محسوسی در دقت پیش‌بینی مشاهده شد، به‌طوری‌که در برخی موارد ضریب تعیین حتی منفی شد. این موضوع بیانگر حساسیت مدل به تغییرات زمانی، الگوی پراکنش مکانی داده‌ها و شرایط هیدروشمیایی متفاوت در سال‌های مختلف است. بنابراین نتایج این پژوهش علاوه بر تأکید کارایی کلی ANFIS نشان می‌دهد که ارزیابی هم‌زمان عملکرد مدل در چند بازه زمانی برای درک دقیق‌تر پایداری و محدودیت‌های آن ضروری است.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های مختلف ANFIS نشان داد که عملکرد مدل‌ها بطور قابل توجهی به روش تولید سیستم فازی اولیه و الگوریتم بهینه‌سازی وابسته است. به طور کلی مدل‌هایی که به‌صورت هم‌زمان مقادیر خطای پیش‌بینی کمتر و ضریب تعیین بالاتری ارائه داده‌اند از دقت و قابلیت اطمینان بیشتری برخوردار بوده‌اند. نتایج به‌دست آمده به‌خوبی اهمیت ترکیب روش‌های فازی و الگوریتم‌های هوشمند

- [17] Bezdek JC. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms: Springer Science & Business Media; 2013. 147570450X.
- [18] Nayak J, Naik B, Behera H, editors. Fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm: a decade review from 2000 to 2014. Computational Intelligence in Data Mining-Volume 2: Proceedings of the International Conference on CIDM, 20-21 December 2014; 2014: Springer. https://doi.org/10.1007/978-81-322-2208-8_14
- [19] Karaboga D, Kaya EJAir. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. 2019;52(4):2263-93. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
- [20] Nayak PC, Sudheer K, Rangan D, Ramasastri K. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. Journal of Hydrology. 2004;291(1-2):52-66. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.12.010>.
- [21] Castillo O, Melin PJIToNN. Hybrid intelligent systems for time series prediction using neural networks, fuzzy logic, and fractal theory. IEEE Xplore. 2002;13(6):1395-408. <https://doi.org/10.1109/TNN.2002.804316>.
- [22] Talpur N, Salleh MNM, Hussain K, Ali H, editors. Modified ANFIS with Less model complexity for classification problems. International Conference on Computational Intelligence in Information System; 2018: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03302-6_4
- [23] Chai T, Draxler RRGmd. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. 2014;7(3):1247-50. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>.
- [24] Hastie T. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. springer; 2009.
- [25] Willmott CJ, Matsuura KJCr. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. 2005;30(1):79-82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>.
- [26] Hyndman RJ, Koehler ABIIjof. Another look at measures of forecast accuracy. 2006;22(4):679-88. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.
- [27] Montgomery DC, Peck EA, Vining GG. Introduction to linear regression analysis: John Wiley & Sons; 2021. 1119578752.
- [28] Draper NR, Smith H. Applied regression analysis: John Wiley & Sons; 1998. 0471170828.
- [29] Hasan M. Basics of geostatistics: Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), Tafresh Branch; 1373. [In Persian]
- [30] Cassie NA. Statistics for spatial data: revised edition: John Wiley & Sons; 1993.
- [4] Tutmez B, Hatipoglu Z, Kaymak U. Modelling electrical conductivity of groundwater using an adaptive neuro-fuzzy inference system. Computers geosciences. 2006;32(4):421-33. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.07.003>.
- [5] Shiri J, Kisi O, Yoon H, Lee K-K, Nazemi AH. Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications—A comparative study among soft computing techniques. Computers Geosciences. 2013;56:32-44. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2013.01.007>.
- [6] Khashei-Siuki A, Sarbazi M. Evaluation of ANFIS, ANN, and geostatistical models to spatial distribution of groundwater quality (case study: Mashhad plain in Iran). Arabian Journal of Geosciences. 2015;8(2):903-12. <https://doi.org/10.1007/s12517-013-1179-8>.
- [7] Kisi O, Azad A, Kashi H, Saeedian A, Hashemi SAA, Ghorbani S. Modeling groundwater quality parameters using hybrid neuro-fuzzy methods. Water resources management. 2019;33(2):847-61. <https://doi.org/10.1007/s11269-018-2147-6>
- [8] Gani A, Singh M, Pathak S, Hussain A. Groundwater quality index development using the ANN model of Delhi Metropolitan City, India. Environmental Science Pollution Research. 2025;32(12):7269-84. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-31584-4>.
- [9] Boudibi S, Fadlaoui H, Hlouani F, Bouzidi N, Aissaoui A, Khomri Z-e. Groundwater salinity modeling and mapping using machine learning approaches: a case study in Sidi Okba region, Algeria. Environmental Science Pollution Research. 2024;31(36):48955-71. <https://doi.org/10.1007/s11356-024-34440-1>.
- [10] Iran Statistics Center
- [11] Walia N, Singh H, Sharma A. ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system-a survey. International Journal of Computer Applications. 2015;123(13). <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>.
- [12] Jang J-S. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE transactions on systems, man, cybernetics. 1993;23(3):665-85. <https://doi.org/10.1109/21.256541>.
- [13] Jang J-SR, Sun C-T, Mizutani EJIToac. Neuro-fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence [Book Review]. 1997;42(10):1482-4. <https://doi.org/10.1109/TAC.1997.633847>.
- [14] Azar AT. Fuzzy Systems: InTech; 2010. 85-110 p. 978-953-7619-92-3.
- [15] Yeom C-U, Kwak K-CJS. Performance comparison of ANFIS models by input space partitioning methods. 2018;10(12):700. <https://doi.org/10.3390/sym10120700>.
- [16] Chiu SLJol, systems f. Fuzzy model identification based on cluster estimation. SageJournals. 1994;2(3):267-78. <https://doi.org/10.3233/IFS-1994-2306>.

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۳ از دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی دریافت نمودند. فعالیت‌های پژوهشی اخیر وی در حوزه جمع‌سپاری در پورتال‌های مکانی و سیستم‌های توصیه‌گر در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا می‌باشد. تاکنون بیش از ۳۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس‌های علمی از ایشان منتشر شده‌است. زمینه‌های تخصصی وی عبارتند از: هوش مصنوعی در اطلاعات مکانی، منطق و هستی‌شناسی مکانی، محاسبات هندسی، سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری مکانی، خدمات مکان‌مبنا و اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه.

Vahidnia, M.H. Assistant Professor at the Center for Remote Sensing and GIS Research, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

✉ mh_vahidnia@sbu.ac.ir



امین‌رضا نشاط استادیار دانشکده مهندسی عمران واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی است. حوزه‌های اصلی علاقه‌مندی پژوهشی ایشان شامل سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS)، سنجش از دور (RS)، مدل‌سازی محیط‌زیستی (Environmental Modeling)

، منابع آب زیرزمینی، ارزیابی آسیب‌پذیری و مخاطرات هیدرولوژیک، و به‌کارگیری روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در مدل‌سازی پدیده‌های محیط‌زیستی است. دکتر نشاط تاکنون مقالات متعدد ISI و علمی-پژوهشی منتشر کرده است.

Neshat A.R. Assistant Professor at the Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of civil Engineering, Islamic Azad University -Science and Research Branch, Tehran, Iran

✉ neshat.aminreza@gmail.com



سعید بهزادی دارای مدرک دکتری تخصصی مهندسی عمران نقشه‌برداری (گرایش سامانه اطلاعات مکانی) از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی از تهران می‌باشد. از سال ۱۳۹۵ تاکنون به عنوان استادیار در گروه مهندسی عمران نقشه‌برداری

دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی مشغول به فعالیت می‌باشند. ایشان تاکنون موفق به چاپ بیش از ۱۰۰ مقاله در مجلات و کنفرانس‌های معتبر بین‌المللی شده‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از هوش مصنوعی، GIS پزشکی، کاربرد یادگیری ماشین و هوش مصنوعی GIS.

Behzadi, S. Assistant Professor at the Department of Surveying Engineering, Faculty of Civil Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

✉ behzadi@sru.ac.ir



مژده مینائی دانشجوی دکتری سنجش از دور و GIS دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران می‌باشد. ایشان مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری و سنجش از دور و GIS به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۴ از دانشگاه علم و صنعت ایران - واحد اراک و دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران دریافت نمودند. فعالیت‌های پژوهشی اخیر وی در حوزه کاربرد GIS و سنجش از دور در مطالعات آب و فاضلاب و همچنین خدمات شهری می‌باشد. در حال ایشان بیش از ۲۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس‌های علمی ارائه نموده‌اند و همچنین در داوری دو کنفرانس علمی ملی فعالیت داشته‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: تحلیل‌های مکانی در حوزه‌های آب و فاضلاب، کاربردهای GIS در مطالعات آب‌های زیرزمینی و سیستم اطلاعات مکانی تحت وب.

Minaei, M. Ph.D. student at the Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

✉ majde.minaei@gmail.com



حسین آقامحمدی استادیار دانشکده مهندسی عمران دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران می‌باشد. وی تحصیلات مقاطع کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۲، ۱۳۸۵ و ۱۳۹۲ در رشته مهندسی عمران -

نقشه‌برداری در دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی تهران به پایان رساند. گرایش تخصصی وی در دوران تحصیلات تکمیلی، GIS بوده است. مقالات زیادی در نشریات معتبر فارسی و انگلیسی توسط ایشان به چاپ رسیده است. موضوعات مورد علاقه ایشان در تحقیقات عبارتند از: مکان‌یابی و تخصیص، تصمیم‌گیری چند معیاره مکانی، بهینه‌سازی و مدل‌سازی مکانی.

Aghamohammadi Zanjirabad, H. Assistant Professor at the Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of civil Engineering, Islamic Azad University -Science and Research Branch, Tehran, Iran

✉ aghamohammadi@srbiau.ac.ir

محمدحسن وحیدنیا استادیار مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS دانشگاه شهید بهشتی می‌باشند. ایشان مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری گرایش GIS به ترتیب

Citation (Vancouver): Minaei M, Aghamohammadi H, Vahidnia M.H, Neshat A.R, Behzadi S. [Modeling groundwater quality parameters using adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) (Case study of Markazi Province)]. *J. RS. GEOINF. RES.* 2026; 4(1): 135-152



<https://doi.org/10.22061/jrsg.2026.113229.1132>



COPYRIGHTS

© 2026 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)