



Analysis of Groundwater Salinity in the Caspian Sea Coasts Using Meta-Heuristic Algorithms

Ebrahim Nohani^{1,✉} | Hamidreza Babaali² | Reza Dehghani³

1. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Materials and Energy Research Center, Dez.C., Islamic Azad University, Dezful, Iran.
2. Associate Professor, Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Khorramabad branch, Khorramabad, Iran.
3. PhD in Water Sciences and Engineering, Department of Soil Conservation and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Khorramabad, Iran.

✉Corresponding Author: ebrahim.nohani@iau.ac.ir

Submit Date
17 October 2025

Revise Date
29 November 2025

Accept Date
6 December 2025

Keywords:

*Prediction,
Caspian Sea,
Groundwater Salinity,
Hybrid Modeling.*

Extended abstract

Introduction

Groundwater, as one of the most vital sources of fresh water on Earth, plays an irreplaceable role in supplying drinking water, as well as supporting agricultural and industrial activities. However, rapid population growth, climate change, and excessive exploitation have led to quantitative and qualitative degradation of this precious resource. One of the most important quality challenges in this regard is groundwater salinity, which may result from factors such as seawater intrusion, dissolution of saline formations, human activities, and geochemical changes. Excessive salinity makes water unsuitable for various uses -especially agriculture- and can lead to soil degradation and reduced crop productivity. Traditional methods for monitoring salinity are typically based on field sampling and laboratory analysis. Although accurate, these approaches are time-consuming, costly, and limited in spatial and temporal coverage. Such limitations highlight the existence of uncertainty and research gaps in conventional salinity estimation methods, as they are mostly unable to model complex and nonlinear relationships among hydrogeological parameters.

Cite this article: Nohani, E., Babaali, B. & Dehghani, R. (2025). Analysis of Groundwater Salinity in the Caspian Sea Coasts Using Meta-Heuristic Algorithms. *Journal of Aquifer and Qanat*, 6 (2), 25-40. DOI: <http://10.22077/jaaq.2025.10220.1131>.



Copyright: © 2025 by the authors. Licensee Journal of Aquifer and Qanat. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

In recent years, significant advances in artificial intelligence have turned machine learning models into powerful tools for solving complex problems in environmental sciences, including hydrology. Therefore, this study focuses on developing and applying advanced hybrid multi-algorithm machine learning models for the precise monitoring, prediction, and management of groundwater salinization in the Caspian Sea region.

Materials and Methods

This study was conducted to accurately model groundwater salinity levels in the coastal areas of the Caspian Sea. In the first step, groundwater quality data and statistics from monitoring wells were obtained from the Mazandaran Regional Water Company. Among the existing wells, only the Daryakenar observation well, which possessed a long statistical record (twenty years) and had no missing data, was selected as the primary sample for analysis. Salinity modeling was performed using a hybrid machine learning-based approach. Within this framework, the Support Vector Regression (SVR) model served as the principal predictive model. To enhance its performance, the model's tuning parameters were optimized and calibrated through three global search optimization algorithms: Wavelet Transform, innovative gunner Algorithm (AIG), and Particle Swarm Optimization (PSO). This combination resulted in three hybrid models—SVR–Wavelet, SVR–innovative gunner Algorithm, and SVR–Particle Swarm—in which the optimization algorithms were employed solely to accurately estimate the optimal parameters of the main predictive model. Finally, the results of the models were analyzed using standard performance evaluation metrics, including the Coefficient of Determination (R^2), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and the Nash–Sutcliffe Efficiency (NSE), and were presented comprehensively in the form of tables and figures.

Results and Discussion

The results revealed that all three hybrid models exhibited superior performance in structure No. 8 compared to other configurations, indicating that an increase in the number of influential parameters within Support Vector Regression–based hybrid models leads to enhanced model efficiency. Furthermore, the performance evaluation criteria demonstrated that the SVR–Wavelet hybrid model achieved the highest correlation coefficient (0.985), the lowest root mean square error (RMSE = 0.206 ds/m), the lowest mean absolute error (MAE = 0.105 ds/m), and the highest Nash–Sutcliffe efficiency (NSE = 0.990) during the validation stage, confirming its superior predictive capability. Overall, the findings highlight the remarkable superiority of the Wavelet optimization algorithm when integrated with the Support Vector Regression model. This hybrid structure not only substantially improved prediction accuracy but also enhanced the reliability and stability of the model. These outcomes underscore the strong potential of the proposed approach in reducing uncertainty and improving modeling efficiency compared with other examined techniques.

Conclusion

In this study, to accurately model groundwater salinity in the coastal zones of the Caspian Sea, the Support Vector Regression (SVR) model was employed in conjunction with three optimization algorithms: Wavelet, innovative gunner Algorithm (AIG), and Particle Swarm Optimization (PSO). For modeling purposes, the parameters bicarbonate (HCO_3), sodium (Na), total hardness (TH), total dissolved solids (TDS), magnesium (Mg), potassium (K), pH, and calcium (Ca) were used as input variables, while electrical conductivity (EC)—representing salinity—was considered the output variable. To construct the optimized hybrid SVR model, 80% of the data were used for training, and the remaining 20% were devoted to testing and validation. The findings, based on an evaluation of various scenarios containing different input parameter combinations, revealed that in all tested models, increasing the number of influential parameters led to improved performance in estimating groundwater salinity. Moreover, according to the

performance criteria, the SVR–Wavelet hybrid model exhibited higher accuracy and minimal error, outperforming the other proposed models. Overall, the results of this study demonstrate that artificial intelligence approaches based on Support Vector Regression models can effectively be employed to estimate groundwater quality using the available 20-year dataset, and that this methodology can be extended to other regions of the country for practical water resource management applications.



تحلیل شوری آب‌های زیرزمینی سواحل دریای خزر با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری

ابراهیم نوحانی^۱ ✉ | حمیدرضا باباعلی^۲ | رضا دهقانی^۳

۱. استادیار، گروه مهندسی عمران، مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران.
۲. دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خرم آباد، خرم آباد، ایران.
۳. دکترای علوم ومهندسی آب، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خرم آباد، ایران.

✉ نویسنده مسئول: Ebrahim.nohani@iau.ac.ir

چکیده

مدیریت پایدار منابع آب زیرزمینی در نواحی ساحلی، به‌ویژه در مقابله با پدیده نفوذ آب شور، مستلزم به‌کارگیری مدل‌های پیش‌بینی دقیق و قابل‌اعتماد است. این پژوهش به ارزیابی کارایی مدل‌های ترکیبی نوین مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان، که با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری شامل مویک، تفنگدار خلاق و ازدحام ذرات پارامترهای بهینه خود را تعیین کرده‌اند، در تخمین شوری آب در منطقه ساحلی دریای خزر می‌پردازد. داده‌های ورودی مدل شامل هشت پارامتر کیفی آب نظیر هیدروژن کربنات (HCO_3)، سدیم (Na)، سختی (TH)، مواد جامد محلول در آب (TDS)، منیزیم (Mg)، پتاسیم (K)، میزان اسیدی یا بازی بودن (PH) و کلسیم (Ca) بودند. این داده‌ها از یک مجموعه آماری بیست‌ساله (۱۳۸۲ تا ۱۴۰۲) استخراج شده و برای آموزش (۸۰٪) و آزمون (۲۰٪) مدل‌ها تقسیم شدند. عملکرد مدل‌ها با معیارهای ارزیابی استاندارد شامل ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف موردسنجش قرار گرفت. نتایج حاکی از آن است که سناریوهای ترکیبی پارامتری منجر به ارتقاء قابل‌ملاحظه دقت مدل‌سازی در مقایسه با مدل‌های پایه شد. به‌طور خاص، مدل رگرسیون بردار پشتیبان - مویک بهترین عملکرد را در مرحله صحت‌سنجی از خود نشان داد، مدل رگرسیون بردار پشتیبان-مویک دارای ضریب همبستگی ۰/۹۸۵، ریشه میانگین مربعات خطا ۲۰۶/۰ (ds/m)، میانگین قدر مطلق خطا ۱۰۵/۰ (ds/m) و ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۹۰ در مرحله صحت‌سنجی برخوردار است. افزون بر این، تحلیل حساسیت تأیید کرد که پارامترهای مواد جامد محلول (TDS) و سختی کل (TH) بیشترین تأثیرگذاری را بر دقت تخمین شوری دارند. این مطالعه کارایی رویکرد ترکیبی رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های فراابتکاری را به‌عنوان ابزاری دقیق و قابل‌اعتماد برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی پایدار در منابع آب زیرزمینی مناطق ساحلی تأیید می‌نماید.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۱۵

کلیدواژه‌ها:

پیش‌بینی،
دریای خزر،
شوری آب زیرزمینی،
مدل‌سازی هیبریدی.

مقدمه

آب زیرزمینی، به‌عنوان یکی از حیاتی‌ترین منابع آب شیرین در جهان، نقش بی‌بدیلی در تأمین آب شرب، کشاورزی و صنعتی ایفا می‌کند. با این حال، افزایش روزافزون جمعیت، تغییرات اقلیمی و بهره‌برداری بی‌رویه، منجر به کاهش کمی و کیفی این منبع گران‌بها شده است (Asadi et al., 2020). یکی از مهم‌ترین چالش‌های کیفی در این زمینه، شوری آب زیرزمینی است که می‌تواند ناشی از عواملی مانند نفوذ آب‌شور دریا، فرسایش سازندهای نمکی، فعالیت‌های انسانی و تغییرات ژئوشیمیایی باشد. شوری بیش‌ازحد، آب را برای مصارف مختلف، به‌ویژه کشاورزی، نامناسب ساخته و می‌تواند موجب تخریب خاک و کاهش بهره‌وری محصولات شود (Ibrahim et al., 2023). از این رو، اهمیت پایش و تخمین دقیق شوری آب زیرزمینی نه تنها از دیدگاه زیست‌محیطی بلکه از نظر اقتصادی و اجتماعی نیز بسیار بالاست؛ زیرا شور شدن منابع زیرزمینی می‌تواند امنیت غذایی، پایداری اکوسیستم‌ها و معیشت جوامع محلی را تحت تأثیر قرار دهد. روش‌های سنتی پایش شوری، معمولاً مبتنی بر نمونه‌برداری میدانی و تحلیل آزمایشگاهی هستند که اگرچه دقیق‌اند، اما زمان‌بر، پرهزینه و دارای محدودیت‌های مکانی و زمانی می‌باشند (Norouzi et al., 2023). این محدودیت‌ها نشان‌دهنده وجود عدم قطعیت و خلأ پژوهشی در روش‌های متداول تخمین شوری هستند، زیرا این روش‌ها عمدتاً قادر به شبیه‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان پارامترهای هیدروژئولوژیکی نیستند. در سال‌های اخیر، با پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه‌ی هوش مصنوعی، مدل‌های یادگیری ماشین به ابزاری قدرتمند برای حل مسائل پیچیده در علوم محیطی، از جمله هیدرولوژی، تبدیل شده‌اند. این مدل‌ها قادرند الگوهای غیرخطی میان متغیرهای مختلف را شناسایی کرده و با استفاده از

داده‌های موجود، پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه دهند. در این راستا، مدل‌های هیبریدی یادگیری ماشین به‌عنوان یک رویکرد پیشرفته، توجه بسیاری را به خود جلب کرده‌اند. این مدل‌ها با ترکیب نقاط قوت دو یا چند الگوریتم یادگیری ماشین (یا ترکیب الگوریتم‌های آماری و فیزیکی)، سعی در رفع محدودیت‌های مدل‌های منفرد و بهبود دقت پیش‌بینی دارند. در سال‌های اخیر، این مدل‌ها به دلیل ماهیت غیرخطی و پیچیده مسائل کیفی هیدروژئولوژی، در زمینه پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند (Boluda-Botella et al., 2008; Crestani et al., 2019; Guo et al., 2019; Rajaei et al., 2019; Robinson et al., 2018; Yadav et al., 2018; Yousefi et al., 2020; Yu et al., 2019; Nohani et al., 2024; Babaali et al., 2024).

چن و ژانگ (Chen and Zhang, 2021) در مطالعه‌ای، شوری آب‌های زیرزمینی را با استفاده از مدل ترکیبی رگرسیون بردار پشتیبان و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در دشت شمال چین بررسی کردند. آن‌ها از داده‌های کیفی ۱۲۰ چاه پیژومتری استفاده نمودند و نتایج نشان داد مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات، نسبت به مدل منفرد نه تنها بر مشکل همگرایی زودرس غلبه کرد، بلکه برآوردی پایدار و دقیق‌تر را نسبت به روش‌های سنتی ارائه داد.

آندرسون و همکاران (Anderson et al., 2022) نیز چارچوب هیبریدی جدیدی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک را برای پیش‌بینی شوری آب‌های زیرزمینی در مناطق ساحلی استرالیا توسعه دادند و نتایج تحقیق آنان نشان‌دهنده توانایی بالای مدل پیشنهادی در شناسایی الگوهای پیچیده شوری و تعامل آب‌شور و شیرین بود.

یاماموتو و همکاران (Yamamoto et al., 2023) عملکرد چندین الگوریتم بهینه‌سازی شامل اکوسیستم مصنوعی، گرگ خاکستری و فاخته را برای بهینه‌سازی پارامترهای

آب شیرین زیرزمینی شده است. این امر، نه تنها بقای اکوسیستم‌های حساس ساحلی و تالاب‌های با ارزش بین‌المللی را به خطر می‌اندازد، بلکه با کاهش کیفیت آب، معیشت میلیون‌ها نفر از ساکنان منطقه را که وابستگی شدیدی به این منابع دارند، تحت تأثیر قرار داده و می‌تواند پیامدهای اقتصادی-اجتماعی گسترده‌ای از جمله کاهش محصولات کشاورزی، افزایش هزینه‌های تصفیه آب و مهاجرت اجباری را در پی داشته باشد. بنابراین، نوآوری این پژوهش در توسعه و به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین هیبریدی چند الگوریتمی برای پایش پیش‌بینی و مدیریت دقیق پدیده شور شدن آب زیرزمینی در منطقه‌ی دریای خزر نهفته است. این رویکرد می‌تواند به تصمیم‌گیرندگان در اتخاذ استراتژی‌های مؤثر برای حفاظت از این منابع حیاتی و تضمین پایداری منطقه کمک شایانی نماید.

مواد و روش

معرفی منطقه مورد مطالعه

- منطقه ساحلی بابلسر در استان مازندران، تحت تأثیر مستقیم شرایط جغرافیایی منحصربه‌فرد دریای خزر و رشته‌کوه البرز قرار دارد. این ناحیه از مختصات جغرافیایی تقریبی سی و شش درجه و چهل و دو دقیقه شمالی و پنجاه و دو درجه و سی و نه دقیقه شرقی برخوردار است و به دلیل مجاورت با دریا و واقع شدن در دشت ساحلی، از آب‌وهوای معتدل مرطوب با بارش سالانه قابل توجه (بالای ۸۰۰ میلی‌متر) بهره‌مند است. این بارش‌ها که عمدتاً ناشی از سامانه‌های بارشی خزری و شمالی است، به‌عنوان منبع اصلی تغذیه آبخوان‌های ساحلی عمل می‌کند. با این حال، کیفیت آب زیرزمینی در این نواحی به دلیل نزدیکی به دریا و نفوذ آب‌شور، در معرض تهدید جدی قرار دارد. سطح ایستایی در این آبخوان‌ها معمولاً بالا و در عمق کمی از سطح زمین قرار دارد، اما به دلیل پمپاژ بی‌رویه و کاهش سطح آب زیرزمینی، پدیده پیشروی آب‌شور به یک چالش زیست‌محیطی مهم تبدیل شده است. این مسئله باعث افزایش شوری (EC) و غلظت یون‌های کلرید و

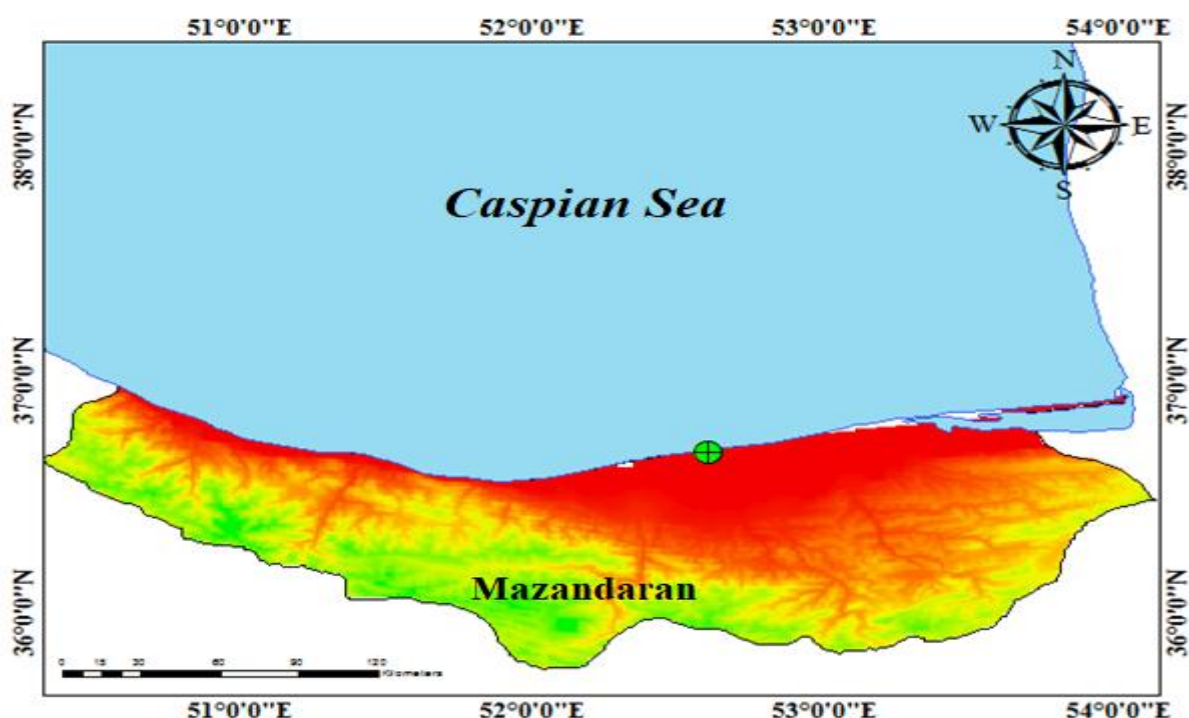
مدل رگرسیون بردار پشتیبان در تخمین شوری آب‌های زیرزمینی مقایسه کردند؛ نتایج نشان داد الگوریتم اکوسیستم مصنوعی با افزایش دقت پیش‌بینی مدل هیبریدی و کاهش زمان محاسبات، عملکرد بهتری داشت. روی و همکاران (Roy et al., 2025) نیز در پژوهشی برای پیش‌بینی میزان شوری رودخانه کریشنا در هند از مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین استفاده کردند؛ نتایج حاکی از آن بود که مدل رگرسیون بردار پشتیبان نسبت به مدل‌های آماری عملکرد بهتری دارد.

بنابراین مدل‌های هوش مصنوعی، از جمله رگرسیون بردار پشتیبان، می‌توانند به‌عنوان ابزارهایی کارآمد در برآورد کیفیت آب زیرزمینی از جمله شوری مورد استفاده قرار گیرند. در سال‌های گذشته، پژوهش‌های متعددی در زمینه‌ی استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان منفرد برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی انجام شده است و نتایج نشان‌دهنده‌ی کاهش نسبی دقت مدل بوده‌اند (Rajae et al., 2022). از این رو، امروزه برای افزایش دقت و کاهش خطا، ترکیب رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌ساز به‌عنوان راهکاری مناسب جهت پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی معرفی شده است (Jalalkamali and Jalalkamali, 2018).

در این پژوهش نیز، از مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-موجک، رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق و رگرسیون بردار پشتیبان-زدحام ذرات جهت مدل‌سازی میزان شوری آب زیرزمینی نواحی ساحلی دریای خزر استفاده شد. دریای خزر، به‌عنوان بزرگ‌ترین پهنه آبی محصور جهان، با نوسانات تراز آبی قابل توجه، به‌طور مستقیم بر تعادل هیدرولوژیکی آبخوان‌های مجاور خود تأثیر می‌گذارد. این نوسانات، همراه با تشدید پدیده پیشروی کوه نمکی ناشی از برداشت بی‌رویه آب زیرزمینی برای مصارف کشاورزی، شهری و صنعتی در مناطق پرجمعیت حاشیه خزر، منجر به شور شدن فزاینده منابع

تحت تأثیر قرار داده است. در شکل زیر منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است.

سدیم در آب‌های زیرزمینی مناطق نزدیک به ساحل شده و کیفیت آب را برای مصارف کشاورزی و شرب به شدت



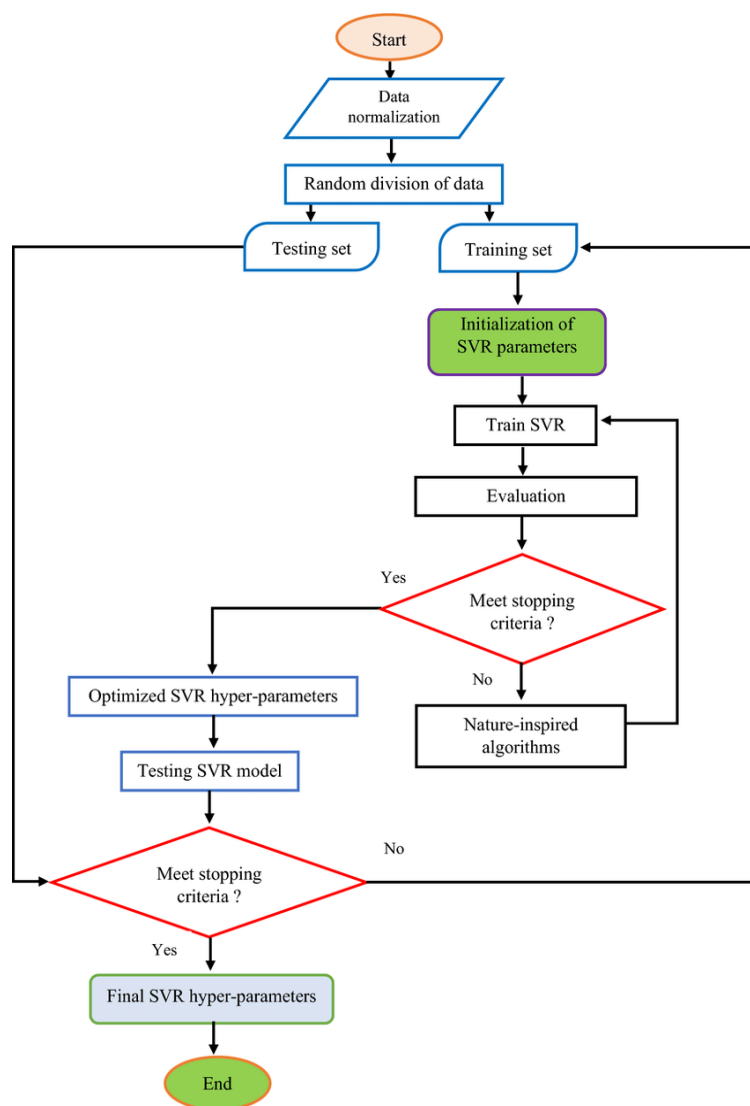
شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

Fig 1. Location of The Study Area

روش کار:

ترکیبی (رگرسیون بردار پشتیبان-موجک، رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق، و رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات) را شکل می‌دهد که در آن، نقش الگوریتم‌های جستجو، صرفاً برآورد دقیق پارامترهای بهینه برای مدل اصلی است. در نهایت، نتایج مدل‌ها با استفاده از معیارهای استاندارد ارزیابی عملکرد، نظیر ضریب تعیین، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف، تحلیل و در قالب جداول و اشکال تشریح می‌شود. علاوه بر این، جهت اثبات برتری پژوهش حاضر، در بخش بحث، عملکرد بهترین مدل پیشنهادی به صورت کمی با نتایج حاصل از پژوهش‌های پیشین در این زمینه مقایسه و ارائه خواهد شد. نمودار گردشی کلی مراحل تحقیق در شکل زیر نمایش داده شده است.

این پژوهش باهدف مدل‌سازی دقیق میزان شوری آب‌های زیرزمینی در پهنه‌های ساحلی دریای خزر به انجام رسید. در گام نخست، آمار و اطلاعات کیفیت مربوط به چاه‌های مشاهده‌ای از شرکت آب منطقه‌ای استان مازندران دریافت شد. در میان چاه‌های موجود، تنها چاه مشاهده‌ای دریاکنار که دارای طول دوره آماری طولانی (بیست سال) و فاقد داده گمشده بود، به‌عنوان نمونه اصلی انتخاب گردید. مدل‌سازی شوری با اتخاذ رویکرد مدل‌های ترکیبی مبتنی بر یادگیری ماشین انجام پذیرفت. در این ساختار، مدل رگرسیون بردار پشتیبان به‌عنوان مدل اصلی پیش‌بینی به کار گرفته شد. جهت بهبود عملکرد این مدل، پارامترهای تنظیم آن به‌وسیله سه الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کل تنظیم و کالیبره شدند: تبدیل موجکی، الگوریتم تفنگدار خلاق و الگوریتم ازدحام ذرات. این ترکیب، سه مدل



شکل ۲. نمودار گردش تحقیق

Fig 2. Research Flowchart

که در ساختار مدل رگرسیون بردار پشتیبان صورت زیر می‌باشد (Vapnik.,1998).

$$f(x)=W^T.\phi(x)+b \quad (1)$$

$$y=f(x)+noise \quad (2)$$

رگرسیون بردار پشتیبان همانند مدل‌های هوش مصنوعی دارای توابع محرکی بوده که کرنل نام دارند این کرنل‌ها شامل کرنل چندجمله‌ای و کرنل توابع پایه شعاعی و کرنل خطی می‌باشند و مطابق روابط زیر برآورد می‌شوند (Vapnik and Chervonenkis.,1991; Basak et al.,2007). در این پژوهش نیز از این سه تابع کرنل

رگرسیون بردار پشتیبان

رگرسیون بردار پشتیبان یکی از روش‌های هوش مصنوعی می‌باشد که بر مبنای تئوری بهینه‌سازی و از قانون کمینه‌سازی خطا پیروی می‌نماید که این امر سبب می‌گردد به یک جواب بهینه کلی منجر شود (Vapnik., 1995). در مدل رگرسیون SVR که شامل تابعی است با متغیرهای وابسته Y می‌باشد که این متغیر وابسته از چند متغیر مستقل X و مقداری خطا تشکیل شده است. همانطور که در مسائل رگرسیون مشاهده می‌شود میان متغیر وابسته و مستقل رابطه جبری مانند زیر وجود دارد

شدیداً میرا هستند. بر اساس این ویژگی مهم تبدیل موجک، می‌توان سری‌های زمانی نامانا و گذرا را به‌صورت موضعی مورد تجزیه و تحلیل قرارداد. (Shin et al, 2005)

الگوریتم تفنگدار خلاق

الگوریتم تفنگدار خلاق (AIG) یکی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری بسیار جدید است که توسط پیچارسکی و کاسجو ارائه شد (Pijarski and Kacejko., 2019). با توجه به ساختار بسیار پر قدرت و نیرومند این الگوریتم، پیش‌بینی می‌شود که در آینده با موفقیت و بصورت چشمگیری در زمینه‌های مختلف علمی و فناوری مورد استفاده قرار گیرد. این الگوریتم دارای کارایی و سرعت بالا در زمینه‌های حل کارهای مختلف بهینه‌سازی (مثل زمینه مکانیک و عملکردهای ریاضی بنچمارک) می‌باشد. سرعت همگرایی بالا و قابلیت پیدا کردن جواب بهینه در کمترین زمان و با کمترین هزینه و با دقت بسیار بالا از جمله مزیت‌های این الگوریتم می‌باشد. همچنین این الگوریتم به خاطر استفاده از بردارهای جواب، بر مبنای روش‌های هوش ازدحامی، اکتشاف بسیار زیادی در فضای جستجو انجام می‌دهد و این امر دریافتن جواب بهینه و همگرایی کمک شایانی می‌کند. الگوریتم تفنگدار خلاق راه‌حل‌ها و جواب‌های گوناگونی را به دست می‌آورد که دارای کارایی بسیار بالا در اجتناب از جواب‌های بهینه محلی دارد (گیر افتادن در جواب‌های بهینه محلی). از این الگوریتم می‌توان بصورت حیرت‌آوری برای حل توابع هدف با اشکال مختلف و تابع چندبعدی مختلف به کار رود. پیش‌بینی می‌شود که نتایج به دست آمده از این مدل، کارایی رقابتی و بالاتری در برابر سایر روش‌های شناخته شده هوش ازدحامی (از قبیل الگوریتم ژنتیک- ازدحام ذرات-ملخ- میگو و غیره) داشته باشد. در شکل زیر نمودار گردشی الگوریتم نشان داده شده است.

استفاده شد. همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان در نرم‌افزار متلب کد نویسی شد.

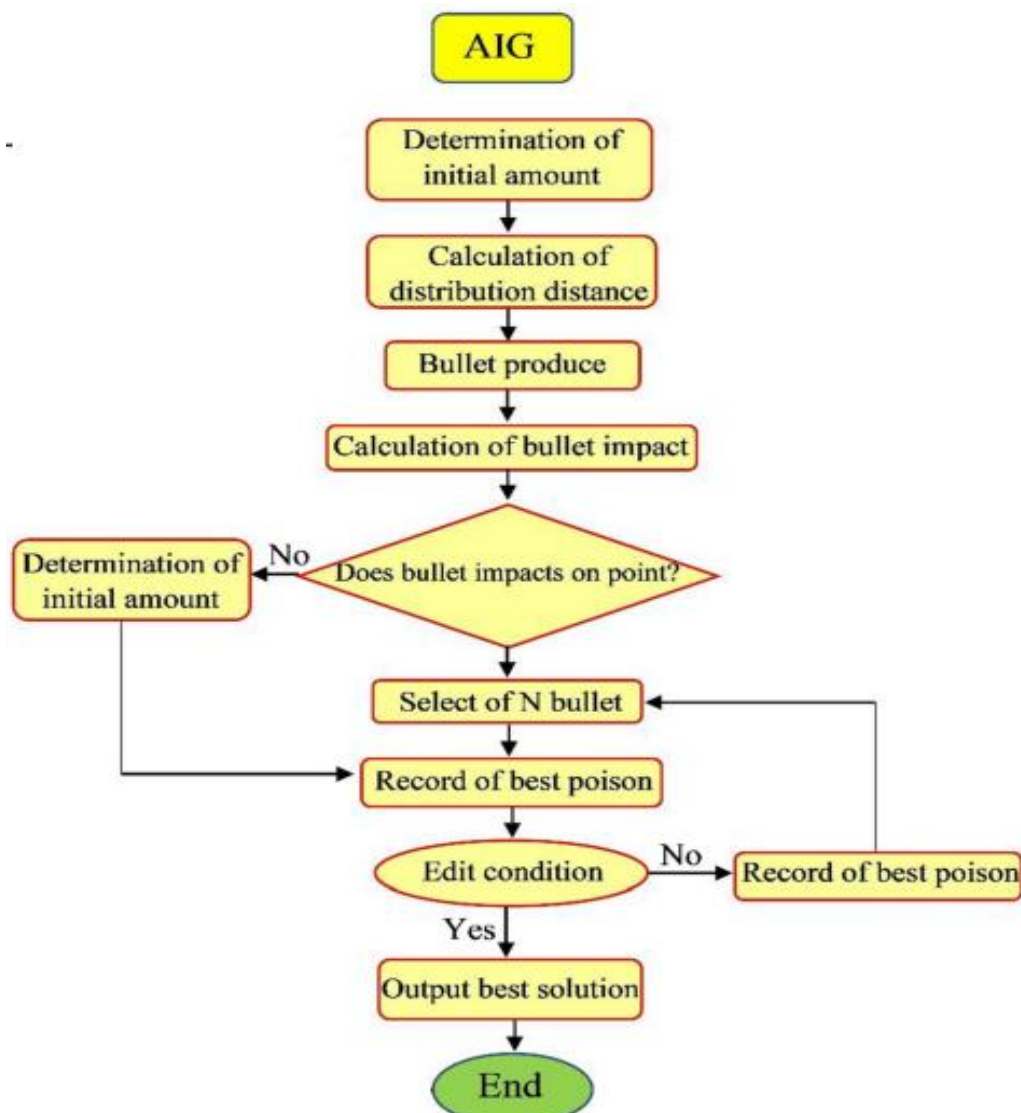
$$k(x, x_j) = (t + x_i \cdot x_j)^d \quad (3)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left\{\frac{f_0}{2\sigma^2}\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right)\right\} \quad (4)$$

$$k(x, x_i) = x_i \cdot x_i \quad (5)$$

تبدیل موجک

تبدیل موجک به عنوان روشی جایگزین برای تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه ارائه شده است و هدف از ارائه‌ی آن، غلبه بر مشکلات مربوط به قدرت تفکیک پذیری فرکانس در تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه است. در تبدیل موجک همانند تبدیل فوری‌ی زمان کوتاه، سیگنال مورد نظر به پنجره‌هایی تقسیم شده و تبدیل موجک بر روی هر کدام از این پنجره‌ها به صورت جداگانه انجام می‌گیرد. اما مهم‌ترین تفاوت آن‌ها در این است که در تبدیل موجک علاوه بر اینکه قدرت تفکیک فرکانس‌های یک سیگنال یا طول پنجره، متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند، هم‌زمان عرض پنجره یا مقیاس فرکانس نیز متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند. به عبارت دیگر، در تبدیل موجک به جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان - مقیاس است. بر همین اساس با استفاده از تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا سیگنال منبسط شده و جزئیات سیگنال قابل تجزیه و تحلیل است و در مقیاس‌های پایین سیگنال منقبض شده و کلیات سیگنال قابل بررسی می‌باشد (Wang et al, 2000). یک موجک به معنای موج کوچک، بخشی یا پنجره‌ای از سیگنال اصلی است که انرژی آن در زمان متمرکز شده است. با استفاده از تبدیل یا آنالیز موجک می‌توان یک سیگنال یا سری زمانی مادر را به موجک‌هایی با سطح تفکیک و مقیاس‌های مختلف تجزیه کرد. بنابراین موجک‌ها نمونه‌های انتقال یافته و تفکیک شده سیگنال مادر هستند که نوساناتی در یک طول متناهی داشته و



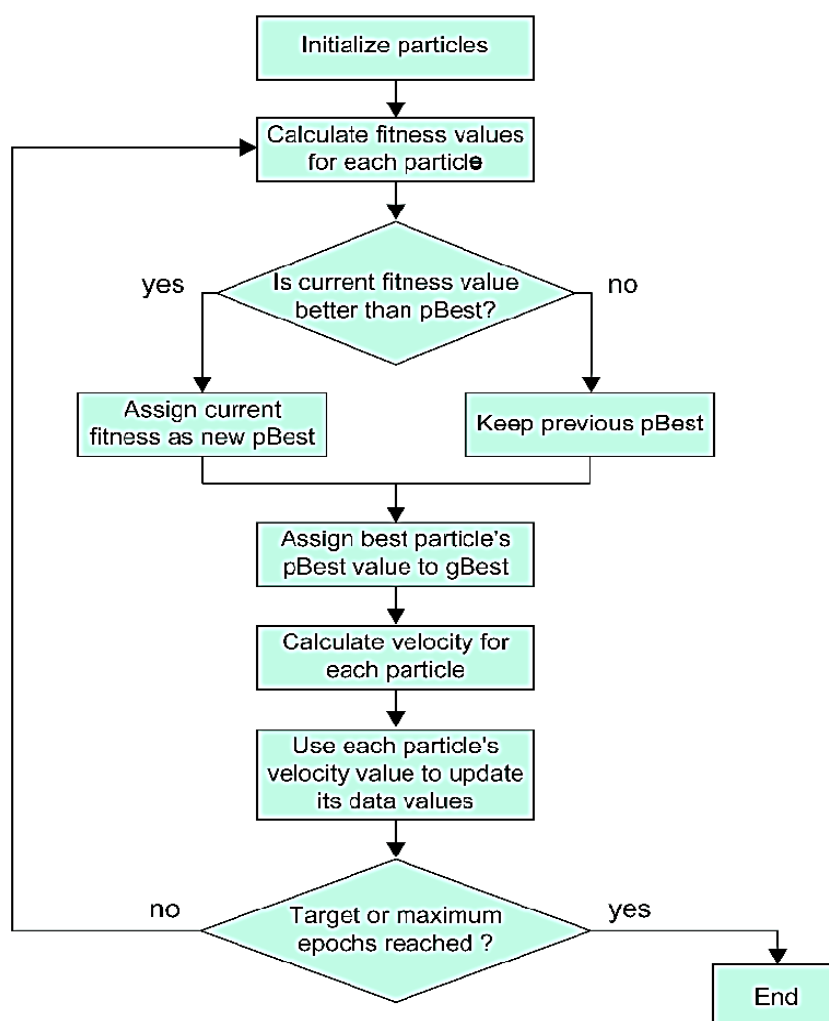
شکل ۳. نمودار گردش الگوریتم تفنگدار خلاق

Fig 3. Flowchart of The Innovative Gunner Algorithm

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک الگوریتم فراابتکاری است که اولین بار توسط کندی و ابرهارت (۱۹۹۵) معرفی شد (Eberhart and Kennedy, 1995). این پژوهشگران ابتدا به بررسی هوش محاسباتی بر اساس روابط اجتماعی پرداختند سپس این مطالعات را بر روی گروه‌هایی از حیوانات و انسان‌ها انجام دادند و در نهایت این الگوریتم از ماهیت رفتار پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفت. این الگوریتم از رفتار دسته‌جمعی گروهی از پرندگان یا ماهی‌ها الهام می‌گیرد. این الگوریتم نیز همانند سایر الگوریتم‌های

بهینه‌ساز، گروهی از پرندگان و ماهی‌ها مناسب‌ترین مسیر جهت رسیدن به لانه و غذا بدون ممانعت در حرکت ذرات دیگر می‌یابند. مراحل این الگوریتم در این پژوهش بگونه ای است که ابتدا جمعیت اولیه تولید شده و بردارهای سرعت ذره در ابتدا صفر و بردار مکان بصورت تصادفی انتخاب می‌شود. در مرحله بعد ارزیابی ارزش ذره صورت گرفته و سپس بهترین موقعیت فردی و سرعت ذره بروز می‌شود (Shrivatava et al., 2015). نمودار گردش این الگوریتم در شکل زیر قابل مشاهده است.



شکل ۴. نمودار گردش الگوریتم ازدحام ذرات

Fig 4. Flowchart of The Particle Swarm Algorithm

معیار ارزیابی

در این پژوهش جهت ارزیابی مدل‌های موردبررسی به‌منظور مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی از شاخص‌های ارزیابی زیر استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad 1 \leq R \leq 1 \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (8)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{y})^2} \quad \infty \leq NS \leq 1 \quad (9)$$

در روابط بالا، R ضریب همبستگی، RMSE ریشه میانگین مربعات خطا برحسب NS am معیار نش-سانتکیف، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی i ام، N تعداد گام‌های زمانی، $\bar{x}$ و $\bar{y}$ نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی - محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت مقایسه و تحلیل بیشتر استفاده می‌گردد.

نتایج و بحث

در این پژوهش، به‌منظور مدل‌سازی دقیق میزان شوری آب‌های زیرزمینی در نواحی ساحلی دریای خزر، از مدل

بهرتر سازوکار حاکم بر آن منجر شده و عملکرد مدل را بهبود می‌بخشد. لذا در سناریوسازی برای تخمین شوری، تلاش گردید تا مؤثرترین داده‌های مشاهده‌ای به‌عنوان داده‌های آموزشی انتخاب شوند (Dehghani et al., 2020). بدین منظور، ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای ورودی به‌منظور دستیابی به مدل بهینه برای تخمین میزان سختی آب زیرزمینی استفاده شد که جزئیات آن در جدول ۲ آمده است.

به‌منظور مدل‌سازی میزان شوری آب زیرزمینی نواحی ساحلی دریای خزر، از مدل رگرسیون بردار پشتیبان همراه با الگوریتم‌های موجک، تفنگدار خلاق و ازدحام ذرات استفاده گردید. همچنین در مدل رگرسیون بردار پشتیبان از توابع محرکی که هسته (کرنل) نام دارند، بهره گرفته شد. این توابع شامل توابع پایه شعاعی، چندضلعی و خطی می‌باشد که در این پژوهش موردبررسی قرار گرفتند. در سال‌های اخیر، به دلیل آنکه در مدل رگرسیون بردار پشتیبان، مقادیر پارامترهای تنظیم توابع هسته به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردند، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت افزایش دقت و کاهش خطای مدل استفاده شده است (Dehghani and Torabi, 2021; Nohani et al., 2025). در این پژوهش نیز به‌منظور افزایش کارایی مدل، از الگوریتم‌های موجکی، تفنگدار خلاق و ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی مقادیر پارامترهای تنظیم استفاده شد. نتایج برآورد پارامترهای تنظیم توسط الگوریتم‌های مختلف در جدول ۳ نشان داده شده است. در این پژوهش، پس از ورود اطلاعات پارامترهای ورودی به مدل و بهینه‌سازی پارامترهای تنظیم، ساختار مدل ترکیبی (هیبریدی) شکل گرفته و منجر به پاسخ محاسباتی مدل می‌شود. از آنجاکه معیار توقف در آموزش مدل‌های هوش مصنوعی، میزان خطا است، بنابراین مدل در کمترین میزان خطا متوقف و خروجی حاصل می‌گردد. جدول ۴ میزان خطای ساختار ترکیبی ورودی به مدل‌ها را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، هر سه

رگرسیون بردار پشتیبان با بهره‌گیری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی موجک، تفنگدار خلاق و ازدحام ذرات استفاده شد. پارامترهای ورودی مدل شامل هیدروژن کربنات (HCO_3)، سدیم (Na)، سختی (TH)، مواد جامد محلول در آب (TDS)، منیزیم (Mg)، پتاسیم (K)، میزان اسیدی یا بازی بودن (PH) و کلسیم (Ca) بودند و شوری آب (EC) به‌عنوان پارامتر خروجی هدف تعیین گردید. این داده‌ها برای چاه مشاهده‌ای دریاکنار واقع در نوار ساحلی دریای خزر، در بازه زمانی ماهانه (سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۴۰۲)، به کار گرفته شدند. هدف کلی از به‌کارگیری مدل‌های هوشمند، تبیین ارتباط میان متغیرهایی است که کشف پیچیدگی‌های ذاتی و عدم قطعیت بالای آن‌ها در طبیعت دشوار است. میزان شوری آب زیرزمینی یکی از مهم‌ترین پارامترهای هیدرولوژیکی کیفیت آب به شمار می‌رود که تخمین دقیق آن برای دوره‌های زمانی آینده اهمیت حیاتی دارد. به همین منظور، روش‌های ذکرشده برای کاهش خطا و برآورد دقیق میزان شوری با استفاده از کمترین تعداد پارامترهای ورودی به کار گرفته شدند؛ روشی که به‌مراتب عملکرد بهتری نسبت به روش‌های تقریبی سنتی ارائه می‌دهد. هدف اصلی این تحقیق، درک این پیچیدگی‌های طبیعی میان پارامترهای ژئوهیدرولوژی و ارائه یک مدل پیش‌بین قوی است؛ و از آنجاکه میزان شوری آب زیرزمینی بالاترین اهمیت را در میان متغیرها دارا است، این پارامتر به‌عنوان متغیر هدف (خروجی) انتخاب گردید. ویژگی‌های آماری پارامترهای مورد استفاده در جدول ۱ ارائه شده است. لازم به ذکر است که جهت آموزش مدل، ۸۰ درصد از داده‌ها و برای آزمون (تست)، ۲۰ درصد باقیمانده به‌صورت تصادفی انتخاب شدند، به‌نحوی که دامنه وسیعی از انواع داده‌ها پوشش داده شود (Nagy et al., 2002; Kisi et al., 2006). یکی از مراحل بسیار مهم در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. در مدل‌های هوشمند، انتخاب ورودی‌های اولیه مناسب و تأثیرگذار بر پدیده، به درک

مدل در ساختار ترکیبی شماره ۸ از عملکرد بهتری نسبت به سایر ساختارها برخوردار هستند و افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در مدل‌های ترکیبی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان منجر به افزایش کارایی مدل می‌شود. بر این اساس، نتایج ساختار ترکیبی شماره ۸ در تخمین میزان شوری در جدول ۵ ارائه گردید.

همان‌طور که در جدول ۵ مشخص است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک با بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۸۵، کمترین ریشه میانگین مربعات 206/0 (ds/m)، کمترین میانگین قدر مطلق خطا 105/0 (ds/m) و بیشترین ضریب نش سائکلیف ۰/۹۹۰ در مرحله صحت سنجی عملکرد بهتری از خود نشان داده است.

در شکل ۴ نمودار سری زمانی مقادیر مشاهداتی و محاسباتی نشان داده شده است همان‌طور که مشاهده می‌گردد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق و رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات در تخمین اکثر نقاط از جمله مینیمم، ماکزیمم و میانی دقت قابل قبولی از خود نشان داده است همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق نیز از عملکرد مناسبی در تخمین اکثر نقاط برخوردار است اما مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات در تخمین مقادیر میانی عملکرد نسبتاً مطلوبی داشته است و در تخمین مقادیر مینیمم و ماکزیمم ضعیف عمل نموده است.

در شکل ۵ نمودار جعبه‌ای مدل‌های موردبررسی نشان داده شده است مدل‌های مقایسه شده شامل داده‌های مشاهداتی به عنوان مرجع، و سه مدل هیبریدی بر مبنای رگرسیون بردار پشتیبان هستند که با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف شامل بهینه‌سازی ازدحام ذرات، یک الگوریتم تفنگدار خلاق و موجک ترکیب شده‌اند. مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک به‌طور واضحی بهترین عملکرد را در بین مدل‌های مقایسه شده نشان می‌دهد. این مدل دارای پایین‌ترین مقدار میانه، کوچک‌ترین

محدوده بین چارکی (عرض جعبه) و کمترین پراکندگی داده‌ها (فاصله بین خطوط حداقل و حداکثر) است. این ویژگی‌ها نشان‌دهنده دقت بالا و پایداری قابل توجه این مدل در پیش‌بینی است. در مقابل، مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات دارای بالاترین میانه و بیشترین پراکندگی است که نشان از خطای سیستماتیک و ناپایداری دارد. مدل رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق نیز از نظر میانه و پراکندگی در موقعیت بهتری نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات قرار دارد.

به‌طور کلی، نتایج حاکی از برتری چشمگیر الگوریتم بهینه‌سازی موجک در ترکیب با مدل رگرسیون بردار پشتیبان است. این مدل نه تنها دقت پیش‌بینی را به‌طور فراوانی افزایش داده، بلکه قابلیت اطمینان و پایداری مدل را نیز بهینه کرده است. این امر نشان‌دهنده توانایی بالای این روش در کاهش عدم قطعیت و بهبود کارایی مدل‌سازی در مقایسه با سایر روش‌های موردبررسی است. همچنین در شکل ۶ نمودار تیلور مدل‌های موردبررسی قابل مشاهده است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک از عملکرد بهتری برخوردار است زیرا انحراف معیار پیش‌بینی شده میزان شوری آب زیرزمینی نزدیک‌ترین فاصله به انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی را دارد و ضریب همبستگی نیز بالاترین میزان را نشان می‌دهد.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک با دارا بودن کمترین انحراف معیار و نزدیک‌ترین فاصله به نقطه مرجع (داده‌های مشاهداتی)، به‌وضوح بهترین عملکرد را در بین مدل‌های مورد مقایسه نشان می‌دهد. این موضوع نشان‌دهنده دقت بالا و توانایی این مدل در شبیه‌سازی پارامترهای هدف است. در مقابل، مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات دارای بیشترین انحراف معیار و دورترین فاصله از نقطه مرجع است که نشان‌دهنده ضعف آن در پیش‌بینی دقیق می‌باشد. مدل رگرسیون بردار پشتیبان-تفنگدار خلاق نیز اگرچه عملکرد بهتری نسبت

در محدوده ۰/۲۲ تا ۰/۱۷ را اعلام نمودند. در مقایسه با این نتایج، مدل‌های حاضر در این تحقیق توانستند با کاهش حدود ۲۰ درصد خطا و افزایش قابل‌توجه ضریب تعیین، عملکرد دقیق‌تری در منطقه‌ی ساحلی دریای خزر نشان دهند. به‌طور کلی پیشنهاد می‌شود از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-موجک و تفنگدار خلاق به‌عنوان مدلی با خطای ناچیز برای حل مسائل غیرخطی با ابعاد بزرگ با سرعت مناسب در همگرایی به سمت یک جواب بهینه استفاده شود (Dehghani and Chamanpira., 2025). همچنین می‌توان به‌عنوان راهکاری نوین در پیش‌بینی کیفیت آب‌های زیرزمینی منظور اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب برای بهبود منابع آبی، آماده‌سازی زمین و سرمایه‌گذاری اقتصادی، تولید محصولات آبرزی دانست.

به مدل ازدحام ذرات نشان می‌دهد، اما همچنان از نظر دقت و انحراف معیار در سطح پایین‌تری نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک قرار دارد. مقایسه نتایج حاصل از این پژوهش با مطالعات پیشین نیز مؤید کارایی بیشتر مدل‌های هیبریدی پیشنهادی در تخمین شوری آب زیرزمینی می‌باشد. برای مثال، چن و ژانگ (Chen and Zhang (۲۰۲۱) با استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات در دشت شمال چین به میزان R^2 معادل ۰/۸۵ دست یافتند؛ درحالی‌که اندرسون و همکاران (Anderson et al (۲۰۲۲) در مطالعه خود با مدل SVM- GA مقدار R^2 برابر ۰/۸۸ گزارش کردند. همچنین یاماموتو و همکاران (Yamamoto et al (۲۰۲۳) برای مدل‌های مختلف مبتنی بر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مقدار RMSE

جدول ۱. مشخصات آماری پارامترهای کیفی موردبررسی

Table 1 - Statistical Characteristics of The Qualitative Parameters Under Study

پارامتر Parameter	آموزش Training			آزمون Testing		
	مینیمم	میانگین	ماکزیمم	مینیمم	میانگین	ماکزیمم
	Minimum	Mean	Maximum	Minimum	Mean	Maximum
Ca	1.2	5.09	9.2	1.2	4.43	9.2
Mg	1.2	3.67	9.3	1.2	3.39	9.3
Na	0.42	5.52	20.3	0.42	4.45	18.88
K	0.04	0.11	0.32	0.03	0.11	0.53
PH	6.8	7.47	8.4	6.8	7.59	8.3
TH	160	439.10	925	0	380.70	925
TDS	482	1221.82	9010	422	875.50	2272
HCO3	3.2	7.05	17.5	3.2	6.63	9.8
EC	720	1573.59	3500	610	1355.50	3500

جدول ۲. ترکیبات ورودی مدل‌های موردبررسی

Table 2 - Input Combinations of The Models Under Study

شماره Number	ورودی Input	خروجی Output
1	Ca(t)	EC(t)
2	Ca(t), Mg(t)	EC(t)
3	Ca(t), Mg(t), Na(t)	EC(t)
4	Ca(t), Mg(t), Na(t), K(t)	EC(t)
5	Ca(t), Mg(t), Na(t), K(t), PH(t)	EC(t)
6	Ca(t), Mg(t), Na(t), K(t), PH(t), TH(t)	EC(t)
7	Ca(t), Mg(t), Na(t), K(t), PH(t), TH(t), TDS(t)	EC(t)
8	Ca(t), Mg(t), Na(t), K(t), PH(t), TH(t), TDS(t), HCO3(t)	EC(t)

جدول ۳. مقادیر بهینه پارامترهای تنظیم مدل رگرسیون بردار پشتیبان

Table 3 - Optimal Values of Support Vector Regression Model Tuning Parameters			
Alghorithm	t	d	δ
Wavelet	10	0.1	0.18
AIG	10	0.1	0.22
BWO	10	0.2	0.25
FA	10	0.3	0.28

جدول ۴. مقادیر خطای ساختارهای مختلف ترکیبات ورودی مدل

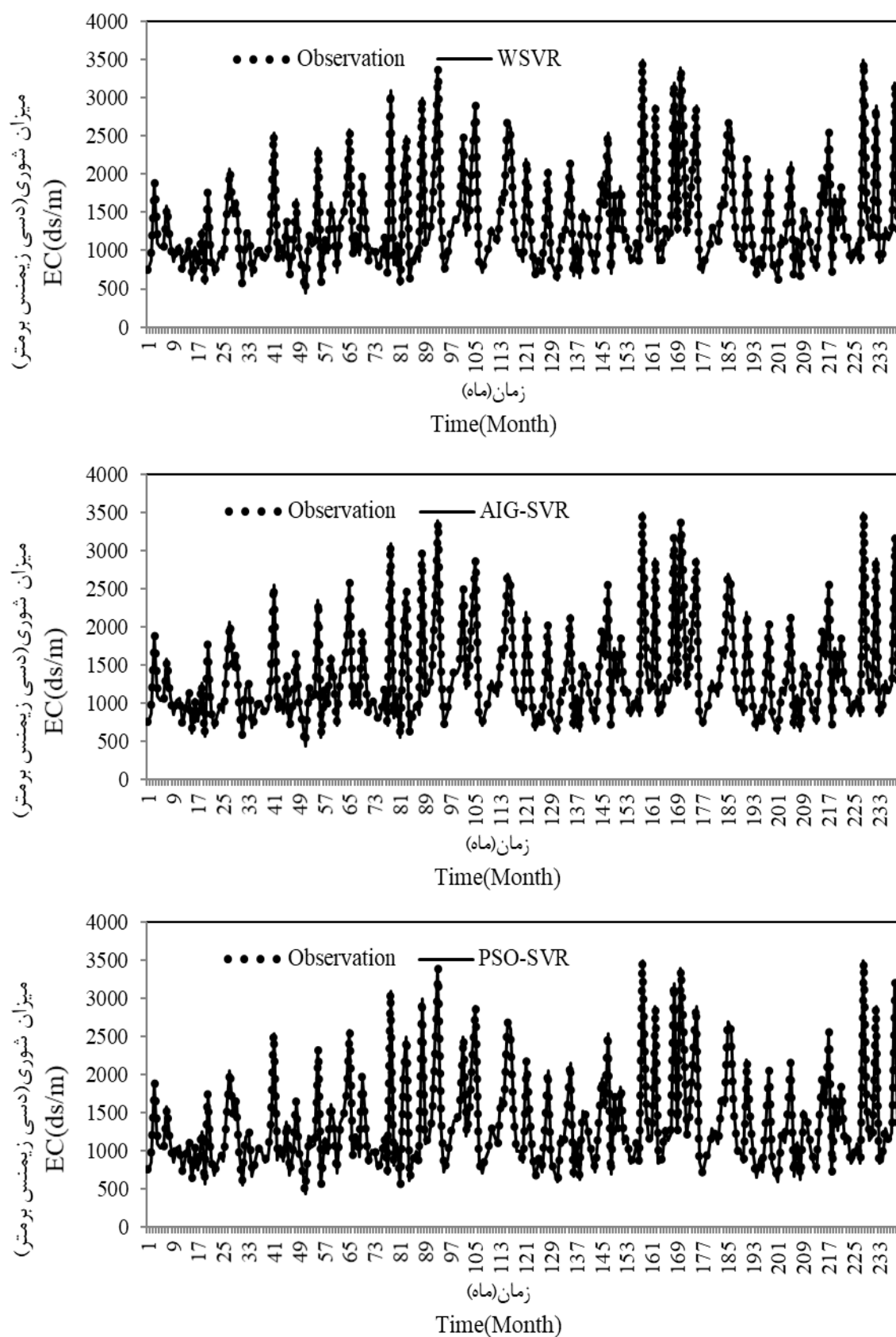
Table 4. Error Values of Different Structures of Model Input Combinations

آزمون Testing RMSE(ds/m)	آموزش Training RMSE(ds/m)	ساختار Structure	مدل Model
0.302	0.344	1	WSVR
0.286	0.328	2	
0.275	0.318	3	
0.268	0.306	4	
0.235	0.278	5	
0.228	0.264	6	
0.217	0.257	7	
0.206	0.242	8	
0.217	0.352	1	AIG-SVR
0.293	0.337	2	
0.286	0.326	3	
0.277	0.312	4	
0.247	0.288	5	
0.236	0.275	6	
0.225	0.268	7	
0.211	0.257	8	
0.314	0.363	1	PSO-SVR
0.306	0.347	2	
0.295	0.336	3	
0.283	0.323	4	
0.256	0.297	5	
0.244	0.286	6	
0.237	0.274	7	
0.225	0.263	8	

جدول ۵. نتایج مدل‌های موردبررسی

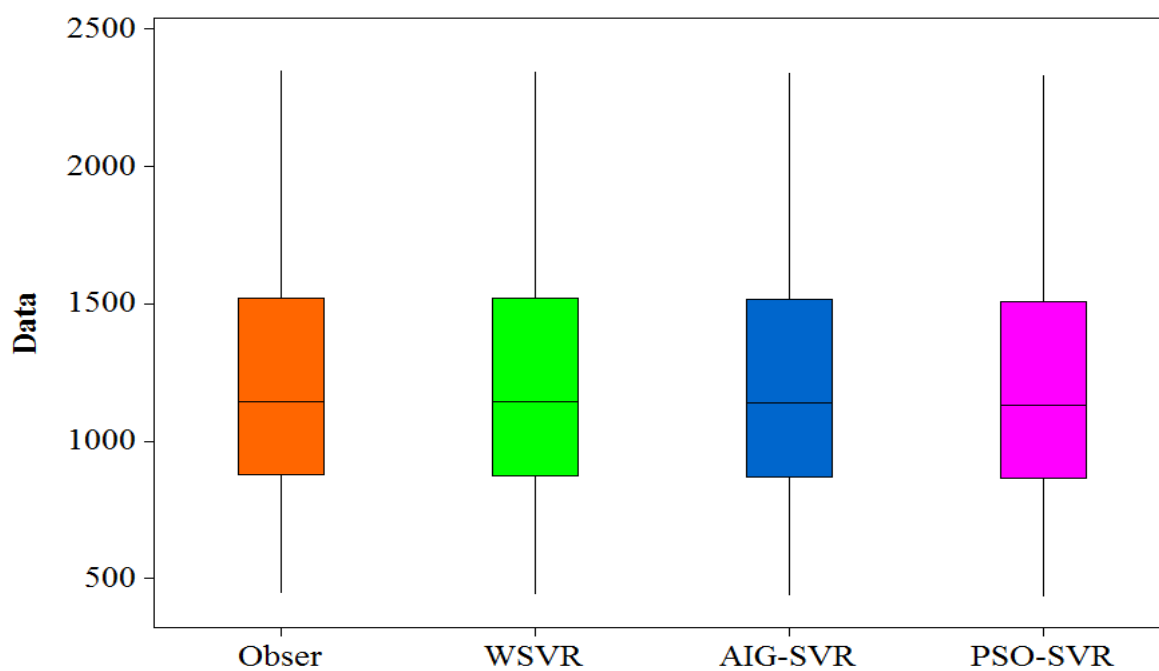
Table 5. Results of The Models Studied

صحت‌سنجی Testing				آموزش Training				کرنل Kernel	مدل Model
NS	MAE (ds/m)	RMSE (ds/m)	R	NS	MAE (ds/m)	RMSE (ds/m)	R		
0.990	0.105	0.206	0.985	0.975	0.122	0.242	0.970	RBF	WSVR
0.975	0.111	0.221	0.970	0.965	0.134	0.264	0.962	Poly	
0.965	0.124	0.243	0.960	0.948	0.144	0.286	0.943	Line	
0.980	0.110	0.211	0.975	0.965	0.125	0.257	0.960	RBF	
0.970	0.118	0.237	0.965	0.955	0.138	0.278	0.951	Poly	AIG-SVR
0.955	0.131	0.258	0.950	0.940	0.145	0.298	0.935	Line	
0.960	0.117	0.225	0.960	0.955	0.136	0.263	0.950	RBF	PSO-SVR
0.950	0.128	0.248	0.945	0.945	0.148	0.288	0.940	Poly	
0.935	0.137	0.266	0.935	0.930	0.156	0.306	0.920	Line	

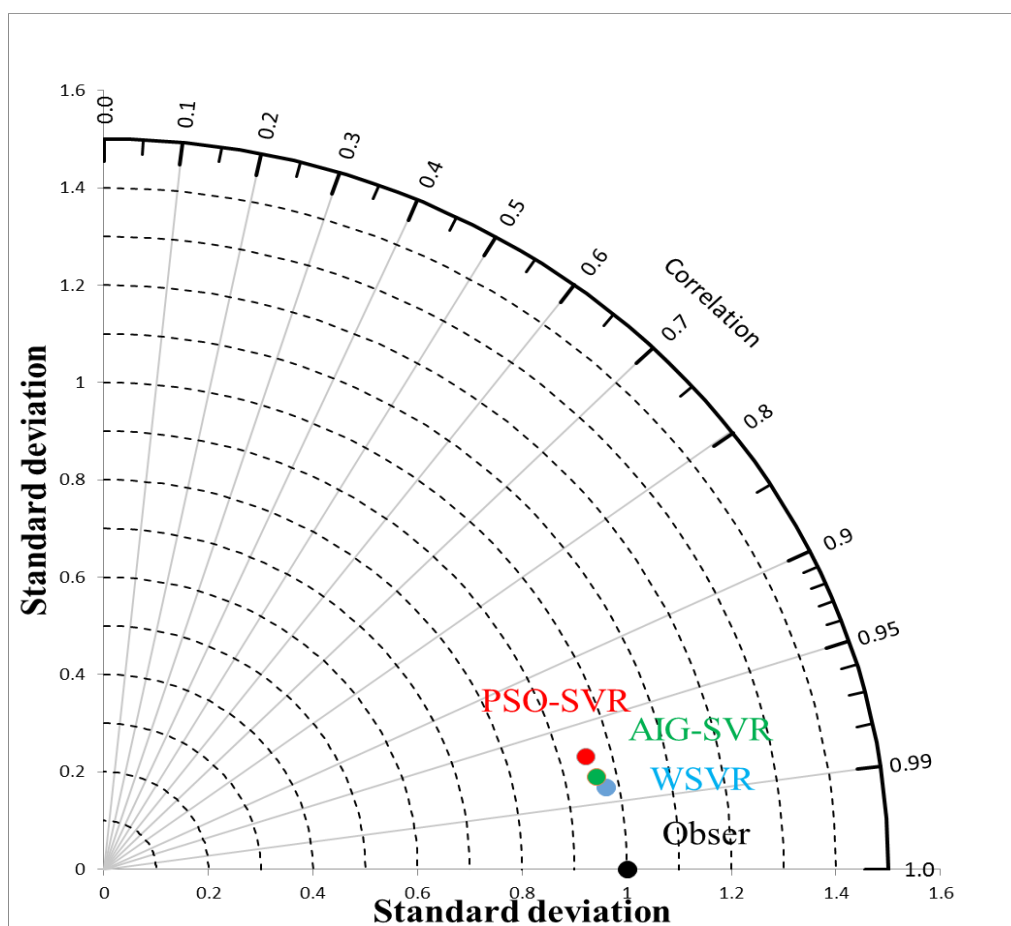


شکل ۴. نمودار سری زمانی مدل‌های مورد بررسی

Fig 4. Time Series Diagram of The Models Under Study



شکل ۵. نمودار جعبه‌ای مدل‌های مورد بررسی
Fig 5. Boxplot of The Models Under Study



شکل ۶. نمودار تیلور مدل‌های مورد بررسی
Fig 6. Taylor Plot of The Models Under Study

نتیجه‌گیری

تخمین میزان شوری آب زیرزمینی توسط مدل‌های ترکیبی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان به‌عنوان ابزاری کارآمد در طراحی سامانه‌های ژئوهیدرولوژی قابل‌اتکا است. در پژوهش حاضر، یک مطالعه موردی جهت ارزیابی کارایی مدل فراابتکاری ترکیبی رگرسیون بردار پشتیبان به‌منظور برآورد میزان شوری آب زیرزمینی نواحی ساحلی دریای خزر انجام گرفت. بدین منظور، از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت شامل موجکی، تفنگدار خلاق و ازدحام ذرات که با مدل رگرسیون بردار پشتیبان ترکیب شده‌اند، استفاده گردید. همچنین برای مدل‌سازی پارامترهای هیدروژن کربنات (HCO_3)، سدیم (Na)، سختی (TH)، مواد جامد محلول در آب (TDS)، منیزیم (Mg)، پتاسیم (K)، میزان اسیدی یا بازی بودن (PH) و کلسیم (Ca) به‌عنوان ورودی و میزان شوری (EC) به‌عنوان خروجی مدل به کار گرفته شدند. به‌منظور ساخت مدل بهینه رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی، ۸۰ درصد از داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون موردبررسی و انتخاب قرار گرفتند.

برای ارزیابی مدل‌های موردبررسی، از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف استفاده شد. همچنین، جهت تحلیل نتایج از نمودارهای سری زمانی، جعبه‌ای و تیلور بهره گرفته شد. نتایج تحقیق، بر اساس ارزیابی سناریوهای متشکل از پارامترهای ورودی، نشان داد که در کلیه مدل‌های موردبررسی، افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در مدل‌سازی منجر به عملکرد بهتر در تخمین میزان شوری آب زیرزمینی می‌شود. علاوه بر این، نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی بیانگر آن است که مدل رگرسیون بردار پشتیبان - موجک از دقت بالا و خطای ناچیزی برخوردار است. مطابق نمودارهای موردبررسی نیز، مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک مقادیر میزان شوری آب زیرزمینی را بسیار نزدیک به مقادیر واقعی آن‌ها برآورد نموده است. درمجموع، نتایج این تحقیق اثبات می‌کند که استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مبتنی بر رویکرد رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند در زمینه تخمین کیفیت آب‌های زیرزمینی طی ۲۰ سال آمار موجود، برای سایر مناطق کشور مورد استفاده قرار گیرد و گامی مؤثر در

جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب باشد. پیشنهاد می‌گردد جهت بهبود کیفیت نتایج آتی، از آمار و اطلاعات دقیق‌تر با دوره زمانی طولانی‌تر استفاده شود و نیز نتایج حاصل با سایر مناطق مقایسه گردد.

منابع

- Anderson, L., Miller, J., Davis, K. (2022). A novel SVR-GA hybrid framework for predicting groundwater salinity dynamics in coastal aquifers. *Journal of Hydrology*, 615, 128567. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128567>
- Asadi, E., Isazadeh, M., Samadianfard, S., Ramli, M.F., Mosavi, A., Nabipour, N., Shamsirband, S., Hajnal, E., Chau, K.W. (2020). Groundwater Quality Assessment for Sustainable Drinking and Irrigation. *Sustainability*, 12, 177-190. <https://doi.org/10.3390/su12010177>
- Babaali, H.R., Nohani, E., Dehghani, R. (2024). Assessment of Groundwater Hardness in Khorramabad Plain Using Hybrid Models Based on Metaheuristic Algorithms. *Journal of Aquifer and Qanat*, 5(1), 125-138. <https://doi.org/10.22077/jaaq.2025.8579.1083>. (In Persian)
- Basak, D., Pal, S., and Patranabis, D.C. (2007). Support vector regression. *Neural Inf Process*. 11(2), 203-225. [10.12691/jgg-2-3-9](https://doi.org/10.12691/jgg-2-3-9)
- Boluda-Botella, N., Gomis-Yagües, V., Ruiz-Beviá, F. (2008). Influence of transport parameters and chemical properties of the sediment in experiments to measure reactive transport in seawater intrusion. *Journal of Hydrology*, 357, 29-41. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.04.021>
- Chen, X., & Zhang, H. (2021). Estimating groundwater salinity using a hybrid SVR-PSO model in the North China Plain. *Environmental Modelling & Software*, 145, 105198. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105198>
- Crestani, E., Camporese, M., Salandin, P. (2019). Technical note: an alternative approach to laboratory benchmarking of saltwater intrusion in coastal aquifers. *Hydrology and Earth System Sciences*, 12(3), 1-18. <https://doi.org/10.5194/hess-2019-127>
- Dehghani, R., Chamanpira, R. (2025). Metaheuristic-optimized SVR models for daily streamflow forecasting in the Karkheh River Basin, Iran. *Desalination and Water Treatment*, 324, 446-457. <https://doi.org/10.1016/j.dwt.2025.101446>
- Eberhart R., Kennedy J. (1995). A New Optimizer Using Particle Swarm Theory Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 6, 39-43. [10.1109/MHS.1995.494215](https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215)
- Ibrahim, H., Yaseen, Z.M., Scholz, M., Ali, M., Gad, M., Elsayed, S., Khadr, M., Hussein, H.,

- 32, 3087–3102. <https://doi.org/10.1007/s11269-018-1977-6>
- Roy, D.K., Sarkar, T.K., Munmun, T.H. (2025). A review on the applications of machine learning and deep learning to groundwater salinity modeling: present status, challenges, and future directions. *Discover Water* 5, 16-31. <https://doi.org/10.1007/s43832-025-00207-z>
- Shin, S., Kyung, D., Lee, S., Taik, & Kim, J., Hyun, J. (2005). An application of support vector machines in a bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 127-135. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.009>
- Shrivatava, M., Prasad, V., Khare, R. (2015). Multi-objective optimization of water distribution system using particle swarm optimization. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, 12(1), 21–28. [10.9790/1684-12612128](https://doi.org/10.9790/1684-12612128)
- Smith, A., Johnson, M., & Yılmaz, E. (2020). Evaluation of hybrid support vector regression-grey wolf optimizer algorithm for river salinity estimation: A case study on the Johns River, Turkey. *Journal of Contaminant Hydrology*, 235, 371-382. <https://doi.org/10.1016/j.jconhyd.2020.103715>
- Vapnik, V., Chervonenkis, A. 1991. The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 1(3), 283-305. [10.12691/jgg-2-3-9](https://doi.org/10.12691/jgg-2-3-9)
- Vapnik, V.N. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. *Springer, New York*, 6(4), 151-172. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1>
- Vapnik, V.N. (1998). Statistical learning theory. *Wiley, New York*. 7(1), 231-244. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1>
- Wang, D., Safavi, A.A., and Romagnoli, J.A. (2000). Wavelet-based adaptive robust M-estimator for non-linear system identification. *AICHE Journal*, 46(4), 1607-1615. <https://doi.org/10.1002/aic.690460812>
- Yadav, B., Mathur, S., Ch, S., Yadav, B.K. (2018). Data-based modelling approach for variable density flow and solute transport simulation in a coastal aquifer. *Hydrological Sciences Journal*, 63, 210–226. <https://doi.org/10.1080/02626667.2017.1413491>
- Yamamoto, T., & Kuroki, S. (2023). A comparative analysis of bio-inspired optimization algorithms (AEO, GWO, COA) for tuning SVR parameters in groundwater salinity prediction. *Agricultural Water Management*, 284, 108333. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108333>
- Yousefi, S., Avand, M., Yariyan, P., Pourghasemi, H.R., Keesstra, S., Tavangar, S., Tabibian, S. (2020). A novel GIS-based ensemble technique for rangeland downward trend mapping as an ecological indicator of change. *Ecological Indicators*, 117, 105555. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.105555>
- Ibrahim, H.H., Eid, M.H. (2023). Evaluation and Prediction of Groundwater Quality for Irrigation Using an Integrated Water Quality Indices, Machine Learning Models, and GIS Approaches: A Representative Case Study. *Water*, 15, 694-712. <https://doi.org/10.3390/w15040694>
- Jalalkamali, A., JalalKamali, N. (2018). Adaptive Network-based Fuzzy Inference System-Genetic Algorithm Models for Prediction of Groundwater Quality Indices: a GIS-based Analysis. *Journal of Artificial Intelligence & Data Mining*, 6(2), 439-445. <https://doi.org/10.22044/jadm.2017.1086>
- Kisi, O., Karahan, M., Sen, Z. (2006). River suspended sediment modeling using a fuzzy logic approach. *Hydrological Processes*, 20(2), 4351-4362. [10.1002/hyp.6166](https://doi.org/10.1002/hyp.6166)
- Nagy, H., Watanabe, K., Hirano, M. (2002). Prediction of sediment load concentration in rivers using an artificial neural network model. *Journal of Hydraulics Engineering*, 128, 558-559. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2002\)128:6\(588\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:6(588))
- Nohani, E., Babaali, H.R., Dehghani, R. (2024). Evaluation of metaheuristic models in groundwater level analysis of Delfan Plain, Lorestan. *Journal of Aquifer and Qanat*, 5(2), 79-98. [10.22077/jaaq.2025.8834.1096](https://doi.org/10.22077/jaaq.2025.8834.1096). (In Persian)
- Nohani, E., Babaali, H.R., Dehghani, R. (2025). The Impact of Climate Change Parameters on Groundwater Level Decline (Case Study: Kuhdasht-Lorestan). *Journal of Aquifer and Qanat*, 6(1), 87-106. [10.22077/jaaq.2025.9841.1119](https://doi.org/10.22077/jaaq.2025.9841.1119). (In Persian)
- Norouzi Khatiri, K., Nematollahi, B., Hafeziyeh, S., Niksokhan, M.H., Nikoo, M.R., Al-Rawas, G. (2023). Groundwater Management and Allocation Models: A Review. *Water*, 15, 253-270. <https://doi.org/10.3390/w15020253>
- Pijarski, P., & Kacejko, P. (2019). A new metaheuristic optimization method: the algorithm of the innovative gunner (AIG). *Engineering Optimization*, 51(12), 2049-2068. [10.1080/0305215X.2019.1565282](https://doi.org/10.1080/0305215X.2019.1565282)
- Rajaei, T., Ebrahimi, H., Nourani, V. (2019). A review of the artificial intelligence methods in groundwater level modeling. *Journal of Hydrology*, 572, 336–351. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.12.037>
- Rajaei, T., Khani, S., Ravansalar, M. (2022). Artificial intelligence-based single and hybrid models for prediction of water quality in rivers: A review. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 200(3), 1039-1055. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2020.103978>
- Robinson, G., Moutari, S., Ahmed, A.A., Hamill, G.A. (2018). An advanced calibration method for image analysis in laboratory-scale seawater intrusion problems. *Water Resources Management*, 32, 1055-1070. <https://doi.org/10.1007/s11269-018-1977-6>

106591.<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106591>

Yu, X., Xin, P., Lu, C. (2019). Seawater intrusion and retreat in tidally-affected unconfined aquifers: Laboratory experiments and numerical simulations. *Advances in Water Resources*, 132, 103393.<https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.103393>

Zeidalinejad, N., Dehghani, R.(2023). Use of meta-heuristic approach in the estimation of the aquifer's response to climate change under shared socioeconomic pathways. *Groundwater for Sustainable Development*, 20(4), 112-132. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2022.100882>