Water and Soil Management and Modeling

Online ISSN: 2783 - 2546

University of Mohaghegh Ardabili

Evaluation of groundwater level using hybrid models (Case study: Khorramabad plain)

Reza Chamanpira *[1], Reza Dehghani [2], Iraj Veyskarami[3]

[1]Research Assistant Professor, Department of Soil Conservation and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Areeo, Khorramabad, Iran
[2]PhD in Water Sciences and Engineering, Department of Soil Conservation and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Areeo, Khorramabad, Iran
[3]Research Assistant Professor, Department of Soil Protection and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Areeo, Khorramabad, Iran

Extended Abstract

Introduction

Groundwater resources are susceptible to both climate changes through (A) direct interaction with surface water sources such as rivers and lakes, and (B) indirect interaction via the recharge process. Climate change indirectly affects the discharge and storage of groundwater by changing the recharge conditions induced by rainfall and runoff; therefore, identifying and analyzing effective parameters such as climatic parameters can greatly help predict serious hazards threatening groundwater resources, such as subsidence and drought. Moreover, considering that the relationship between climatic parameters and groundwater resources is complex and non-linear, the application of artificial intelligence models, including modern hybrid models, is a good solution for solving these problems. Given the non-parametric nature of these models, they are independent of the concept of prediction and the relationship between input variables and output data. As one of the classic features of artificial intelligence models, they are capable of performing stochastic analysis of dynamics, patterns, and features associated with input variables used to simulate groundwater variables. Therefore, they are more feasible than other conceptual and statistical methods (such as experimental approaches and physics-based models). In general, AI-based models have many local applications. Therefore, these models have great potential for various applications, including hydrological and hydrogeological phenomena. In general, according to research findings, it is necessary to provide a solution and make proper forecasts of groundwater resources to prevent subsidence and drought phenomena around the world and in Iran. Therefore, in Iran, the Khorramabad Plain located in Lorestan province, which is very important in terms of drinking water supply and whose products feed on groundwater for growth and development, has been subjected to illegal extraction and the digging of illegal wells. The level of groundwater resources has declined sharply in recent years. Therefore, groundwater level changes are more than necessary for forecasting and management measures to improve them. Therefore, the objective of this study is to analyze and predict climatic parameters using groundwater level forecasting in the Khorramabad Plain, using an integrated support vector regression model with the help of wavelet transform (WT) and modern optimization algorithms such as the bat algorithm and the Grey Wolf Optimizer algorithm. The primary variable representing climatic influence is the groundwater level and abstraction from the aquifer.

Materials and Methods

In this study, an artificial neural network (ANN) approach was used to predict the surface water level, assuming that the amount of groundwater abstraction from the Khorramabad plain was consistent with that in the previous statistical period. Since the ANN model is subject to errors, according to recent findings, the strategy of optimizing the adjustment parameters using meta-heuristic algorithms was adopted to reduce the model error. In recent years, several studies have investigated the ANN hybrid model using meta-heuristic algorithms; however, this study used new algorithms that have not been studied in hydrologic or hydrogeologic processes to reduce the problems and challenges associated with this model and introduced a new algorithm to facilitate the simulation process. In addition, future groundwater levels can be predicted using dependent parameters, and their decline can be prevented, thus avoiding irreparable damage to Iran's groundwater resources. Given that this is one of the most fundamental problems in Iran's water issues, this study employs novel optimization techniques, including Black Widow Spider Algorithm. To facilitate the groundwater level simulation, new meta-heuristic algorithms were integrated with Wavelet-based Artificial Neural Network (WANN) support vector wave regression models, which have acceptable performance according to several studies, were used. This approach can ensure taking an effective step in simulating and predicting groundwater levels. Based on the structure of the SVR, the most basic step is to determine the tuning parameters. The coefficients of these parameters are usually determined through trial and

Water and Soil Management and Modeling

Online ISSN: 2783 - 2546

University of Mohaghegh Ardabili

error in ANN. Many factors affect the viability of trial and error and the accuracy of model predictions. Given the nature of trial and error, predictive power may be generally reduced. Numerous solutions have been proposed by various researchers to address this fundamental weakness. One of these solutions adopted by researchers is to calculate the coefficients of parameter adjustment and optimize these coefficients by using meta-heuristic algorithms. Many decision-making problems can be expressed as finite optimization problems that have several decision variables that are constrained by a few constraints. Hybrid optimization problems are usually easily articulated but are difficult to solve. Two sets of algorithms for solving hybrid problems include exact and approximate algorithms. Accurate algorithms guarantee finding the best solution, but the problem is that these algorithms are not applicable to difficult problems, and the time to find solutions to difficult problems will increase exponentially. For most difficult problems, the exact algorithm is unsatisfactory. If the optimal answer is not achievable by using the exact algorithm in practice, we turn to the approximate algorithm.

Results and Discussion

In this study, using climate change modeling, meteorological parameters (temperature and precipitation) for the years 2002-2022 were predicted. Then, by using advanced hybrid models such as WSVR, Bat-ANN, and GWO-ANN, the groundwater level decline in Khorramabad Plain located in Iran was predicted with the help of rainfall, temperature, and extraction parameters associated with the four piezometric aquifers (Sarab Pardeh, Sali, Pol Baba, and Naservand).

Conclusion

According to the statistical periods of 2002-2022, WSVR, Bat-ANN, and GWO-ANN hybrid models in the combined structure including all input parameters had better performance due to higher learning capacity, and the WSVR model was more accurate with less error due to the separation of signals into two categories of high-pass and low-pass in the WT wavelet transform.

Keywords: Hybrid, Groundwater Level, Khorramabad, Modeling.

Article Type: Research Article

Acknowledgement

We would like to sincerely thank the Lorestan Organization of Research, Education, Agriculture, and Natural Resources for the financial and logistical support that significantly helped during the research project.

Conflicts of interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article. If there is a conflict of interest, please state it in this section.

Data Availability Statement:

The datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

Authors' contribution

Reza Dehghani: conceptualization, performing software/statistical analysis, writing the first version of the article; **Reza Chaman Pira:** guidance, editing, and revision of the article, controlling the results; **Iraj Viskarmi:** conceptualization, consultation, revision of the text of the article, statistical analysis

* Corresponding Author, E-mail: Chamanpira2000@gmail.com

Citation: chamanpira, R., dehghani, R., & veyskarami, I. (2025). Evaluation of Ground Water Level using Hybrid Models (Case Study: Khorramabad Plain). *Water and Soil Management and Modelling,* 5(2), 124-137.
doi: 10.22098/mmws.2024.15077.1459
Received: 15 May 2024, Received in revised form: 29 May 2024, Accepted: 30 May 2024, Published online: 22 June 2025
Water and Soil Management and Modeling, Year 2025, Vol. 5, No. 2, pp. 124-137.
Publisher: University of Mohaghegh Ardabili
© Author(s)

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک

شاپا الکترونیکی: ۲۵٤٦-۲۷۸۳

ارزیابی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های هیبریدی (مطالعهٔ موردی: دشت خرم آباد)

رضا چمن پیرا[۱] ، رضا دهقانی[۲] ، ایرج ویسکرمی[۳]

[۱]استادیار پژوهشی 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

[۲]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

[۳]استادیار پژوهشی 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

چکیده

چاه به‌عنوان منبع محدود طبیعی تأمین آب نقش حیاتی در مناطق خشک و نیمه‌خشک ایفا می‌کند. در سال‌های اخیر با توجه به مشکل کمبود منابع آبی، مسأله استفاده و مدیریت بهینه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. به‌منظور آگاهی از وضعیت این منابع و مدیریت بهینهٔ آن، پیش‌بینی نوسانات سطح آب چاه لازم است. مدل‌های دقیق و قابل اطمینان پیش‌بینی سطح آب چاه‌ها می‌توانند به استفاده پایدار از آب زیرزمینی به‌منظور تأمین نیازهای شهری، کشاورزی و صنعتی کمک کنند. در این پژوهش به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-موجک، شبکه عصبی مصنوعی-خفاش، شبکه عصبی مصنوعی- گرگ خاکستری برای چهار چاه پیزومتری دشت خرم آباد با استفاده از پارامترهای دما، بارش و برداشت از آبخوان‌ها در طی دورهٔ آماری ۱۳۸۲-۱۴۰۲ مورد بررسی قرار گرفت. معیارهای ضریب همبستگی، ریشهٔ میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف (NSE) برای ارزیابی و نیز مقایسهٔ عملکرد مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد سناریو ترکیبی در کلیهٔ مدل‌های مورد بررسی عملکرد بهتری نسبت به سایر سناریوها ارائه می‌دهد. هم‌چنین نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک (R= ۰/۹۸۵-۰/۹۷۸، m ۰/۲۲۱-۰/۱۰۱ =RMSE، m ۰/۰۰۷-۰/۰۱۱ =MAE، ۰/۹۸۵-۰/۹۹۵ =NS) نسبت به سایر مدل ها از توانایی مطلوبی برخوردار است.

کلیدواژه: خرم آباد، سطح آب زیرزمینی، مدل‌سازی، هیبریدی

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Chamanpira2000@gmail.com

استناد: چمن پیرا، رضا، دهقانی، رضا و ویسکرمی، ایرج (۱۴۰۴). ارزیابی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های هیبریدی (مطالعه موردی:دشت خرم آباد). *مدل سازی و مدیریت آب و خاک*، ۵(۲)، ۱۲۴-۱۳۷.

doi: 10.22098/mmws.2024.15077.1459

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۲۶، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۳/۰۹، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۱۰، تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۰۱

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۴، دوره ۵، شماره ۲، صفحه ۱۲۴ تا ۱۳۷.

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی

© نویسندگان

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر خشکسالی، عدم مدیریت یکپارچهٔ حوزه‌های آبخیز، تخریب پوشش گیاهی، بهره‌برداری بی‌رویه از منابع طبیعی، کاهش نفوذ آب در خاک و بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی در اثر پمپاژ برای کشاورزی، سبب افت منابع آب زیرزمینی شده است. جهت آگاهی از وضعیت منابع آب زیرزمینی و مدیریت صحیح آن، ضروری است برآورد صحیح از سطح آب زیرزمینی صورت گیرد. به‌طوری‌که اکثر سری‌های زمانی هیدرولوژیکی مانند نوسانات سطح آب زیرزمینی دارای پیچیدگی هستند و از روابط غیر خطی تبعیت می‌نمایند بنابراین امروزه از مدل‌های هوشمند جهت برآورد پدیده‌های با ماهیت غیرخطی استفاده می‌نمایند. در سال‌های اخیر مطالعات فراوانی در راستای برآورد سطح آب زیرزمینی قرار گرفته است، که ازجمله می‌توان به موارد زیر اشاره نمود (Emamgholizadeh et al., 2014; Nourani et al., 2015; Mirzavand and Ghazavi, 2015; Kaya et al., 2018; Malekzadeh et al., 2019; Sakizadeh et al., 2019; Jeihouni et al., 2019; Sharafati et al., 2020; Dehghani and Torabi., 2020; Dehghani and Torabi.,2022).

در پژوهشی Moravej et al. (2020) به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌های جستجوی داخلی-حداقل پشتیبانی از رگرسیون ناقل، سناریوی ژنتیک-کم‌ترین رگرسیون برداری، برنامه‌نویسی ژنتیک و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی جهت برآورد سطح آب زیرزمینی کرج بهره گرفتند. نتایج نشان داد مدل جستجوی داخلی-حداقل پشتیبانی از رگرسیون ناقل دقت بهتر و خطای کم‌تری نسبت به سایر مدل‌ها مورد بررسی دارد. در پژوهشی دیگر توسط Bahmani et al. (2021) جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های برنامهٔ بیان ژن (GEP) و درخت تصمیم (M5) با روش تجزیهٔ حالت تجربی گروه (EEMD) و تجزیهٔ حالت تجربی گروه تجربی (CEEMD) برای پیش‌پردازش داده‌های ورودی برای تولید مدل‌های ترکیبی به‌منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دلفان استفاده کردند. نتایج نشان داد عملکرد مدل‌های ساده توسط پیش‌پردازش بهبود می‌یابد و مدل ترکیبی حاصل موجک-تجزیه حالت تجربی گروه تجربی CEEMD عملکرد مناسبی نسبت به حالت ساده از خود نشان داده است. هم‌چنین Wu et al. (2023) در پژوهشی به‌منظور برآورد سطح آب زیرزمینی دشت هبی واقع در چین از مدل‌های شبکه عصبی بازگشتی، ماشین بردار پشتیبان، شبکهٔ عصبی با حافظهٔ کوتاه مدت و شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده کردند. در این پژوهش از آمار و اطلاعات شش ایستگاه مانیتورینگ در مقیاس زمانی ساعتی طی سال‌های ۲۰۱۸-۲۰۲۲ استفاده شد. نتایج نشان داد شبکهٔ عصبی بازگشتی از دقت مطلوبی نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است. در پژوهشی دیگر Feng et al. (2023) جهت ارزیابی سطح آب زیرزمینی شهرستان ایذه واقع در استان خوزستان از سناریوهای مختلف یادگیری ماشین سنتی و عمیق از جمله شبکه عصبی کانولوشن، شبکه عصبی بازگشتی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و شبکه مولد متخاصم استفاده نمودند. بدین منظور جهت پیش‌بینی از پارامترهای بارش، دبی و برداشت از سطح آب زیرزمینی در مقیاس زمانی ماهانه طی سال‌های ۲۰۰۱-۲۰۲۱ بهره گرفتند. نتایج نشان داد شبکه عصبی کانولوشن از دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی برخوردار است.

درمجموع با توجه به پژوهش‌های اخیر، برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی و عدم نصب کنتور هوشمند و غیره سبب شده است کشور ایران را ۴/۸ میلیارد مترمکعب کسری مخزن آب زیرزمینی و ۳۵۵ محدودهٔ مطالعاتی ممنوعه یا بحرانی فرا گیرد. که در این بین استان لرستان ۵/۸ میلیون متر مکعب کسری مخزن و ۲ محدودهٔ مطالعاتی ممنوعه دارد؛ بنابراین، تحقیق و پژوهش در راستای بهبود کمی منابع آب زیرزمینی امری ضروری است. از این رو دشت خرم آباد واقع در استان لرستان اهمیت فوق‌العاده‌ای ازلحاظ شرب و کشاورزی داشته و یکی از مهم‌ترین محدوده‌های استان لرستان از جهت تولید محصولات کشاورزی بوده و محصولات این دشت جهت رشد و نمو از آب‌های زیرزمینی تغذیه می‌کنند. لذا هدف از این پژوهش ارزیابی مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی-موجک ، شبکه عصبی مصنوعی-خفاش، شبکه عصبی مصنوعی-گرگ خاکستری بر اساس پارامترهای اقلیمی، سطح آب زیرزمینی و برداشت از آبخوان و ارائهٔ مدل هوشمند جهت پیش‌بینی افت سطح آب زیرزمینی در سال‌های آتی جهت شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی این دشت است.

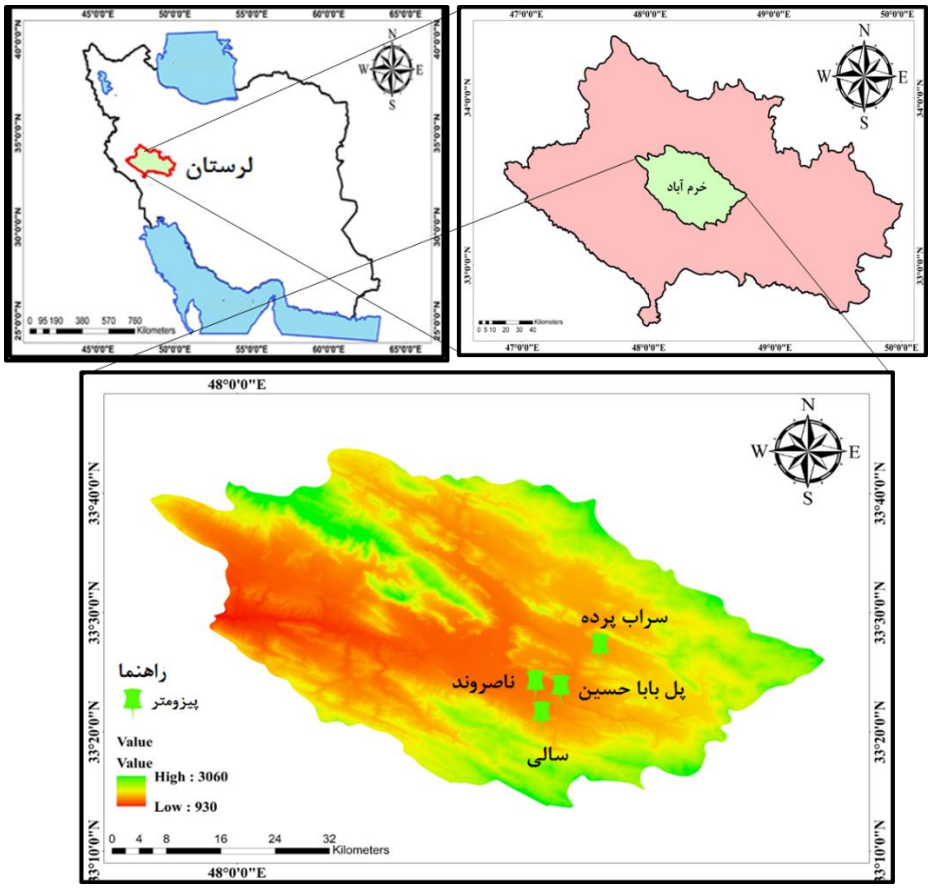
۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقهٔ مورد مطالعه

مرکز استان لرستان دشت خرم آباد بین عرض‌های جغرافیایی ۳۳ درجه و ۱۳ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۳۵ درجهٔ شمالی و طول‌های جغرافیایی ۴۷ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۶ دقیقه شرقی قرارگرفته است. حداکثر ارتفاع منطقه ۱۹۰۳ متر و حداقل آن ۹۲۹ متر و مساحت این محدودهٔ مطالعاتی ۲۵۱۷ کیلومترمربع است. هم‌چنین متوسط بارش سالانهٔ محدودهٔ مطالعاتی خرم آباد ۵۰۹ میلی‌متر و متوسط دمای آن ۱۷/۲ درجهٔ سانتی‌گراد است. سفرهٔ آبدار اصلی دشت خرم آباد را رسوبات آبرفتی تشکیل می‌دهد. این دشت دارای ۴ حلقه چاه پیزومتر با آمار همگن بوده و فاقد آمار و اطلاعات مفقود است که در شکل ۱ قابل مشاهده است. هم‌چنین جهت مدل‌سازی از پارامترهای بارش (P)، دما (T) و سطح آب زیرزمینی (H) و برداشت از منابع آب (q) به صورت ماهانه که در شرکت آب منطقه‌ای لرستان طی بازهٔ زمانی ۱۴۰۲-۱۳۸۲ در دسترس بود، استفاده شد. در جدول ۱ موقعیت جغرافیایی چاه‌های پیزومتر مورد بررسی نشان داده شده است.

در این پژوهش به‌منظور بررسی سطح آب زیرزمینی دشت خرم آباد که در معرض دشت‌های ممنوعه قرار می‌گیرد از مدل‌های هیبریدی هوشمند استفاده شد. بدین منظور ابتدا داده‌های مورد استفاده از شرکت آب منطقه‌ای لرستان جمع‌آوری و سپس فرآیند نرمال‌سازی بر داده‌های اخذ شده صورت گرفت. به‌منظور افزایش دقت و کاهش خطای شبکهٔ عصبی مصنوعی از سناریوهای بهینه‌سازی شامل خفاش، گرگ خاکستری و موجک استفاده شد که پارامترهای تنظیم مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی

شامل وزن‌ها و بایاس با این سناریوها به بهینه‌ترین مقادیر خود رسیدند سپس با انتخاب توابع فعال‌سازی، آموزش داده‌ها شروع و نتایج مدل‌سازی حاصل شد که در شکل ۲ فلوچارت تحقیق نشان داده شده است. هم‌چنین در جدول ۲ خصوصیات آماری سطح اب زیرزمینی در پیزومتر های مورد مطالعه نشان داده شده است.



۱-منطقهٔ مورد مطالعه شکل

Figure 1- Study area

۱-موقعیت جغرافیایی چاه‌های پیزومتر مورد بررسی جدول

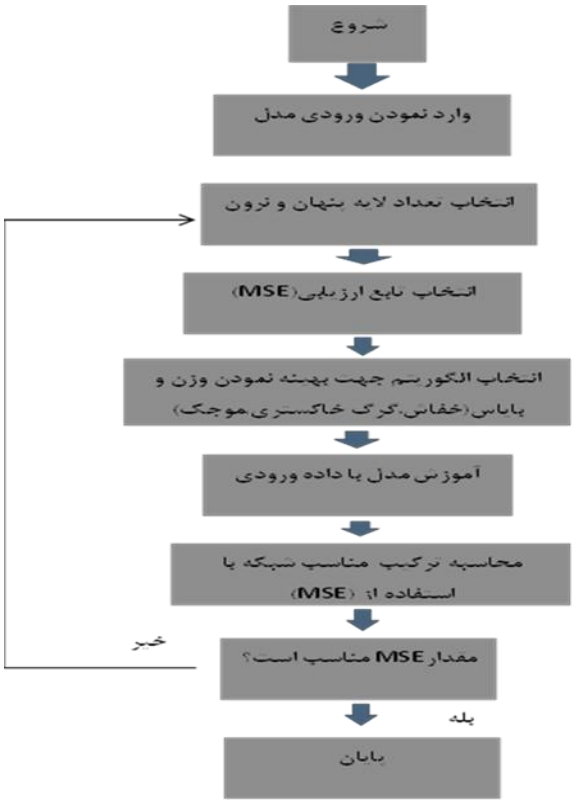
Table 1 - Geographical location of the studied stations

شماره	چاه پیزومتر	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع(متر)
1	سراب پرده	48°28' 49"	33°26' 57"	1376
2	ناصروند	48°23' 41"	33°23' 53"	1234
3	سالی	48°24' 10"	33°21' 16"	1302
4	پل بابا حسین	48°25' 41"	33°23' 29"	1267

جدول ۲-مشخصات آماری سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتری مورد بررسی

Table2 - statistical characteristics of the underground water level of the investigated piezometric wells

	پل باباحسین	سالی	ناصروند	سراب پرده	بارش	دما	برداشت از آبخوان
کمینه	12.97	15.30	23.26	17.82	0	0.95	0
میانگین	17.56	20.79	35.25	22.63	41.49	16.68	11.83
بیشینه	19.90	25.50	58.20	27.00	221	30.68	128
انحراف معیار	1.81	2.26	8.00	2.51	49.73	8.70	13.54
چولگی	-1.23	-0.40	0.68	-0.24	1.32	0.07	1.34

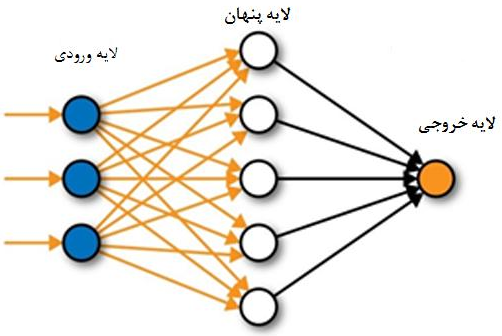


۲-فلوچارت تحقیق شکل

Figure 2 - Flowchart of the research

۲-۲- شبکهٔ عصبی مصنوعی

شبکهٔ عصبی مصنوعی در فرآیندهای ژئوهیدرولوژی و هیدرولوژی کارایی متنوعی دارد (Nourani et al., 2015). شبکه‌های عصبی مصنوعی از سه لایهٔ ورودی، میانی (پنهان) و خروجی تشکیل شده است. لایهٔ ورودی جهت تهیه و جمع‌آوری داده‌ها، لایهٔ خروجی به عنوان عملکرد شبکه و لایهٔ میانی یا پنهان از توابع محرک یا فعال‌سازی تشکیل شده است. از معروف‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکهٔ پرسپترون چندلایه[۱] است (Mirzania et al., 2021; Alampour Rajabi et al., 2023; Zehsaz et al., 2023). این شبکه، از میان توابع محرک سیگموید، تانژانت هایپربولیک و خطی تابع تانژانت هایپربولیک با الگوریتم یادگیری، سناریوی پس انتشار خطا[۲] با سناریوی شبکهٔ پیش خور[۳] عملکرد مطلوبی در حل مسائل پیچیده هیدروژئولوژی و شبیه‌سازی دارد (Nourani et al., 2015). نمونه‌ای از شبکهٔ عصبی مصنوعی دارای سه لایه در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- نمای کلی یک شبکهٔ عصبی مصنوعی سه لایه

Figure 3- Overview of a three-layer artificial neural network

۳-۲- تبدیل موجک

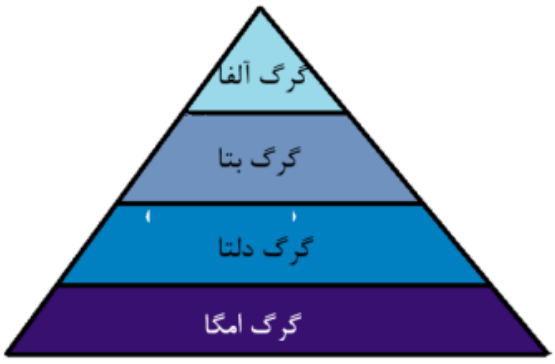
تبدیل موجک از جمله تبدیلاتی هستند که جایگزین تبدیل فوریهٔ زمان کوتاه می‌باشند و هدف از آن، کاهش مشکلات مربوط قدرت تفکیک‌پذیری است. در تبدیل موجک سیگنال به سلول‌هایی تقسیم شده و تبدیل بر روی سلول به صورت جداگانه انجام می‌پذیرد (Vapnik, 1998). مهم‌ترین تفاوت این تبدیل با تبدیل فوریهٔ زمان کوتاه آن ها در این است که در تبدیل موجک هم زمان عرض سلول نیز متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند (Shin et al, 2005). به عبارت دیگر، در این تبدیل به جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان–مقیاس است. بنابراین در تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا جزئیات سری زمانی قابل بررسی است و در مقیاس‌های پایین کلیات سری زمانی بررسی می‌شود (Wang et al, 2000).

۴-۲- سناریوی گرگ خاکستری

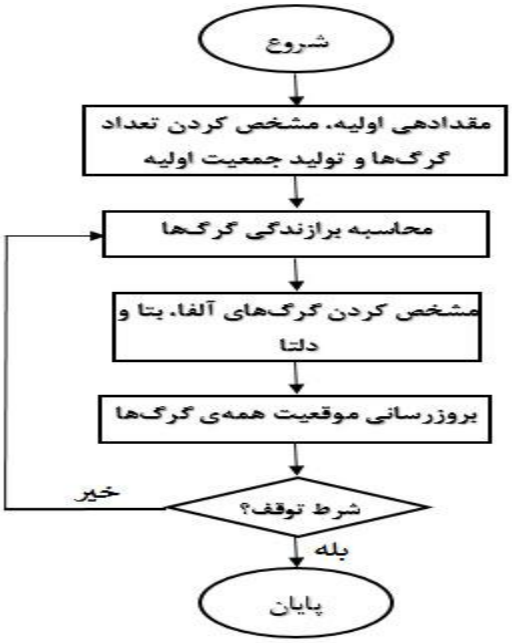
گرگ خاکستری (GWO) یک الگوریتم شبیه‌سازی بوده که از رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری و فرآیند سلسله مراتبی بهره گرفته است (Ostu, 1979). این الگوریتم بر مبنای جمعیت بوده و به سادگی به مسائل با ابعاد قابل گسترش قابل تعمیم است. در این الگوریتم شکارچیان رأس، گرگ های خاکستری هستند که در بالای هرم قرار می گیرند. این گرگ‌ها در یک دسته قرار دارند، که هر گروه ۵–۱۲ عضو به طور متوسط دارد. گرگ‌های واقع در رأس هرم دارای وظایف خاصی بوده و سلسله مراتب تسلط اجتماعی دقیقی دارند. در هر گله گرگ‌ها ۴ درجه جهت شکار کردن وجود دارد. در این سناریو بهینه‌سازی، از رفتار گرگ‌های خاکستری و سلسله مراتب رهبری و روش شکار آن‌ها سناریوبرداری می شود. در این سناریو از چهار نوع گرگ خاکستری شامل آلفا(∝)، بتا (∃)، دلتا (*) و امگا (Γ) برای شبیه‌سازی سلسله مراتب رهبری استفاده شده است. (∝آلفا: مناسب‌ترین جواب، ∃بتا: مناسب‌ترین جواب با فاکتور گرفتن از ∝، دلتا:

[۱] Multi-Layer Perceptron
[۲] Back Propagation (BP)
[۳] Feed Forward

مناسب‌ترین جواب با فاکتور گرفتن از ∝ و ∃ امگا: مابقی راه حل‌های کاندید شده)



٤- سناریو سلسله مراتبی گرگ ها شکل
Figure 4- Hierarchical structure of wolves



شکل ٥-نمودار جریانی سناریو گرگ خاکستری
Figure 5- Flow diagram of the gray wolf scenario

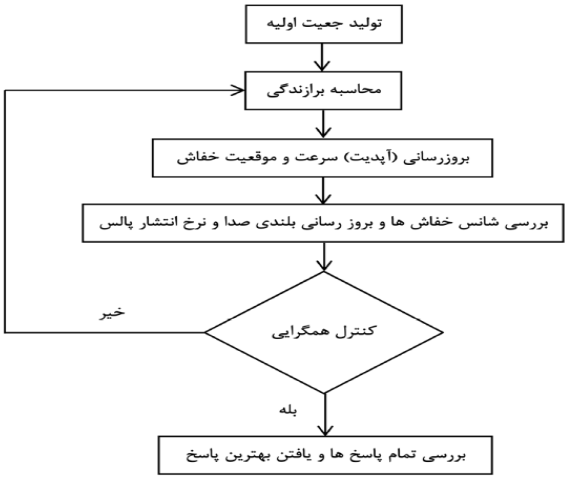
٥-٢- سناریوی خفاش

هوش جمعی از مطلوب‌ترین فرآیندهای بهینه‌سازی است که از رفتار گروهی الهام می‌گیرد (Amuda et al., 2013). سناریوی خفاش از رفتار جمعی خفاش‌ها در محیط طبیعی الهام گرفته شده است. این سناریو براساس خاصیت انعکاس صدا خفاش‌ها است. خفاش‌ها توسط ارسال امواج صوتی و دریافت بازتاب آن، مسیر و محل دقیق طعمهٔ خود را پیدا می‌کنند. هنگامی که امواج صوتی به سمت خفاش باز می‌گردد، می‌تواند از موانع روبروی اطراف خود یک تصویر صوتی ترسم کند و در تاریکی محیط اطراف را به صورت واضح مشاهده کند. با بهره بردن از این فرآیند، خفاش‌ها اجسام متحرک و ساکن را تشخیص دهند (Amuda et al., 2013).

سناریوی خفاش بر مبنای پژواک‌یابی ریز خفاش‌ها است. دو نوع خفاش در حالت کلی وجود دارد نوع اول خفاش‌های بزرگ و نوع دوم خفاش‌های کوچک هستند. خفاش کوچک در شب و شکار جهت پرواز از ویژگی ذکر شده استفاده می‌کنند.

قوانین سناریو خفاش این قوانین می‌تواند به زبان ساده به صورت زیر بیان شود:

کلیه خفاش‌ها با استفاده از پژواک‌یابی مسافت و تفاوت بین طعمه و مانع را شناسایی می‌کنند. خفاش‌ها به صورت تصادفی با سرعت Vi در موقعیت Xi با فرکانس ثابت fmin با طول موج متغیر λ و بلندی صدای A_0 در جست وجوی شکار هستند. آن‌ها می‌توانند به طور اتوماتیک طول موج پالس‌های منتشرشده از خود را تنظیم کرده و نرخ انتشار پالس خود یعنی $r\in(۱,۰)$ را طبق نزدیکی طعمهٔ خود مطابقت دهند اگرچه بلندی صدا می‌تواند به طرق مختلف تغییر کند، اما فرض می شود که بلندی از یک مقدار بزرگ (مثبت A_0) تا یک مقدار کمینه کم ثابت یعنی A_{min} تغییر کند.



شکل ٦- نمودار جریانی سناریو بهینه‌سازی خفاش
Figure 6- flow diagram of bat optimization scenario

٦-٢- ارزیابی و عملکرد مدل‌ها

در این تحقیق به‌منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل‌ها، از نمایه‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشهٔ میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب نش ساتکلیف (NS) طبق روابط زیر استفاده شد. بهترین مقدار برای این سه معیار به ترتیب یک، صفر، صفر، یک و صفر است.

جدول ۳-معیارهای ارزیابی مورد بررسی

Table 3- The evaluated evaluation criteria

معیار ارزیابی	محدوده
$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(M_{oi}-\bar{M}_0)(M_{ei}-\bar{M}_e)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(M_{oi}-\bar{M}_0)^2.\sum_{i=1}^{n}(M_{ei}-\bar{M}_e)^2}}\right]^2$	$, 0 \le R^2 \le 1$
$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_{ei}-M_{oi})^2}$	$0 \le RMSE \le +\infty$
$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\lvert M_{ei}-M_{oi}\rvert$	$0 \le MAE \le +\infty$
$NSE = 1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(M_{ei}-M_{oi})^2}{(M_{ei}-\bar{M}_e)^2}$	$-\infty < NSE < 1$

در جدول بالا، M_{oi} و M_{ei} به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی iام، N تعداد گام‌های زمانی، $\bar{M}_0$ و $\bar{M}_e$ نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی است. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیرمشاهداتی–محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت تحلیل بیشتر نتایج استفاده شده است.

۳- نتایج و بحث

یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. در مدل‌های هوشمند انتخاب ورودی‌های اولیهٔ مناسب و تأثیرگذار در پدیده به‌منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده باعث بهبود عملکرد خواهد شد؛ بنابراین، در سناریوسازی نوسانات سطح آب زیرزمینی نیز سعی شد تا مؤثرترین پارامترها جهت آموزش مدل‌ها انتخاب شود که در جدول ۳ نشان داده شده است. در این پژوهش به‌منظور شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی از آمار و اطلاعات ماهانهٔ چهار چاه پیزومتری واقع در دشت خرم آباد که دارای آمار همگن و فاقد داده‌های مفقود بودند، استفاده شد. جهت مدل‌سازی، از پارامترهای بارش (P)، دما (T) و سطح آب زیرزمینی (H) و برداشت از منابع آب (q) به عنوان ورودی مدل‌ها به‌کار برده شد. هم‌چنین انتخاب پارامترهای ورودی شبکه و سناریوها مطابق پژوهش‌های Bahmani et al. (2021) و Wu et al. (2023) صورت گرفت. لازم به ذکر است جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقی مانده جهت تست، به صورت تصادفی، که گسترهٔ وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد (Kisi et al, 2006; Nagy et al, 2002). در ادامه نتایج مدل‌های مورد استفاده ارائه می‌شود.

جدول ٤- ترکیب‌های منتخب پارامترهای ورودی مدل‌های مورد بررسی

Table 4- Selected combinations of input parameters of the investigated models

خروجی	ورودی	اعداد
H(t)	P(t)	1
H(t)	P(t), T(t)	2
H(t)	P(t), T(t), q(t)	3
H(t)	P(t), T(t), q(t), H(t-1)	4

متفاوتی به عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شد که در جدول ۴ بهترین سناریوهای ترکیبات ورودی ارائه شده است؛ همان‌طورکه در جدول ۵ بیان شد سناریو شامل کلیهٔ پارامترهای ورودی از دقت بهتری برخوردار است

به‌منظور برآورد نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت خرم آباد استان لرستان از مدل‌ها و سناریوهای فراکاوشی با یک مجموعه داده مشاهداتی ارزیابی شد و کارایی مدل ها بررسی شد. به‌منظور مدل‌سازی سناریوهای

۷ نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی–موجک مطابقت مناسبی با نوسانات سطح آب زیرزمینی مشاهداتی دارد. هم‌چنین شبکه عصبی مصنوعی–خفاش، شبکه عصبی مصنوعی–گرگ خاکستری کم‌ترین تطابق و همخوانی را دارا هستند. همین نتیجه برای پیش‌بینی حداقل نوسانات سطح آب زیرزمینی مشاهداتی مشاهده شد. این دو نتیجه نشان می‌دهد اگرچه شبکه عصبی مصنوعی ازجمله مدل‌های هوشمند و دقیق است، اما نمی‌تواند مقادیر بیشینه را به خوبی پیش‌بینی کند. اما وقتی با سناریوها یا مدل‌های فراکاوشی ازجمله تبدیل موجک ترکیب شود، عملکرد آن در پیش بینی مقادیر بیشینه بسیار بهبود می‌یابد که با نتایج پژوهش Bahmani et al. (2021) مطابقت دارد.

هم‌چنین طبق شکل ۷ در چاه‌های پیزومتری سالی و ناصروند و پل بابا حسین مدل شبکه عصبی مصنوعی–موجک در برآورد کلیهٔ مقادیر (کمینه، بیشینه، میانه، چارک اول و سوم) نسبت به سایر مدل‌ها از عملکرد بهتری برخوردار بود؛ زیرا این مقادیر را نزدیک به مقادیر محاسباتی برآورد نموده است.

Ghorbani et al., 2017; Dehghani and Torabi., 2020;) Dehghani et al., 2020a; Dehghani et al., 2020b; Dehghani and Torabi., 2021a; Dehghani and Torabi., 2021b; Dehghani and Babaali., 2022). هم‌چنین برای هر مدل هیبریدی شامل شبکه عصبی مصنوعی–موجک، شبکه عصبی مصنوعی–خفاش، شبکه عصبی مصنوعی– گرگ خاکستری از هر چهار سناریو در مراحل آموزش و تست استفاده می‌شود. در این پژوهش از توابع موجک هار، کلاه مکزیکی، مورلت و سیملت استفاده شد. سپس به دلیل افزایش دقت و کاهش خطا، تابع موجک کلاه مکزیکی انتخاب شد. هم‌چنین در جدول ۵ پارامترهای الگوریتم‌های خفاش و گرگ خاکستری در این پژوهش نشان داده شده است. به طور خلاصه پس از انتخاب بهترین ترکیب ورودی برای هر مدل، شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتری، طبق جدول ۶ نشان می‌دهد که برای هر چهار چاه پیزومتری مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی–موجک عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های هیبریدی از جمله شبکه عصبی مصنوعی–خفاش ، شبکه عصبی مصنوعی– گرگ خاکستری دارد به‌گونه‌ای که طبق شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها این مدل در چاه پیزومتری سراب پرده دارای مقادیر R (۰/۹۸۷)، RMSE (۰/۲۲۱)، MAE (۰/۰۱۱)، NS (۰/۹۸۵) و نیز در چاه پیزومتری ناصروند دارای مقادیر R (۰/۹۸۱)، RMSE (۰/۱۶۸)، MAE (۰/۰۰۸)، NS (۰/۹۹۱) و هم‌چنین چاه پیزومتری سالی دارای مقادیر R (۰/۹۸۰)، RMSE (۰/۱۶۸)، MAE (۰/۰۱۰)، NS (۰/۹۸۶) و در نهایت چاه پیزومتریپل بابا حسین دارای مقادیر R (۰/۹۸۵)، RMSE (۰/۱۰۱)، MAE (۰/۰۰۷)، NS (۰/۹۹۵) است. در مجموع می‌توان بیان نمود مدل شبکه عصبی مصنوعی–موجک بهترین عملکرد و مدل شبکه عصبی مصنوعی–خفاش، شبکه عصبی مصنوعی–گرگ خاکستری ضعیف‌ترین عملکرد را دارند.

همان‌طورکه در شکل ۷ قابل مشاهده است، مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی موجک نسبت به خط نیمساز (Y=X) کلیهٔ مقادیر را نزدیک به مقدار واقعیشان تخمین زده است. هم‌چنین مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی–موجک عملکرد بهتری داشت؛ زیرا تبدیل موجک WT با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پائین ویژگی‌های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی بالا می‌برد. سیگنال‌های بالا گذر و پایین گذر حاصل از تجزیه موجک، برازش بسیار خوبی با معادلات مجموع سینوسی دارند که هر چه تعداد مراتب این معادلات بیشتر می‌شود، دقت کار افزایش می‌یابد، بسامدهای مراحل پایین‌تر تجزیه، نویز بیشتری دارند، ولی با افزایش سطح تجزیه از میزان نویز کاسته شده و سیگنال نرمتر می‌شود (Wang et al, 2000)، بر همین اساس مدل WANN نسبت به سایر مدل‌ها ارجح‌تر است.

برای تحلیل و ارزیابی مدل‌های به‌کار رفته در تحقیق، نمودار جعبه‌ای و تیلور مورد استفاده قرار گرفت. مزیت نمودار جعبه‌ای این است که می‌تواند نشان دهد که یک مدل چگونه مقادیر بیشینه، میانه و چارک‌ها را پیش‌بینی می‌کند. نمودار جعبه‌ای نوسانات سطح آب زیرزمینی در شکل

جدول ۵ –پارامترهای تنظیم الگوریتم‌های مورد استفاده

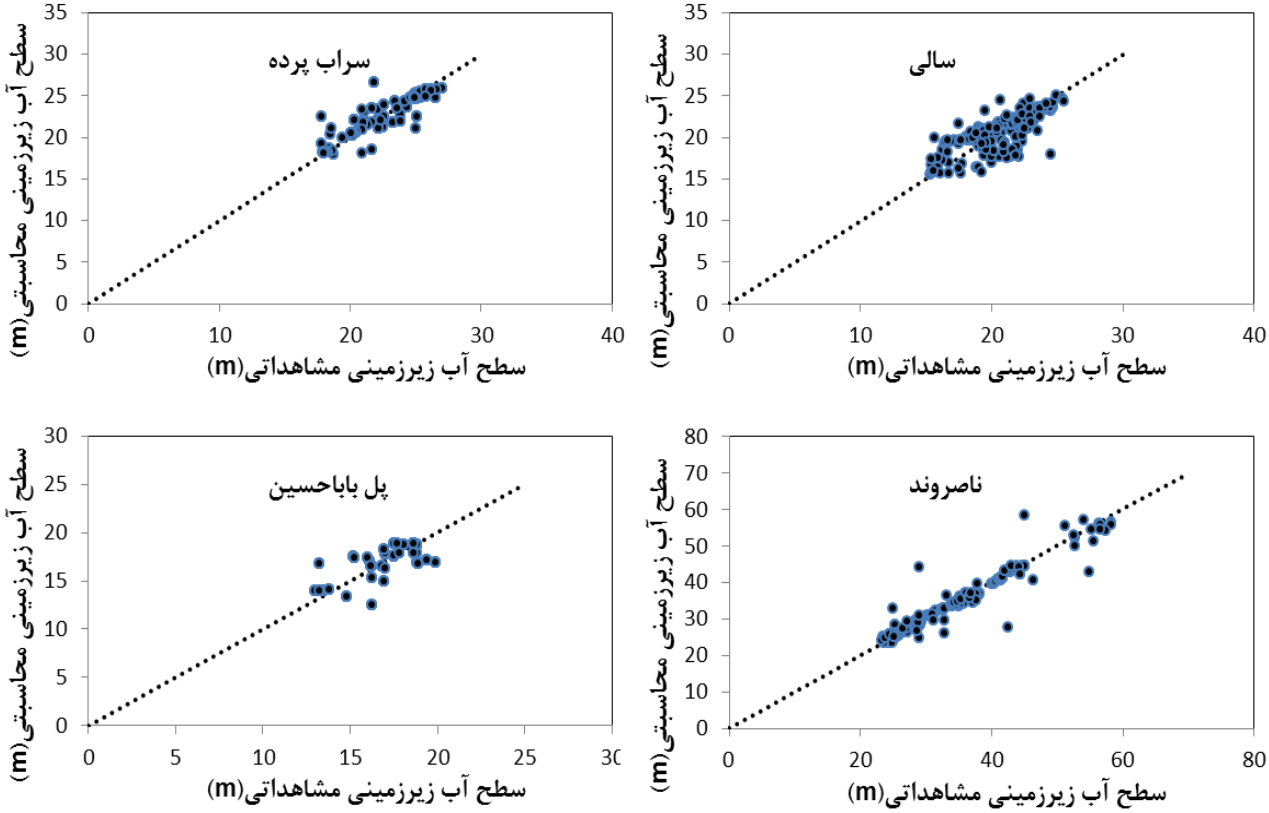
Table 5 - The parameters of the used algorithms

گرگ خاکستری				
بیشینه فرکانس(هرتز)	کمینه فرکانس(هرتز)	بیشینه بلندی صدا(دسی بل)	کمینه بلندی صدا(دسی بل)	اندازه جمعیت
5	0	0.9	0.1	50
خفاش				
تعداد گرگ ها	محدوده پایین	محدوده بالا	حداکثر تکرار	
300	-30	30	12	

جدول ٦ – ارزیابی عملکرد مدل ها جهت شبیه‌سازی چاه های پیزومتر مورد بررسی

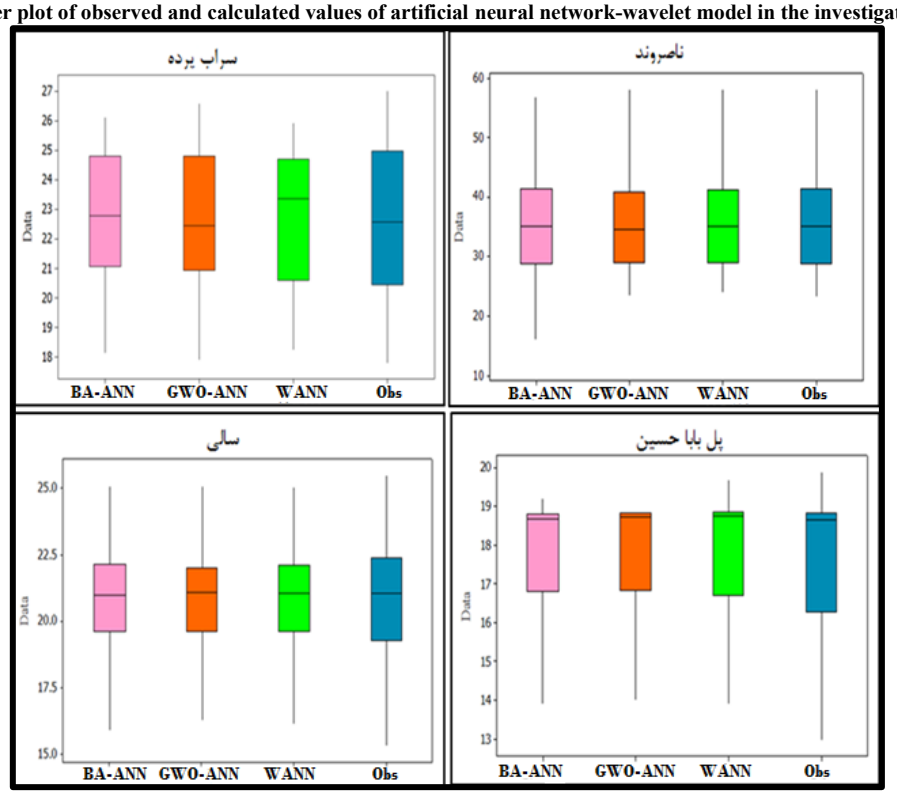
Table 6 - Evaluation of the performance of the models to simulate the investigated piezometer wells

ساختار	سراب پرده								مدل
	صحت سنجی				آموزش				
	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	
4-5-1	0.985	0.011	0.221	0.978	0.968	0.231	0.418	0.950	WANN
4-12-1	0.970	0.201	0.425	0.951	0.954	0.455	0.684	0.935	GWO-ANN
4-6-1	0.947	0.315	0.526	0.933	0.938	0.671	0.862	0.916	BA-ANN
ساختار	ناصروند								مدل
	صحت سنجی				آموزش				
	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	
4-4-1	0.991	0.008	0.168	0.981	0.975	0.171	0.344	0.966	WANN
4-10-1	0.978	0.108	0.236	0.964	0.962	0.341	0.582	0.941	GWO-ANN
4-8-1	0.958	0.264	0.487	0.945	0.947	0.546	0.714	0.925	BA-ANN
ساختار	سالی								مدل
	صحت سنجی				آموزش				
	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	
4-7-1	0.986	0.010	0.186	0.980	0.973	0.201	0.386	0.957	WANN
4-5-1	0.975	0.155	0.344	0.957	0.958	0.370	0.631	0.926	GWO-ANN
4-6-1	0.953	0.272	0.512	0.942	0.941	0.588	0.843	0.918	BA-ANN
ساختار	پل باباحسین								مدل
	صحت سنجی				آموزش				
	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	NS	MAE(m)	RMSE(m)	R	
4-10-1	0.995	0.007	0.101	0.985	0.984	0.188	0.233	0.971	WANN
4-9-1	0.980	0.111	0.157	0.972	0.976	0.231	0.472	0.953	GWO-ANN
4-6-1	0.961	0.221	0.394	0.955	0.952	0.472	0.623	0.937	BA-ANN



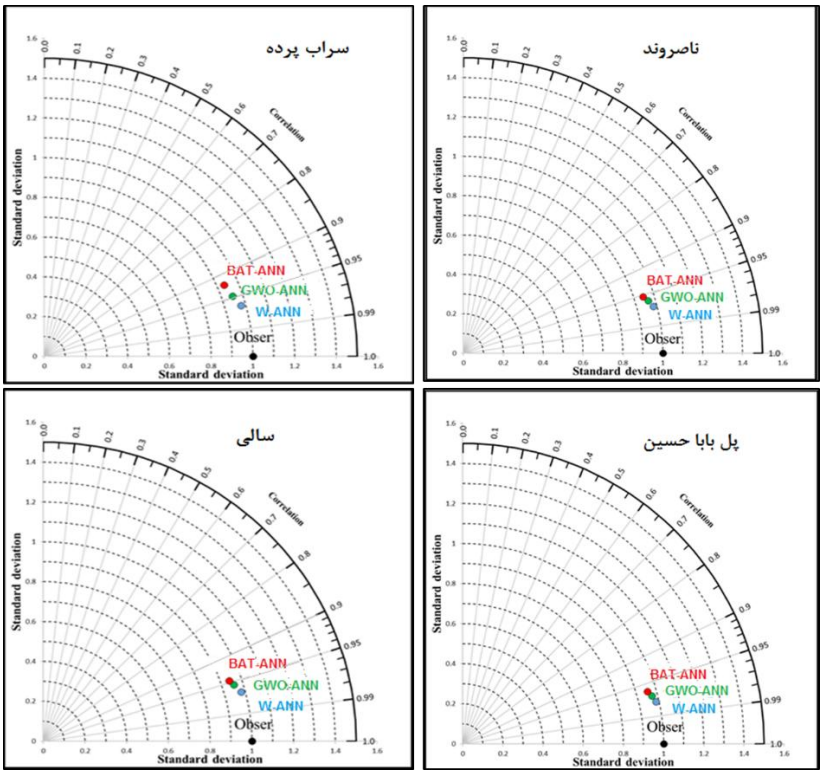
شکل ۷- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی-موجک در پیزومترهای مورد بررسی

Figure 7- Scatter plot of observed and calculated values of artificial neural network-wavelet model in the investigated piezometers



شکل ۸- نمودار باکس پلات مدل‌های مورد بررسی

Figure 8 - Box plot diagram of the examined models



شکل ۹ –نمودار تیلوربخش صحت سنجی مدل‌های هیبرید مورد بررسی

Figure 9 - Taylor's diagram of validation of the hybrid models

نمودار عملکرد مدل تیلور در کلیهٔ چاه‌های پیزومتر مورد بررسی در شکل ۹ نشان می‌دهد که مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی-موجک دارای بالاترین کارایی و عملکرد بوده است؛ زیرا انحراف معیار پیش‌بینی شده نوسانات سطح آب زیرزمینی نزدیک‌ترین فاصله به انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی را دارد و ضریب همبستگی نیز بالاترین میزان را نشان می‌دهد. با توجه به تمام معیارهای ارزیابی در کنار هم، مدل W-ANN بالاترین قدرت پیش‌بینی و مدل GWO-ANN قابلیت پیش‌بینی کم‌تری دارد.

٤- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر عملکرد مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی–موجک، شبکهٔ عصبی مصنوعی–خفاش، شبکهٔ عصبی مصنوعی–گرگ خاکستری را جهت شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی چهار چاه پیزومتری دشت خرم آباد واقع در استان لرستان با استفاده از پارامترهای بارش، دما، دبی جریان و تراز سطح ایستابی در طی دورهٔ آماری (۱۴۰۲–۱۳۸۲) مورد ارزیابی قرار گرفت. مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهداتی با سطح آب زیرزمینی تخمین زده شده این مدل با استفاده معیارهای ارزیابی بررسی شد.

نتایج حاصل از عملکرد مدل‌های هیبریدی شبکهٔ عصبی مصنوعی–موجک، شبکهٔ عصبی مصنوعی–خفاش ، شبکهٔ عصبی مصنوعی– گرگ خاکستری با توجه به دورهٔ آماری ۱۳۸۲–۱۴۰۲ نشان داد مدل‌های مورد بررسی در سناریو ترکیبی شامل کلیهٔ پارامترهای ورودی از عملکرد بهتری به دلیل افزایش حافظه برخوردار هستند و مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی–موجک دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی دارد همچنین نتایج حاصل از نمودار باکس پلات نشان داد مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی–موجک نزدیک به مقادیر مشاهداتی براورد نموده است به‌گونه‌ای که در مقادیر کمینه، بیشینه، میانه، چارک اول و سوم بخوبی برآورد نموده است و این امر ناشی از جدا نمودن سیگنال‌ها به دو دستهٔ بالاگذر و پایین گذر در تبدیل موجکWT است. بنابراین، با توجه به افت سطح آب زیرزمینی طی ۲۰ سال بررسی شده پیشنهاد می‌شود نصب کنتور هوشمند بر روی تمامی چاه‌های کشاورزی و صنعتی صورت گیرد و همچنین از حفر چاه‌های غیرمجاز جلوگیری به‌عمل آید. همچنین با اطلاع رسانی به مالکان چاه‌های کشاورزی از کشت محصولات آبدوست جلوگیری شود. این راهکار به نوبهٔ خود برای تسهیل توسعه و پیاده‌سازی استراتژی‌های مدیریت آب‌های زیرزمینی مفید است و گامی در جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی به‌منظور بهبود کمیت منابع آب‌های زیرزمینی است.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از شرکت آب منطقه‌ای لرستان جهت در دسترس نمودن امار و اطلاعات کمال تشکر را دارند.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده شده در این پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

مشارکت نویسندگان

رضا دهقانی: مفهوم سازی، انجام تحلیل‌های نرم افزاری/آماری، نگارش نسخه اولیه مقاله

رضا چمن پیرا: راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج

ایرج ویسکرمی: مفهوم سازی، مشاوره، بازبینی متن مقاله، تحلیل‌های آماری

منابع

عالم‌پور رجبی، فرناز، قربانی، محمدعلی، و اسدی، اسماعیل (۱۴۰۲). مدل‌سازی فرایند تبخیر با استفاده از الگوریتم هیبریدی پرنده کوت و شبکه عصبی مصنوعی. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۱-۱۲. doi: 10.22098/MMWS.2023.12692.1266

زهساز، کیمیا، دربندی، صابره، و میرزانیا، احسان (۱۴۰۲). مدل‌سازی زمانی و مکانی بارش با استفاده از MLR، ANN و الگوریتم هیبریدی HBA-ANN. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۱۲-۲۵. doi: 10.22098/MMWS.2023.12779.1273

میرزانیا، احسان، ملک احمدی، حسین، شاه‌محمدی، یادگار، و ابراهیم‌زاده، علی (۱۴۰۰). تأثیر موجک بر افزایش دقت مدل‌های تخمینی در مدل‌سازی بارش-رواناب (مطالعهٔ موردی: حوضهٔ صوفی‌چای). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۱ (۳)، ۶۹-۷۹. doi: MMWS.2021.9335.1035/10.22098

References

Alampour Rajabi, F., Ghorbani, M.A., & Asadi, E. (2023). Modeling of the evaporation process using the hybrid algorithm of the Kot bird and the artificial neural network. *Water and Soil Modeling and Management*, *4*(2), 1-12. doi:10.22098/MMWS.2023.12692.1266 [In Persian]

Amuda, A., Brest, J., & Mezura-Montes, E. (2013). Structured Population Size Reduction Differential Evolution with Multiple Mutation Strategies on CEC 2013 real parameter optimization. *In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Cancun, Mexico, Pp. 1925–1931. doi: 10.1109/CEC.2013.6557794

Bahmani, R., Taha, B.M., & Ouarda, J. (2021) Groundwater level modeling with hybrid artificial intelligence techniques. *Journal of Hydrology*, *595*(4), 625-642. doi: 10.1016/j.jhydrol.2020.125659

Dehghani, R., & Babaali, H. (2022). Evaluation of Statistical Models and Modern Hybrid Artificial Intelligence in Simulation of Runoff Precipitation Process. Sustain. *Water Resour. Manag*, *154*(8), 225-242. doi: 10.1007/s40899-022-00743-9

Dehghani, R., & Torabi Poudeh, H. (2020). Applying hybrid artificial algorithms to the estimation of river flow: a case study of Karkheh catchment area. *Arabian Journal of Geosciences*, *6*(2), 426-448. doi: 10.1007/s12517-021-07079-2

Dehghani, R., & Torabi, H. (2021a). Application of novel hybrid artificial intelligence algorithms to groundwater simulation. *International Journal of Environmental Science and Technology*, *14*(3), 242-258. doi: 10.1007/s13762-021-03596-5

Dehghani, R., & Torabi, H. (2021b). Dissolved oxygen concentration predictions for running waters with using hybrid machine learning techniques. *Modeling Earth Systems and Environment*, *18*(4), 324-341. doi: 10.1007/s40808-021-01253-x

Dehghani, R., & Torabi, H. (2022). The effect of climate change on groundwater level and its prediction using modern meta- heuristic model. *Groundwater for Sustainable Development*, *16*(4), 224-238. doi: 10.1016/j.gsd.2021.100702

Dehghani, R., Torabi Poudeh, H., Younesi, H., & Shahinejad, B. (2020a). Daily Streamflow Prediction Using Support Vector Machine-Artificial Flora (SVM-AF) Hybrid Model. *Acta Geophysica*, *68*(6), 51-66. doi: 10.1007/s11600-020-00472-7

Dehghani, R., Torabi Poudeh, H., Younesi, H., & Shahinejad, B. (2020b). Forecasting Daily River Flow Using an Artificial Flora–Support Vector Machine Hybrid Modeling Approach (Case Study: Karkheh Catchment, Iran). *Air, Soil, and Water Research*, *14*(2), 22-35. doi: 10.1177/1178622120969659

Emamgholizadeh, S., Moslemi, K., & Karami, G. (2014). Prediction the Groundwater Level of Bastam Plain (Iran) by Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). *Water Resources Management*, *28*(3), 5433–5446. doi: 10.1007/s11269-014-0810-0

Feng, F., Ghorbani, H., & Radwan, A. (2023). Predicting groundwater level using traditional and deep machine learning algorithms. *Frontiers in Environmental Science*,*12*(4), 266-280. doi: 10.3389/fenvs.2024.1291327

Ghorbani, M.A., Deo, R.C., Yaseen, Z.M., Kashani, M.H., & Mohammadi, B. (2017a). Pan evaporation prediction using a hybrid multilayer perceptron-firefly algorithm (MLP-FFA) model: case study in North Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, *133*(3–4),1119–1131. doi: 10.1007/s00704-017-2244-0

Jeihouni, E., Mohammadi, M., Eslamian, S., & Zareian, M.J. (2019). Potential impacts of climate change on groundwater level through hybrid soft-computing methods: a case study—Shabestar plain, Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, *191*(10), 620-632, doi: 10.1007/s10661-019-7784-6

Kaya, Y., Üneş, F., Demirci, M., Taşar, B., & Varçin, H. (2018). Groundwater level prediction using artificial neural network and M5 tree models. *Aerul si Apa Componente ale Mediului*, *6*(4), 371-381. doi:10.1504/IJHST.2016.079356

Kisi, O., Karahan, M., & Sen, Z. (2006). River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach, *Hydrology of Process*, *20*(2), 4351-4362. doi:10.1002/hyp.6166

Malekzadeh, M., Kardar, S., Saeb, K., Shabanlou, S., & Taghavi, L. (2019). A novel approach for prediction of monthly ground water level using a hybrid wavelet and non-tuned self-adaptive machine learning model. *Water Resources Management*, *33*(4),1609–1628. doi: 10.1007/s11269-019-2193-8

Mirzania, E., Malek Ahmadi, H., Shah Mohammadi, Y., & Ebrahimzadeh, A. (2021). The effect of wavelet on increasing the accuracy of estimation models in rainfall-runoff modeling (case study: Sofichai basin). *Water and soil modeling and management*, *1*(3), 69-79. doi: 10.22098/MMWS.2021.9335.1035 [In Persian]

Mirzavand, M., & Ghazavi, R. (2015). A Stochastic Modelling technique for groundwater level forecasting in an arid environment using time series methods. *Water Resources Management*, *29*, 1315–1328. doi: 10.1007/s11269-014-0875-9

Moravej, M., Amani, P., & Hosseini-Moghari, M. (2020). Groundwater level simulation and forecasting using interior search algorithm-least square support vector regression (ISA-LSANN). *Groundwater for Sustainable Development*, *11*(1), 447-462. doi: 10.1016/j.gsd.2020.100447

Nagy, H., Watanabe, K., & Hirano, M. (2002). Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. *Journal of Hydraulics Engineering*, *128*(6), 558-559. doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:6(588)

Nourani, V., Alami, M.T., & Vousoughi, F.D. (2015). Wavelet-entropy data pre-processing approach for ANN-based groundwater level modeling. *Journal of Hydrology*, *524*(3), 255–269. doi: 10.1016/j.jhydrol.2015.02.048

Ostu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 9(1), 62-66. doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076

Sakizadeh, M., Mohamed, M.M.A., & Klammler, H. (2019). Trend Analysis and Spatial Prediction of Groundwater Levels Using Time Series Forecasting and a Novel Spatio-Temporal Method. *Water Resources Management*, *33*(2), 1425–1437. doi: 10.1007/s11269-019-02208-9

Sharafati, A., Haji, S.B., & Neshat, A. (2020). A new artificial intelligence strategy for predicting the groundwater level over the Rafsanjan aquifer in Iran. *Journal of Hydrology*, *591*(4), 336-352. doi: 10.1016/j.jhydrol.2020.125468

Shin, S., Kyung, D., Lee, S., Taik & Kim, J., & Hyun, J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, *28*(4), 127-135. doi: 10.1016/j.eswa.2004.08.009

Vapnik, V.N. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley, New York

Wang, D., Safavi, A.A., & Romagnoli, J.A. (2000). Wavelet-based adaptive robust M-estimator for non-linear system identification, *AIChE Journal*, *46*(4), 1607-1615. doi: 10.1002/aic.690460812

Wu, Z., Lu, C., Sun, Q., Lu, W., He, X., & Qin, T. (2023). Predicting groundwater level based on machine learning: a case study of the hebei plain. *Water, 15* (4), 823. doi:10.3390/w15040823

Zehsaz, K., Darbandi, S., & Mirzania, E. (2023). Temporal and spatial modeling of precipitation using MLR, ANN and HBA-ANN hybrid algorithm. *Water and Soil Modeling and Management*, *4*(2), 12-25. doi: 10.22098/MMWS.2023.12779.1273 [In Persian]