Archive of SID.ir

Original Article

Journal of
Aquifer and Qanat

Autumn and Winter 2025, Vol. 5, No. 2, pp 79-98

10.22077/jaaq.2025.8834.1096

Modeling Groundwater Level in Delfan Plain, Lorestan Province, Using Hybrid Metaheuristic Models

Ebrahim Nohani[1]✉ | **Hamidreza Babaali**[2] | **Reza Dehghani**[3]

1. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Materials and Energy Research Center, Dezful Branch, 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: Hr.babaali91@gmail.com

Received:
26 January 2025

Accepted:
16 March 2025

Published:
19 March 2025

Keywords:

Groundwater level, Artificial neural network, Metaheuristic optimization, Delfan plain.

Extended abstract

Abstract

Groundwater is often a crucial source of freshwater worldwide, particularly in arid and semi-arid regions. In these areas, groundwater resources are vital due to variable rainfall and high evaporation rates. Groundwater use is increasing in arid and semi-arid regions due to population growth, rapid economic development, increasing water demand, low cost, high quality, and widespread accessibility. However, the sustainable management of groundwater resources in arid and semi-arid regions is extremely challenging. This is because human activities have significantly complicated and non-linearized the groundwater cycle and its dynamic processes. Understanding and accurately predicting groundwater level fluctuations is essential for water managers and engineers to develop better strategies, mitigate the harmful effects of climate change, prevent over-exploitation of groundwater, and develop water resources.

Cite this article: Nohani, E., Babaali. H. & Dehghani., R. (2025). Modeling Groundwater Level in Delfan Plain, Lorestan Province, Using Hybrid Metaheuristic Models. *Journal of Aquifer and Qanat Title*, 5 (2), 79-98. DOI: http//doi.org/10.22077/jaaq.2025.8834.1096.

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/).

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

In recent years, due to the non-linear and complex nature of hydrogeological problems, models based on artificial intelligence approaches have been employed. These models are inspired by the nature of living organisms and are capable of solving problems of great complexity and scale. These models have drawn considerable attention from researchers in the field of groundwater level prediction. Therefore, this research uses optimization algorithms combined with artificial neural networks to estimate groundwater levels in the piezometric wells of Delfan County.

Materials and Methods

Delfan County, located in Lorestan Province, has numerous piezometric wells. Only two wells, named Cheshmeh Khani and Khalifeh Abad, have long-term, ten-year data records without missing data and were selected for this study. The groundwater level parameter for these two piezometric wells was examined, and the parameter for the rate of abstraction from the aquifer was obtained from the Lorestan Regional Water Company, which is approved by the Iran Water Resources Management Company. The parameter for the rate of abstraction from the Delfan County aquifer was extracted from the SAMAB system (Integrated System for Protection and Exploitation of Water Resources and Customer Affairs) of the Lorestan Regional Water Company for licensed wells with operating permits located within 500 meters of the piezometric wells under study. It is worth noting that there was one licensed agricultural well with an operating permit within the vicinity of the piezometric wells under study, and the output flow data from this well were used in this research. Additionally, Delfan County has a synoptic station, and temperature and precipitation data from this station, named Delfan, were used. Therefore, the parameters used in this research include precipitation §, temperature (T), groundwater level (H), and abstraction from water resources (q), every month from 2013 to 2023 (Persian calendar years 2013 to 2023). It should be noted that for modeling, 80% of the data (from 2013 to 2021) was randomly selected for training, and the remaining 20% (2022 to 2023) was used for testing, in a way that covers a wide range of data types. Therefore, in this research, to model the groundwater level of Delfan County, located in Lorestan Province, an artificial neural network model was used with wavelet, particle swarm, and whale algorithms.

Results and Discussion

In this study, an artificial neural network model with wavelet, particle swarm, and whale algorithms was used for the modeling process. The results showed that hybrid models, in combined scenarios including all input parameters to the model, have lower error compared to other scenarios. Therefore, increasing the number of effective parameters in hybrid models based on artificial neural networks leads to increased model performance. The results of the models examined, according to the evaluation criteria, showed that the artificial neural network model combined with wavelet transform in the Khalifeh Abad piezometric well, with the highest correlation coefficient of 0.962, the lowest root mean square error (RMSE) of 0.375 (m), the lowest mean absolute error (MAE) of 0.215 (m), and the highest Nash-Sutcliffe efficiency coefficient of 0.970, and in the Cheshmeh Khani piezometric well, with the highest correlation coefficient of 0.951, the lowest root mean square error (RMSE) of 0.436 (m), the lowest mean absolute error (MAE) of 0.224 (m), and the highest Nash-Sutcliffe efficiency coefficient of 0.960 performed better in the validation phase.

Conclusion

The research results, according to scenarios consisting of input parameters, showed that in all the models studied, increasing the number of effective parameters leads to better performance in estimating groundwater levels. In addition, the results obtained from the evaluation criteria showed that the artificial neural network-wavelet model has high accuracy and negligible error. Also, according to the graphs examined, the artificial neural network-wavelet model

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

estimated the groundwater level values close to their actual values, which is evident in the time series and Taylor diagrams. Wavelet transform, by providing time-frequency analysis, multi-resolution analysis, noise removal capability, and high flexibility, has increased the accuracy of the artificial neural network model. Also, in the whale and particle swarm algorithms, the accuracy of the model has decreased due to being trapped in local optima. Overall, it is recommended to use novel algorithms that do not get trapped in local optima to evaluate the accuracy of the selected model. It is also recommended to examine the selected model in other regions of the country.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقاله پژوهشی

مجله
آبخوان و قنات

دوره پنجم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۴۰۳، صفحات ۹۸-۷۹

10.22077/jaaq.2025.8834.1096

مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت دلفان استان لرستان با مدل‌های هیبریدی فرا ابتکاری

ابراهیم نوحانی [۱] | حمیدرضا باباعلی [۲]✉ | رضا دهقانی [۳]

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

✉نویسنده مسئول: Hr.babaali91@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۰۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۲۶
تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۲۹

کلیدواژه‌ها:
دلفان،
سطح آب زیرزمینی،
شبکه عصبی مصنوعی،
مدل‌سازی.

چکیده

آب‌های زیرزمینی اغلب یکی از منابع طبیعی مهم تأمین آب شیرین، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است و از اهمیت بالایی برخوردار است. این مطالعه یک تکنیک جدید و بسیار دقیق برای مدلسازی سطح آب زیرزمینی ارائه می‌دهد. در این تحقیق از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های موجک، نهنگ و ازدحام ذرات جهت مدلسازی سطح آب زیرزمینی استفاده شد. به‌عنوان مطالعه موردی از آمار و اطلاعات چاه‌های پیزومتری شهرستان دلفان واقع در استان لرستان طی سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ استفاده گردید. پارامترهای موردبررسی شامل بارش، دما، برداشت از منابع آب و سطح آب زیرزمینی، به‌صورت روزانه و در بازه زمانی ده ساله از سال ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲، طی ۴ سناریو ترکیبی مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفت. به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها از معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش-ساتکلیف استفاده شد. همچنین جهت تحلیل نتایج مدل‌ها از نمودار سری زمانی و تیلور استفاده شد. نتایج نشان داد سناریوهای ترکیبی در مدل‌های موردبررسی باعث بهبود عملکرد مدل می‌شود. همچنین نتایج حاصل از معیار ارزیابی نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک (ضریب همبستگی ۹۶۲-۰/۹۵۱، ریشه میانگین مربعات خطا ۲۲۴-۰/۴۳۶ متر، میانگین قدر مطلق خطا ۲۱۵-۰/۳۷۵ متر و ضریب نش ساتکلیف ۹۶۰-۰/۹۷۰) نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از عملکرد بهتری برخوردار است. درمجموع نتایج نشان داد استفاده از مدل‌های هوشمند مبتنی بر رویکرد شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند گامی مؤثر در جلوگیری از کاهش سطح آب زیرزمینی و پدیده فرونشست باشد.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقدمه

آب زیرزمینی اغلب یکی از منابع مهم آب شیرین طبیعی در سطح جهان، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است (Li et al.,2013). در این مناطق به‌دلیل میزان بارش متغیر و نرخ تبخیر بالا، منابع آب زیرزمینی حیاتی هستند (Jolly et al.,2008). استفاده از آب زیرزمینی به‌دلیل رشد جمعیت، توسعه سریع اقتصادی، تقاضا برای منابع آب، هزینه کم، کیفیت بالا و دسترسی گسترده در مناطق خشک و نیمه‌خشک در حال افزایش است (Mirzavand et al., 2015). همچنین، مدیریت پایدار منابع آب زیرزمینی در مناطق خشک و نیمه‌خشک بسیار چالش‌برانگیز است؛ زیرا تنش‌های ناشی از فعالیت‌های انسانی، چرخه آب زیرزمینی و فرآیندهای دینامیکی را بسیار پیچیده و غیرخطی کرده است (Sreekanth et al., 2011). آگاهی از نوسانات سطح آب زیرزمینی و پیش‌بینی دقیق آن برای مدیران و مهندسان آب به‌منظور اتخاذ استراتژی‌های بهتر، کاهش اثرات مخرب تغییرات آب و هوایی، جلوگیری از استفاده بیش از حد از آب زیرزمینی و توسعه منابع آب ضروری است (Jalalkamali et al.,2011). برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، دو رویکرد اصلی وجود دارد: رویکرد مدل‌سازی عددی مبتنی بر فیزیک (به‌عنوان‌مثال، MODFLOW، FEFLOW) و رویکرد مدل‌سازی مبتنی بر داده (به‌عنوان‌مثال، شبکه‌های عصبی مصنوعی، میانگین متحرک یکپارچه خودرگرسیو) (Adamowski & Chan, 2011). روش‌های عددی و سایر روش‌های فیزیکی با مفهوم‌سازی به درک مدل از فرآیندهای هیدرولوژیکی کمک می‌کنند، اما محدودیت‌های عملی دارند. اکثر این مدل‌ها پیچیده هستند زیرا به چندین ورودی مختلف و دقیق و مقدار زیادی داده در فرآیند کالیبراسیون و اعتبارسنجی مدل نیاز دارند (Jha & Sahoo, 2015). در بسیاری از مناطق، داده‌های هیدروژئولوژیکی به‌راحتی در دسترس نیستند و جمع‌آوری اطلاعات در مورد سطح آب زیرزمینی زمان‌بر و پرهزینه است. علاوه بر این، مفهوم‌سازی یک فرآیند زیرسطحی و دستیابی به پارامترهای آن به‌ناچار شامل عدم قطعیت است؛ زیرا اکثر این متغیرها به‌دلیل تغییرات مکانی و زمانی، رفتار پیچیده و غیرخطی دارند. رفتار غیرخطی این متغیرها عمدتاً باعث عدم قطعیت در نتایج پیش‌بینی می‌شود و ارزیابی دقیق آن‌ها را دشوار می‌کند (Mustafa et al.,2012). علاوه بر این، دستیابی به پیش‌بینی دقیق معمولاً مهم‌تر از درک فرآیند و فهم مکانیسم‌هایی است که آن را ایجاد می‌کنند. بنابراین مدل‌های ساده مبتنی بر داده (مانند مدل‌های هوش مصنوعی) می‌توانند جایگزین خوبی باشند (Ebrahimi & Rajaee ,2017).

در سال‌های اخیر به‌دلیل ماهیت غیرخطی و پیچیده مسائل هیدروژئولوژی از مدل‌های مبتنی بر رویکرد هوش مصنوعی استفاده نمودند. این مدل‌ها از طبیعت موجودات زنده الهام گرفته و قادرند مسائل با پیچیدگی و گستردگی فراوان را حل نمایند. این مدل‌ها در زمینه پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی موردتوجه محققین قرار گرفته است. برای مثال، نخعی و صابری نصر (Nakhaei and Saberi Nasr,2012a) جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت قروه از مدل عددی و شبکه عصبی موجک استفاده کردند. نتایج مطالعه آنها نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک از عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های عددی برخوردار است. همچنین در پژوهشی دیگر نخعی و صابری نصر (Nakhaei and Saberi Nasr,2012b) جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت قروه از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک استفاده کردند. یافته‌های آنها حاکی از این بود که مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی-موجک ابزاری مفید در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی است. افزل و همکاران (Afzaal et al.,2020) جهت بررسی سطح آب زیرزمینی جزیره پرنس در کانادا از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده کردند. در این پژوهش از مدل‌های یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی مصنوعی (یک پرسپترون چندلایه)، حافظه کوتاه‌مدت و شبکه عصبی کانولوشنال استفاده کردند. متغیرهایی از جمله سطح آبراهه، جریان آبراهه، بارش، رطوبت نسبی، میانگین دما، تبخیر و تعرق، درجه حرارت روز، دمای نقطه شبنم و تبخیر و تعرق برای دوره ۲۰۱۷-۲۰۱۱ به‌عنوان متغیرهای ورودی استفاده شد. یافته‌های آنها نشان داد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از دقت بهتری برخوردار است. میرزانیا و همکاران (Mirzania et al., 2023) به‌منظور ارزیابی سطح آب‌های زیرزمینی دشت شبستر از مدل شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم هاک هریس استفاده کردند. در این پژوهش از داده‌های سطح

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

آب زیرزمینی به‌صورت ماهانه طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۹ به‌صورت ۷ سناریو ترکیبی بهره گرفتند. نتایج پژوهش مذکور نشان داد مدل در سناریو متشکل از کلیه داده‌های ورودی عملکرد بهتری از خود نشان داده است. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی –الگوریتم هاک هریس از دقت مطلوبی برخوردار است. علاوه بر این، بوباکران و همکاران (Bubakran et al.,2023) از مدل‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه‌های عصبی پیش‌خور و همچنین ماشین‌های بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی آبخوان زیوه در استان آذربایجان غربی استفاده کردند. در این پژوهش از پارامترهای بارش، دما و سطح آب هفت چاه پیزومتر با مقیاس زمانی ماهانه طی سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۸ بهره گرفتند. نتایج نشان داد مدل منفرد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از دقت بیشتر و خطای کمتری برخوردار است. میربلوکی و همکاران (Mirboluki et al ,.2024) به‌منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت مشهد از مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. در این پژوهش از داده‌های ۸۶ حلقه چاه پیزومتر دشت مشهد بهره گرفتند. همچنین جهت مدلسازی از روش یادگیری عمیق جدید، حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت (LSTM)، با بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده کردند. نتایج نشان داد مدل ترکیبی حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت-گرگ خاکستری نسبت به مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی –گرگ خاکستری از دقت بیشتری برخوردار است. در پژوهشی فنگ و همکاران (Feng et al.,2024) جهت تخمین سطح آب زیرزمینی شهرستان ایذه واقع در کشور ایران از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین سنتی و عمیق، از جمله شبکه عصبی کانولوشن، شبکه عصبی تکراری، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و شبکه متخاصم مولد استفاده کردند. از پارامترهای نرخ برداشت آب زیرزمینی، میزان بارندگی و دبی رودخانه به‌عنوان ورودی برای فرآیند مدلسازی بهره گرفتند که نتایج نشان داد شبکه عصبی کانولوشن به‌عنوان ابزاری مفید در تخمین سطح آب زیرزمینی می‌باشد. درمجموع با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده، کارایی مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد سطح آب زیرزمینی و سایر مطالعات منابع آب مورد تایید قرار گرفته است؛ بنابراین مدل‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در برآورد سطح آب زیرزمینی و مسائل هیدروژئولوژی مورداستفاده قرار گیرد. در سال‌های گذشته پژوهش‌های متعددی در زمینه استفاده از شبکه عصبی مصنوعی منفرد جهت مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی انجام‌شده است و نتایج آن با کاهش دقت مدل همراه بوده است (Rajaee et al.,2022). امروزه به‌منظور افزایش دقت، کاهش خطا و کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی، از ترکیب این مدل با الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌ساز به‌عنوان یک راهکاری مناسب جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده‌شده است که نتایج مطلوبی ارائه داده است (Jalalkamali and Jalalkamali,2018). در این پژوهش نیز از مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-موجک، شبکه عصبی مصنوعی-نهنگ و شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات جهت مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتر شهرستان دلفان واقع در استان لرستان استفاده شد. شهرستان دلفان یکی از مهم‌ترین شهرستان‌های استان لرستان می‌باشد. در این شهرستان جهت رشد و نمو محصولات کشاورزی، تولید محصولات آبزی و شرب از منابع آب زیرزمینی استفاده می‌نمایند. این امر سبب شده است در طی سال‌های اخیر با مخاطره جدی کمبود منابع آب زیرزمینی مواجه شود. بنابراین تحلیل و بررسی سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتر این منطقه موردمطالعه امری لازم و ضروری است. از طرف دیگر اگرچه استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده برای تخمین سطح آب زیرزمینی استفاده‌شده است؛ تاکنون پژوهشی در زمینه استفاده و مقایسه الگوریتم‌های فرا ابتکاری ازدحام ذرات و نهنگ در این منطقه موردمطالعه انجام‌نشده است. بنابراین در این پژوهش از الگوریتم‌های بهینه‌سازی باهدف ترکیب با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتری شهرستان دلفان استفاده شد.

مواد و روش‌ها

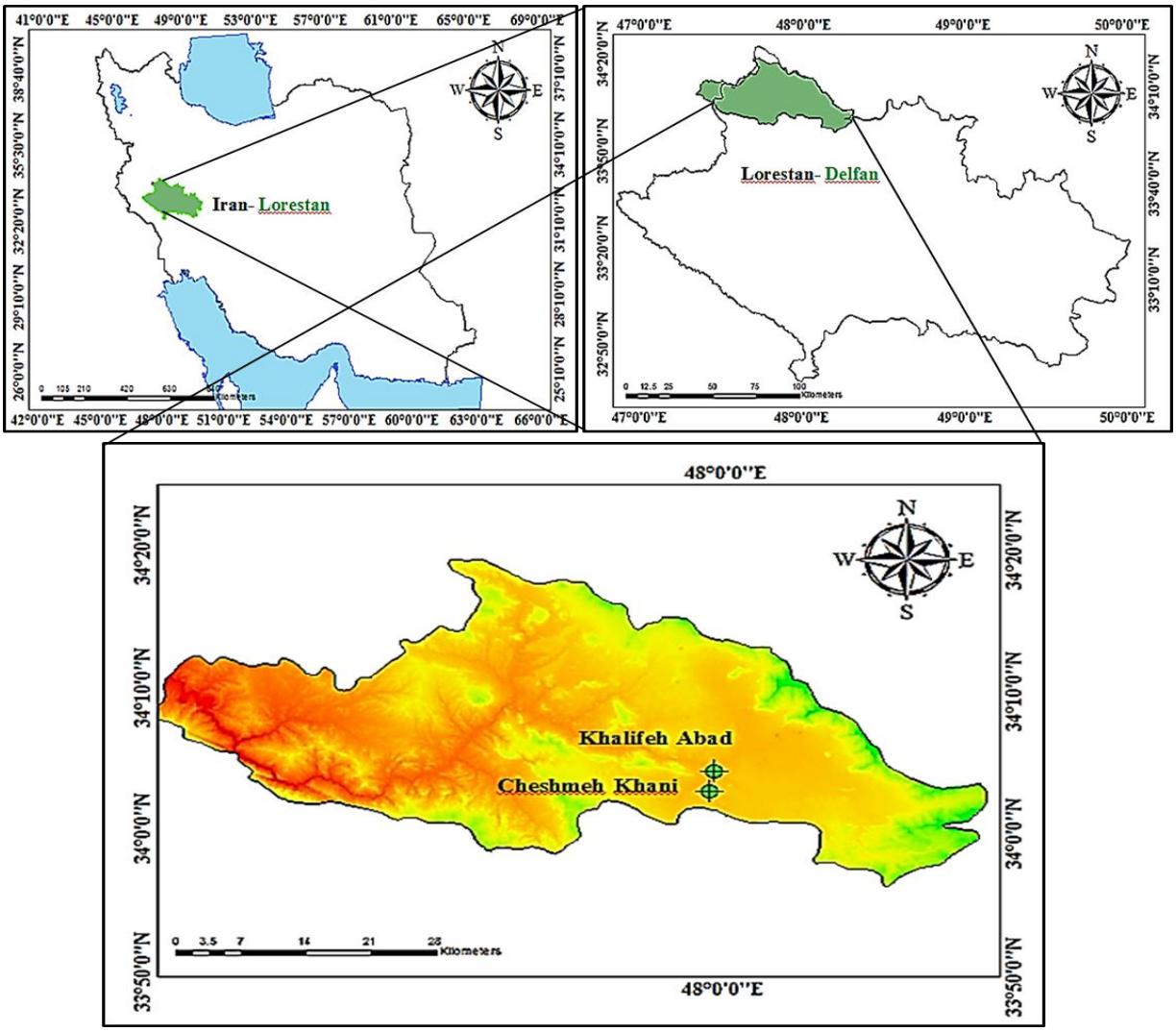
منطقه موردمطالعه

دشت دلفان یکی از دشت‌های استان لرستان است که در شمال این استان و در اطراف شهر نورآباد (دلفان) قرار

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

گرفته است. این دشت در بین طول‌های جغرافیایی ۴۷ درجه و ۲۱ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۱۹ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۳ درجه و ۴۸ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۲۲ دقیقه شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). این دشت در ارتفاع ۱۷۰۰ متری از سطح دریا و در بین رشته‌کوه‌های زاگرس واقع‌شده و مساحت کل دشت در حدود ۳۰۰ کیلومترمربع می‌باشد. مساحت محدوده موردمطالعه حدود ۷۷/۱۸۳ کیلومترمربع است. چاه‌های بهره‌برداری در این منطقه اکثراً برای تأمین آب کشاورزی مورداستفاده قرار می‌گیرند. میانگین بارندگی سالانه در دشت ۴۸۰ میلی‌متر و آبخوان این منطقه دارای ۱۰ چاه پیزومتری است. تنها دو چاه چشمه خانی و خلیفه آباد دارای آمار ۱۰ ساله و فاقد داده‌های گمشده هستند که اطلاعات آن‌ها از شرکت آب منطقه‌ای استان لرستان اخذ شد و در این پژوهش موردبررسی قرار گرفت. در شکل ۱ موقعیت چاه‌های پیزومتری موردبررسی نشان داده‌شده است.



شکل ۱. منطقه موردمطالعه.

Fig 1. Study Area.

جدول ۱. موقعیت جغرافیایی پیزومترهای موردمطالعه.

Table 1. Geographical Location of The Studied Piezometers.

شماره Number	پیزومتر Piezometer	طول جغرافیایی Longitude	عرض جغرافیایی Latitude	ارتفاع Elevation (m)
1	Cheshmeh Khani	47˚58' 56"	34˚2' 57"	1824
2	Khalifeh Abad	47˚59' 17"	34˚4' 20"	1804

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

داده‌های مورداستفاده

شهرستان دلفان در استان لرستان دارای چاه‌های پیزومتری متعددی می‌باشد. تنها دو حلقه چاه با نامهای چشمه خانی و خلیفه آباد دارای آمار بلند مدت ده ساله بوده و فاقد داده گمشده می‌باشند، انتخاب شدند. پارامتر سطح آب زیرزمینی دو چاه پیزومتری مورد بررسی و پارامتر میزان برداشت از آبخوان از شرکت آب منطقه‌ای لرستان که مورد تایید شرکت مدیریت منابع آب ایران می‌باشد، اخذ شد. پارامتر میزان برداشت از آبخوان شهرستان دلفان از چاه‌های مجاز دارای پروانه بهره‌برداری که در فاصله ۵۰۰ متری چاه‌های پیزومتری مورد بررسی حفر شده است از سامانه ساماب (سامانه یکپارچه حفاظت و بهره‌برداری منابع آب و امور مشترکین) شرکت آب منطقه‌ای لرستان استخراج شد. قابل ذکر است در فاصله چاه‌های پیزومتری مورد بررسی یک چاه کشاورزی مجاز دارای پروانه بهره‌برداری وجود داشت که در این پژوهش از داده‌های دبی خروجی این چاه استفاده شد. همچنین شهرستان دلفان دارای یک ایستگاه سینوپتیک بوده که از داده‌های دما و بارش این ایستگاه که به نام دلفان است، استفاده شد. در اشکال ۲ تا ۶ سری زمانی داده‌های مورد استفاده نشان داده شده است. بنابراین پارامترهای مورداستفاده در این پژوهش شامل بارش (P)، دما (T)، سطح آب زیرزمینی (H) و برداشت از منابع آب (q) به‌صورت ماهانه در سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ می‌باشند. در جدول ۱ ویژگی‌های آماری پارامترهای استفاده‌شده (بارش، دما، سطح آب زیرزمینی و برداشت از منابع آب) جهت فرآیند مدلسازی، ارائه‌شده است. لازم به ذکر است جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها (از سال ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۰) برای آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده (۱۴۰۱ تا ۱۴۰۲) جهت آزمون، به‌صورت تصادفی، که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد (Nagy et al.,2002; Kisi and Karhan,2006).

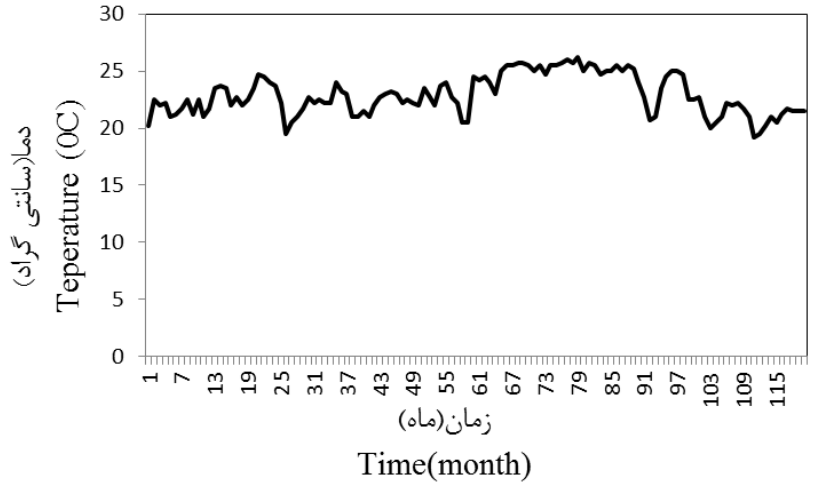
جدول ۱. محدوده پارامتر مورداستفاده جهت آموزش و صحت سنجی داده‌ها.

Table 1. Parameter Range Used for Training and Data Validation.

پیزومتر Piezometer	آموزش Training			آزمون Testing		
	مینیمم Minimum	میانگین Mean	ماکزیمم Maximum	مینیمم Minimum	میانگین Mean	ماکزیمم Maximum
دما Temperature	19.5	23.27	26.25	19.25	21.55	25
بارش Precipitation	0	44.43	291	0	61.25	185.5
برداشت از منابع آب water withdrawal	1	11.95	35	3	15.83	35
چشمه خانی Cheshmeh Khani	1.02	4.62	7.68	3.15	4.6	5.8
خلیفه آباد Khalifeh Abad	1.69	6.18	8	5.75	7.12	9.37

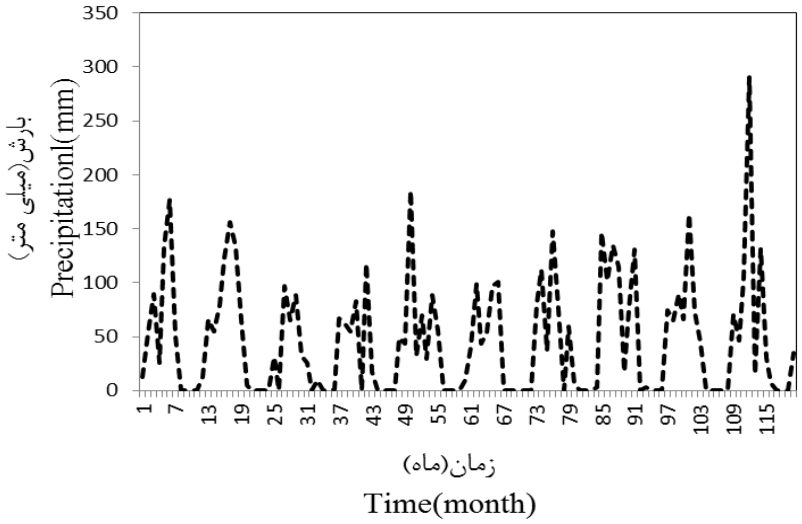
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



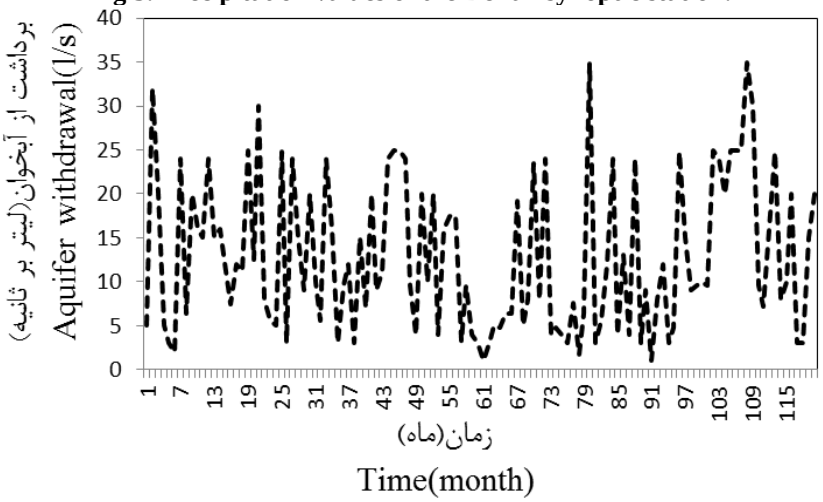
شکل ۲. مقادیر پارامتر دما ایستگاه سینوپتیک دلفان.

Fig 2. Temperature Parameter Values of Delfan Synoptic Station.



شکل ۳. مقادیر بارش ایستگاه سینوپتیک دلفان.

Fig 3. Precipitation values of the Delfan synoptic station.

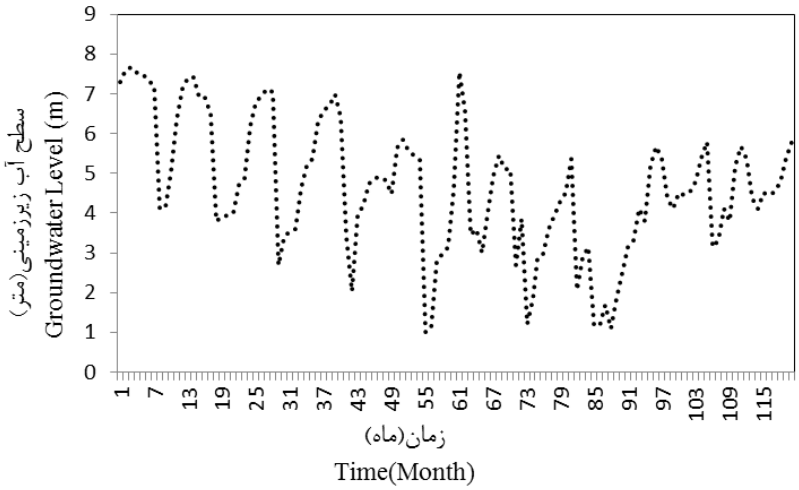


شکل ۴. مقادیر برداشت از آبخوان (چاه مجاز دارای پروانه بهره‌برداری).

Fig 4. Withdrawal Values from Aquifer (Permitted Well with Exploitation License).

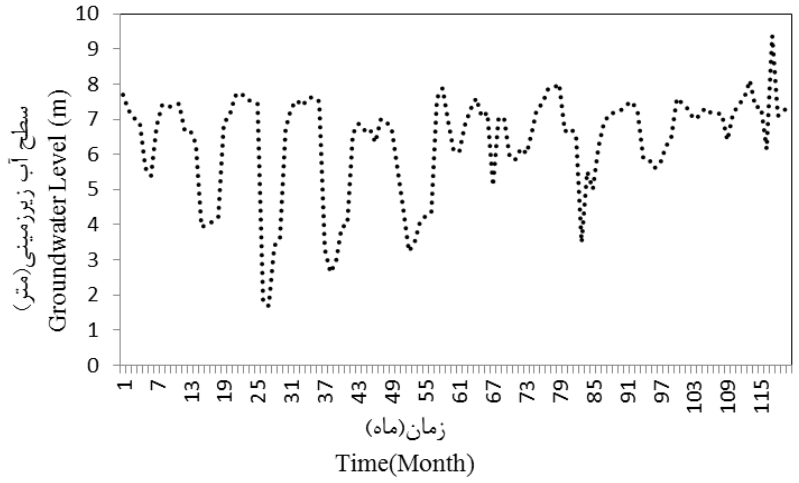
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۵. مقادیر سطح آب زیرزمینی چاه چشمه خانی.

Fig 5. Groundwater Level Values of Cheshmekhani Well.



شکل ۶. مقادیر سطح آب زیرزمینی چاه خلیفه آباد.

Fig 6. Groundwater Level Values of Khalifa Abad Well.

شبکه عصبی مصنوعی

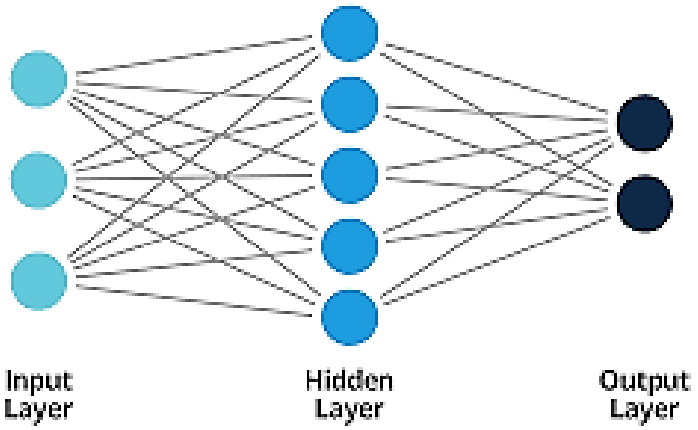
امروزه شبکه عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژی و مدیریت منابع آب کاربرد وسیعی دارد (Nourani et al.,2011). ساختار شبکه عصبی معمولاً از لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی تشکیل‌شده است. لایه ورودی یک‌لایه انتقال‌دهنده و وسیله‌ای برای تهیه کردن داده‌ها، لایه خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه و لایه میانی یا مخفی که از گره‌های پردازشگر تشکیل‌شده‌اند، محل پردازش داده‌ها است. نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی مصنوعی با معرفی شبکه‌های پرسپترون چندلایه انجام گرفت. در این شبکه‌ها ثابت‌شده است که از میان الگوریتم‌های یادگیری، الگوریتم پس انتشار خطا با سناریو شبکه پیش‌خور و تعداد سه لایه به‌طور رضایت بخشی در حل مسائل پیچیده مهندسی، شبیه‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی کاربرد دارد (Nourani et al.,2009). از رایج‌ترین توابع محرک استفاده‌شده در شبکه‌های انتشار برگشتی می‌توان توابع محرک سیگموئید و تانژانت هیپربولیک ذکر کرد (Hornik,1998). در این پژوهش از مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پرسپترون با تعداد نورون‌های متفاوت استفاده شد. تابع تانژانت هایپربولیک متداول‌ترین شکل از توابع محرک است، که در این تحقیق از آن برای ساخت لایه خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردید. آموزش شبکه‌های پرسپترون چندلایه با استفاده از

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

الگوریتم آموزش پس انتشار خطا به نام الگوریتم لونبرگ - مارکوارت به‌دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه، انجام گرفت. همچنین از ترکیبات مختلف توابع محرک در لایه مخفی استفاده شد. تعداد تکرارهای لازم در فرآیند یادگیری شبکه ۱۰۰۰ در نظر گرفته‌شده و عملکرد شبکه به‌کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. تعداد نورون‌های موجود در لایه ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مسئله موردبررسی مشخص می‌شود. به‌طوری‌که تعداد نورون‌های موجود در لایه پنهان با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطای مدل مشخص می‌گردد. روند کار با تعداد نورون‌های کم آغاز و افزودن نورون‌های اضافی تا زمانی ادامه می‌یابد، که افزایش نورون‌های بیشتر تأثیری در بهبود خطا نداشته باشد. در این پژوهش از تابع نمونه‌ای از ساختار شبکه سه لایه‌ای متشکل از یک‌لایه ورودی، یک‌لایه مخفی، و یک‌لایه خروجی در شکل ۷ نشان داده‌شده است. لازم به ذکر است در شبکه عصبی مصنوعی به‌دلیل ماهیت توابع فعال‌سازی باید دامنه پارامترهای مورداستفاده در محدوده توابع محرک باشند؛ بنابراین از فرمول زیر جهت نرمال‌سازی استفاده شد:

$$X_n=0.1+0.8\frac{X_i-X_{min}}{X_{max}-X_{min}} \quad (۱)$$



شکل ۷. نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه.

Fig 7. Overview of a Three-Layer Artificial Neural Network.

تبدیل موجک

تبدیل موجک به‌عنوان روشی جایگزین برای تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه ارائه‌شده است و هدف از ارائه‌ی آن، غلبه بر مشکلات مربوط به قدرت تفکیک‌پذیری فرکانس در تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه است. در تبدیل موجک همانند تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه، سیگنال موردنظر به پنجره‌هایی تقسیم‌شده و تبدیل موجک بر روی هرکدام از این پنجره‌ها به‌صورت جداگانه انجام می‌گیرد (Vapnik,1998). 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. به‌عبارت‌دیگر، در تبدیل موجک به‌جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان – مقیاس است. بر همین اساس با استفاده از تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا سیگنال منبسط‌شده و جزئیات سیگنال قابل تجزیه‌وتحلیل است و در مقیاس‌های پایین سیگنال منقبض‌شده و کلیات سیگنال قابل‌بررسی می‌باشد (Wang et al,2000). یک موجک به‌معنای موج کوچک، بخشی یا پنجره‌ای از سیگنال اصلی است که انرژی آن در زمان متمرکزشده 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 انتقال‌یافته و تفکیک‌شده سیگنال

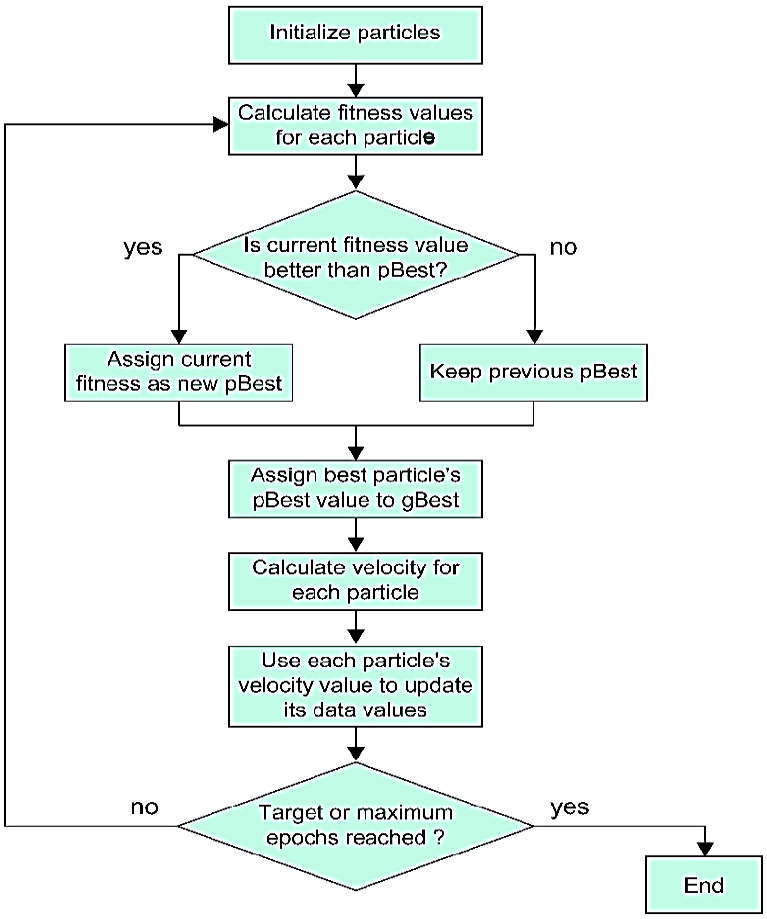
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مادر هستند که نوساناتی در یک طول متناهی داشته و شدیداً میرا هستند. بر اساس این ویژگی مهم تبدیل موجک، می‌توان سری‌های زمانی نامانا و گذرا را به‌صورت موضعی مورد تجزیه‌وتحلیل قرارداد .(Shin et al,2005) در این پژوهش از توابع مختلف موجک شامل هار، کلاه مکزیکی، مورلت استفاده شد. تابع موجک مورلت به‌دلیل آنکه مشتق دوم تابع گوسین می‌باشد از عملکرد بهتری برخوردار بود، انتخاب شد. تبدیل موجک مورلت با ارائه تحلیل زمان-فرکانس دقیق، قابلیت تنظیم فرکانس مرکزی، شکل مناسب برای تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی، و امکان استخراج اطلاعات فاز، یک ابزار قدرتمند برای تحلیل سیگنال‌ها در حوزه‌های مختلف است که حتی می‌تواند نویز را از سیگنال حذف نماید. روش‌های حذف نویز مبتنی بر موجک معمولاً عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی دارند، زیرا می‌توانند نویز را بدون از دست دادن جزئیات مهم سیگنال حذف کنند.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک الگوریتم فرا ابتکاری است که اولین بار توسط ابرهارت و کندی معرفی شد (Eberhart and Kennedy,1995). این الگوریتم از ماهیت رفتار پرندگان و ماهی‌های الهام گرفته است. به‌گونه‌ای که 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 به‌گونه‌ای است که ابتدا جمعیت اولیه تولید شده و بردارهای سرعت ذره در ابتدا صفر و بردار مکان به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود. در مرحله بعد، ارزیابی ارزش ذره صورت گرفته و سپس بهترین موقعیت فردی و سرعت ذره به‌روز می‌شود (Shrivatava et al.,2015). فلوچارت این الگوریتم در شکل زیر قابل‌مشاهده است.



شکل ۸. فلوچارت الگوریتم ازدحام ذرات.

Fig 8. Flowchart of the Particle Swarm Algorithm.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

الگوریتم نهنگ

الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ از جمله الگوریتم‌های فرا ابتکاری بوده که از طبیعت و رفتار موجودات زنده الهام گرفته و در زمینه‌های مختلف مورداستفاده قرار می‌گیرد که اولین بار توسط میرجلیلی و همکاران معرفی‌شده است (Mirjalili and Lewis.2016). این الگوریتم از رفتار نهنگ هنگام شکار الهام گرفته‌شده است؛ به‌گونه‌ای که نهنگ محل شکار را شناسایی و آن را محاصره می‌کند. در این الگوریتم فرض بر این است مناسب‌ترین راه‌حل شکار هدف است. در این الگوریتم پس‌ازآنکه بهترین هدف شکار را جستجو نمود، عوامل دیگر جستجو سعی بر آن دارند تا مکان خود را نسبت به بهترین شکار به‌روزرسانی کنند (Reddy and Saha,2022). رفتار این الگوریتم مطابق روابط زیر است.

$$\vec{D} = |\vec{C}.\vec{X} - \vec{X}(t)| \quad (۲)$$

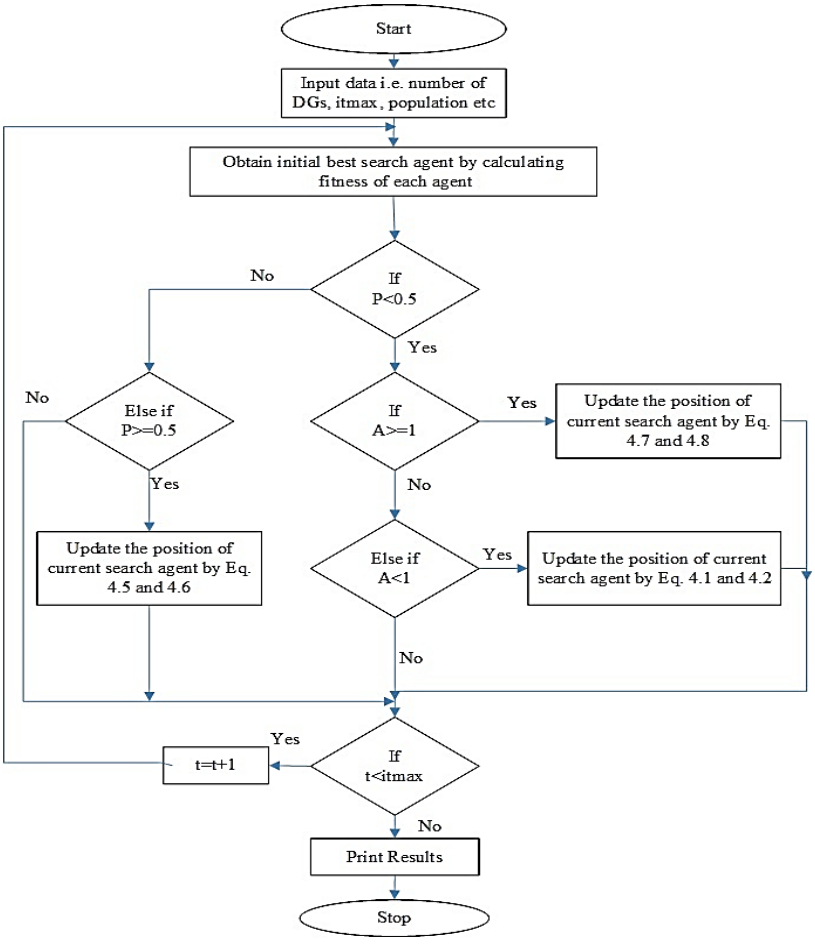
$$\vec{X}(+1) = \overrightarrow{X^*}(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (۳)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\vec{r} - \vec{a} \quad (۴)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \quad (۵)$$

که در آن A و C بردارهای ضرایب، X^* بردار مکان بهترین راه‌حل به‌دست آمده در حال حاضر و X بردار مکان است. بردارهای C و A به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند.

بازه a از مقدار بین صفرتا ۲ به‌صورت خطی در هر تکرار کاهش می‌یابد و r نیز یک بردار تصادفی در بازه صفرتا یک است. فلوچارت این الگوریتم در شکل زیر نشان داده‌شده است.



شکل ۹. فلوچارت الگوریتم نهنگ.

Fig 9 - Whale Algorithm Flowchart.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

معیار ارزیابی

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

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})\,(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})^2\ \sum_{i=1}^{N}(y_i-\bar{y})^2}}\quad 1\le R\le 1 \qquad (۶)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-y_i)^2} \qquad (۷)$$

$$MAE=\frac{\sum_{i=1}^{n}|x_i-y_i|}{n} \qquad (۸)$$

$$NS=1-\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{y})^2}\quad \infty\le NS\le 1 \qquad (۹)$$

در روابط بالا، R ضریب همبستگی، RMSE ریشه میانگین مربعات خطا برحسب m، NS معیار نش-ساتکلیف، x_i و y_i به‌ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی iام، N تعداد گام‌های زمانی، $\bar{x}$ و $\bar{y}$ نیز به‌ترتیب 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 سطح آب زیرزمینی شهرستان دلفان، واقع در استان لرستان، از مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های موجک، ازدحام ذرات و نهنگ استفاده شد. پارامترهای بارش (P)، دما (T)، سطح آب زیرزمینی (H) و برداشت از منابع آب (q) به‌صورت ماهانه در سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲، به‌عنوان ورودی و سطح آب زیرزمینی (H) به‌عنوان پارامتر خروجی مدل در چاه‌های پیزومتری چشمه خانی و خلیفه آباد به کار برده شد. هدف کلی از مدل‌های هوشمند بیان ارتباط بین متغیرهایی است که یافتن پیچیدگی آن‌ها در طبیعت کاری دشوار با عدم قطعیت بالا است. سطح آب زیرزمینی از پارامترهای مهم هیدروژئولوژی است که تخمین آن در گام‌های زمانی آینده از اهمیت بالایی برخوردار است. یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. در مدل‌های هوشمند انتخاب ورودی‌های اولیه مناسب و تأثیرگذار در پدیده به‌منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده باعث بهبود عملکرد خواهد شد. بنابراین، در سناریوسازی سطح آب زیرزمینی نیز سعی گردید تا مؤثرترین داده‌های مشاهداتی به‌عنوان داده‌های آموزشی انتخاب شود (Dehghani et al.,2020). بدین‌منظور ترکیب‌های مختلفی از پارامتر ورودی به‌منظور دستیابی به مدل بهینه جهت مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی استفاده شد که در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- ترکیب‌های منتخب پارامتر ورودی مدل‌های هیبریدی موردبررسی

Table 2- Selected Combinations of Input Parameters of the Investigated Models

Number	Input	Output
1	T(t)	H(t)
2	T(t), P (t)	H(t)
3	T(t), P (t), q (t)	H(t)
4	T(t), P (t), q (t), H (t-1)	H(t)

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

در این پژوهش جهت انجام فرآیند مدل‌سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های موجک، ازدحام ذرات و نهنگ استفاده شد. همان‌طور که در جدول ۳ مشخص است، مدل‌های هیبریدی در سناریو شماره ۴ که شامل کلیه پارامترهای ورودی به مدل می‌باشد از خطای کمتری نسبت به سایر سناریوها برخوردار است. بنابراین افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در مدل‌های هیبریدی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی منجر به افزایش عملکرد مدل می‌شود. نتایج مدل‌های موردبررسی در سناریو شماره ۴ در جدول ۳ نشان داده‌شده است. همان‌طور که در جدول مشخص است مدل شبکه عصبی مصنوعی با ترکیب تبدیل موجک در چاه پیزومتری خلیفه آباد با بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۶۲، کمترین ریشه میانگین مربعات ۰/۳۷۵ متر، کمترین میانگین قدر مطلق خطا ۰/۲۱۵ متر و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف ۰/۹۷۰ و در چاه پیزومتری چشمه خانی با بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۵۱، کمترین ریشه میانگین مربعات ۰/۴۳۶ متر، کمترین میانگین قدر مطلق خطا ۰/۲۲۴ متر و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف ۰/۹۶۰ در مرحله صحت سنجی عملکرد بهتری از خود نشان داده است .

در شکل ۱۰ نمودار سری زمانی مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مدل منتخب نشان داده‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک در هر دو چاه پیزومتری موردبررسی در تخمین کلیه مقادیر عملکرد مطلوبی از خود نشان داده است. به‌گونه‌ای که این مدل در چاه پیزومتری چشمه خانی در تخمین مقادیر مینیمم عملکرد نسبتاً ضعیفی داشته است؛ اما در مقادیر ماکزیمم و میانی عملکرد مطلوبی از خود نشان داده است. همچنین این مدل در چاه پیزومتری خلیفه آباد در تخمین مقادیر میانی، مینیمم و ماکزیمم عملکرد مناسبی داشته است.

در شکل ۱۱ نمودار تیلور مدل‌های موردبررسی قابل‌مشاهده است مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک از عملکرد بهتری برخوردار است، زیرا انحراف معیار پیش‌بینی‌شده سطح آب زیرزمین نزدیک‌ترین فاصله به انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی را دارد و ضریب همبستگی نیز بالاترین میزان را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است در چاه پیزومتری چشمه خانی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی-نهنگ و شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات با فاصله نزدیکی نسبت به یکدیگر قرار دارند اما در چاه پیزومتری خلیفه آباد مدل‌های موردبررسی از یکدیگر فاصله دارند.

بنابراین مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از عملکرد بهتری برخوردار است که این نتایج با پژوهش‌های ژو و همکاران (Zhou et al.,2017)، بهمنی و همکاران (Bahmani et al.,2021)، کاردان مقدم و همکاران (Kardan Moghadam et al.,2021) و دهقانی و زیدعلی‌نژاد (Zeidalinejad and Dehghani,2023) مطابقت دارد. در تحلیل این نتایج می‌توان بیان داشت برتری این مدل ناشی از تبدیل موجک می‌باشد که سیگنال‌های دریافتی را به دودسته بالا گذر و پایین گذر تقسیم نموده و در دسته بالاگذر قدرت تفکیک افزایش‌یافته که سبب می‌گردد مقادیر بیشینه سیگنال با دقت مطلوبی تجزیه‌وتحلیل گردد. همچنین، در تبدیل موجک میزان نویز شبکه را از بین برده و سبب افزایش دقت مدل می‌گردد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم نهنگ ترکیبی از بهینه‌سازی پیوسته و گسسته است که زمان رسیدن به یک راه‌حل بهینه را در یک منطقه جستجوی وسیع کاهش می‌دهد؛ زیرا از راه‌حل‌های بهینه محلی اجتناب می‌کند. این امر باعث می‌شود که الگوریتم برای حل مسائل غیرخطی با ابعاد بزرگ با سرعت مناسب در همگرایی به‌سمت یک جواب بهینه قابل‌قبول باشد. این امر سبب گردیده این مدل از دقت بالایی نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار باشد.

به‌طورکلی پیشنهاد می‌شود از مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-موجک و نهنگ به‌عنوان مدلی با خطای ناچیز برای حل مسائل غیرخطی با ابعاد بزرگ با سرعت مناسب در همگرایی به‌سمت یک جواب بهینه استفاده شود. همچنین، می‌توان این مدل‌ها را به‌عنوان راهکاری نوین در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی به‌منظور اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب جهت جلوگیری از افت بیش از حد منابع آب زیرزمینی در نظر گرفت.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر مطالعه موردی جهت ارزیابی عملکرد مدل فرا ابتکاری هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های موجک، نهنگ و ازدحام ذرات به‌منظور برآورد سطح آب زیرزمینی چاه‌های پیزومتری شهرستان دلفان واقع در استان لرستان صورت گرفت. جهت مدل‌سازی از پارامترهای بارش (P)، دما (T) و سطح آب زیرزمینی (H) و برداشت از منابع آب (q) به‌عنوان ورودی و سطح آب زیرزمینی (H) به‌عنوان خروجی مدل طی سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ استفاده شد. جهت 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 و تیلور استفاده گردید. نتایج تحقیق طبق سناریوهایی متشکل از پارامترهای ورودی نشان داد که در کلیه مدل‌های موردبررسی افزایش تعداد پارامترهای مؤثر منجر به عملکرد بهتر در برآورد سطح آب زیرزمینی می‌شود. علاوه بر این، نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی-موجک از دقت بالا و خطای ناچیزی برخوردار است. همچنین مطابق نمودارهای موردبررسی مدل شبکه عصبی مصنوعی –موجک مقادیر سطح آب زیرزمینی را نزدیک به مقدار واقعی‌شان برآورد نموده است که در نمودارهای سری زمانی و تیلور مشهود می‌باشد. تبدیل موجک با ارائه تحلیل زمان-فرکانس، تحلیل چند رزولوشن، قابلیت حذف نویز، انعطاف‌پذیری بالا سبب افزایش دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی گردیده است. همچنین در الگوریتم‌های نهنگ و ازدحام ذرات به‌دلیل به دام افتادن در نقاط بهینه محلی دقت مدل کاهش‌یافته است. درمجموع، پیشنهاد می‌گردد به‌منظور ارزیابی دقت مدل منتخب از الگوریتم‌هایی نوین که در نقاط بهینه محلی به دام نیفتند استفاده شود. همچنین بررسی مدل منتخب در سایر مناطق کشور صورت گیرد.

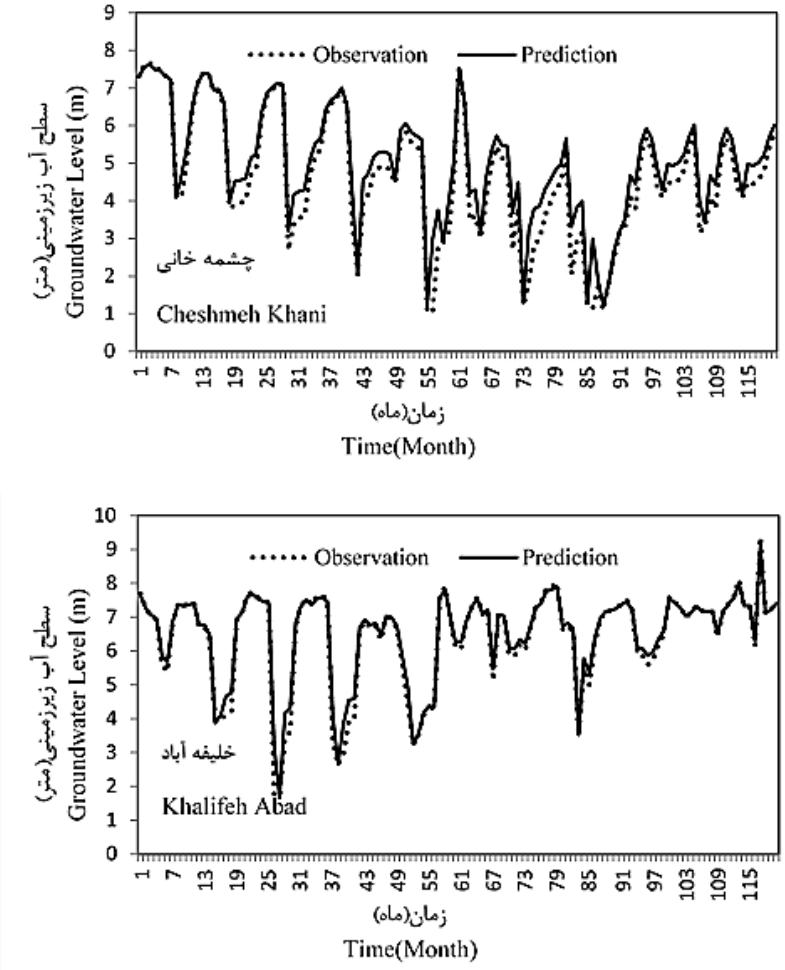
جدول ۳- عملکرد مدل‌های موردبررسی در برآورد سطح آب زیرزمینی

Table 4- Performance of the Studied Models in Estimating Groundwater Levels

مدل Model	چشمه خانی Cheshmeh Khani							
	آموزش Training				آزمون Testing			
	R	RMSE (m)	MAE (m)	NS	R	RMSE (m)	MAE (m)	NS
شبکه عصبی مصنوعی-موجک WANN	0.925	0.544	0.256	0.936	0.951	0.436	0.224	0.960
شبکه عصبی مصنوعی-نهنگ WOA-ANN	0.910	0.652	0.331	0.920	0.943	0.523	0.251	0.950
شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات PSO-ANN	0.900	0.763	0.372	0.907	0.911	0.617	0.304	0.920
مدل Model	خلیفه آباد Khalifeh Abad							
	آموزش Training				آزمون Testing			
	R	RMSE (m)	MAE (m)	NS	R	RMSE (m)	MAE (m)	NS
شبکه عصبی مصنوعی-موجک WANN	0.941	0.450	0.224	0.950	0.962	0.375	0.215	0.970
شبکه عصبی مصنوعی-نهنگ WOA-ANN	0.923	0.532	0.263	0.930	0.951	0.456	0.247	0.960
شبکه عصبی مصنوعی-ازدحام ذرات PSO-ANN	0.914	0.643	0.322	0.920	0.933	0.567	0.289	0.940

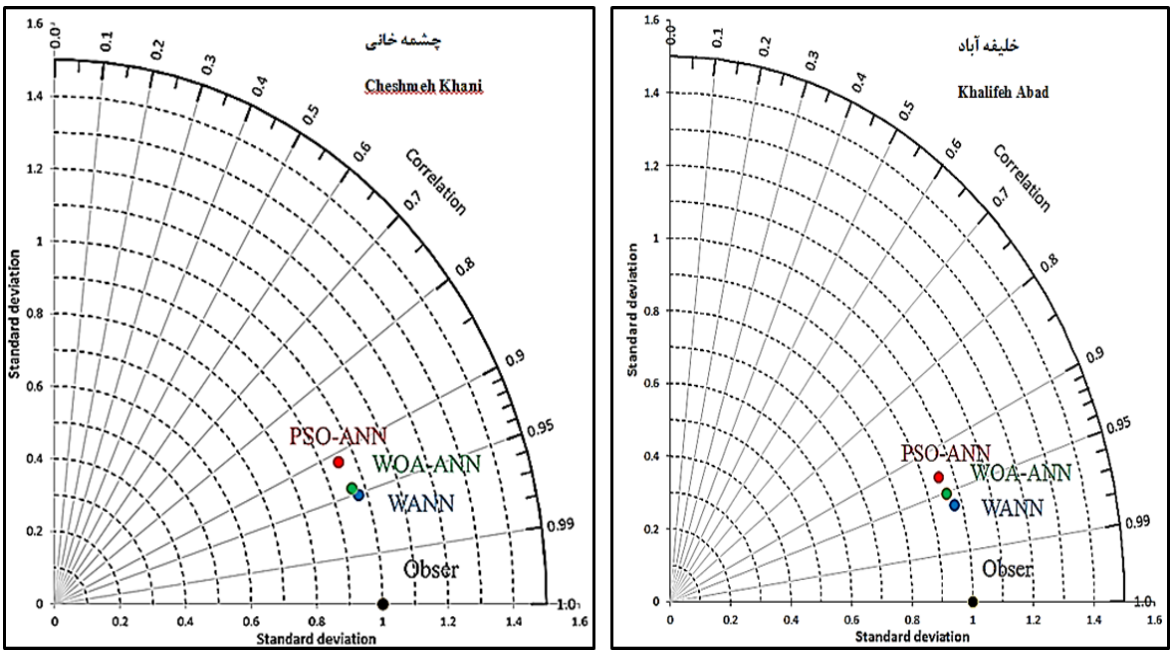
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۱۰. نمودار سری زمانی مدل‌های موردبررسی.

Fig 10. Time Series Chart of the Models Under Study.



شکل ۱۱. نمودار تیلور مدل‌های موردبررسی.

Figure 11. Taylor Diagram of the Models Under Study.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

منابع

Adamowski, J., Chan, H. F. (2011). A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology*, 407(2), 28-40. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.06.013

Afzaal, H., Farooque, A.A., Abbas, F., Acharya, B., Esau, T. (2019). Groundwater estimation from major physical hydrology components using artificial neural networks and deep learning. *Water* ,12(1),5–23.https://doi.org/10.3390/w12010005

Bahmani, R., Taha, B.M., Ouarda, J. (2021). Groundwater level modeling with hybrid artificial intelligence techniques. *Journal of Hydrology*, 595, 842-461.https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125659

Bubakran, K.S., Novinpour, E.A., Aghdam, F.S. (2023). A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in the Ziveh Aquifer–West Azerbaijan, NW Iran. *Arab J Geosci*,16, 287-299. https://doi.org/10.1007/s12517-023-11180-z

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*,15, 39-43.https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215

Ebrahimi, H., Rajaee, T. (2017). Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with a neural network, linear regression, and support vector machine. *Global and Planetary Change*, 148(4),181–191. https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.11.014

Feng, F., Ghorbani, H., Radwan, A. (2024).Predicting groundwater level using traditional and deep machine learning algorithms.*Frontiers in Environmental Science*, 12(4),525-537. https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1291327

Hornik, K. (1998). Multilayer feed-forward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366. https://doi.org/10.1016/0893-6080(89)90020-8

Jalalkamali, A., JalalKamali, N. (2018). Adaptive Network-based Fuzzy Inference System-Genetic Algorithm Models for Prediction 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

Jalalkamali, A., Sedghi, H., Manshouri, M. (2011). Monthly groundwater level prediction using ANN and neuro-fuzzy models: a case study on Kerman plain, Iran. *Journal of Hydroinformatics*, 13(3), 867-876. https://doi.org/10.2166/hydro.2010.034

Jha, M. K., Sahoo, S. (2015). Efficacy of neural network and genetic algorithm techniques in simulating spatiotemporal fluctuations of groundwater. *Hydrological Processes*, 29(2), 671–691. https://doi.org/10.1002/hyp.10166

Jolly, I. D., McEwan, K. L., Holland, K. L. (2008). A review of groundwater-surface water interactions in arid/semiarid wetlands and the consequences of salinity for wetland ecology. *Ecohydrology*, 1(2), 43–58. https://doi.org/10.1002/eco.6

Kardan Moghaddam, H., Ghordoyee Milan, S., Kayhomayoon, Z., Rahimzadeh kivi, Z., Arya Azar, N. (2021).The prediction of aquifer groundwater level based on a spatial clustering approach using machine learning. *Environ Monit Assess*, 193, 173 - 188. https://doi.org/10.1007/s10661-021-08961-y

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

Li, F., Feng, P., Zhang, W., Zhang, T.(2013). An integrated groundwater management mode based on control indexes of groundwater quantity and level. *Water Resources Management*, 27(3), 3273–3292. https://doi.org/10.1007/s11269-013-0346-8

Mirboluki, A., Mehraein, M., Kisi, O., Kuriqi, A., Barati, R. (2024). Groundwater level estimation using improved deep learning and soft computing methods. *Earth Sci Inform*, 17, 2587–2608. https://doi.org/10.1007/s12145-024-01300-y

Mirjalili, S., Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95(6), 51-67. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008

Mirzania, E., Ghorbani, M.A., Asadi, E. (2023). Enhancement of groundwater level prediction using a hybrid ANN-HHO model: a case study (Shabestar Plain in Iran). *Arabian Journal of Geosciences*, 16(2), 464-482. https://doi.org/10.1007/s12517-023-11584-x

Mirzavand, M., Khoshnevisan, B., Shamshirband, S., Kisi, O., Ahmad, R., Akib, S.(2015). Evaluating groundwater level fluctuation by support vector regression and neuro-fuzzy methods: a comparative study. *Natural Hazards*, 102(3), 1611–1612. https://doi.org/10.1007/s11069-015-1602-4

Mustafa, M. R., Isa, M. H., Rezaur, R. B. (2012). Artificial neural networks modeling in water resources engineering: infrastructure and application. *International Journal of Civil and Environmental Engineering*. 6(2), 128–136. https://doi.org/10.3390/w13152011

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)07339429(2002)128:6(588).

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

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

Zhou, T., Wang, F., Yang, Z.(2017). Comparative Analysis of ANN and SVM Models Combined with Wavelet Preprocessing for Groundwater Depth Prediction. *Water*,9(10),781-799. https://doi.org/10.3390 / w9100781

Nakhaei, M., Saberi Nasr, A. (2012a). Predicting groundwater level fluctuations in the Qorveh Plain using a wavelet neural network and comparing it with the MODFLOW numerical model.*Advanced Applied Geology*, 2(2), 47-58 (In Persian).

Nakhaei, M., Saberi Nasr, A. (2012b). A combined Wavelet- Artificial Neural Network model and its application to the prediction of groundwater level fluctuations.*Geopersia* , 2(2), 77-91. https://doi.org/10.22059/jgeope.2012.29233

Nourani, V., Kisi, Ö., Komasi, M. (2011).Two hybrid artificial intelligence approaches for modeling the rainfall-runoff process. *Journal of Hydrology*, 402(2), 41–59. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.03.002

Nourani, V., Alami, M. T., Aminfar, M.H. (2009). A combined neural-wavelet model for the prediction of Ligvanchai watershed precipitation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 22(2), 466–472. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.09.003

Rajaee, 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

Reddy, K., Saha, A.K. (2022). A modified Whale Optimization Algorithm for exploitation capability and stability enhancement. *Heliyon*, 8(10), 425-441. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11027

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

Shrivastava, M., Prasad, V., Khare, R.(2015). Multi-objective optimization of water distribution system using particle swarm optimization. *IOSR J. Mech. Civ. Eng*, 12(1), 21–28. https://doi.org/10.5004/dwt.2021.26944

Sreekanth, P. D., Sreedevi, P. D., Ahmed, S., Geethanjali, N.(2011). Comparison of FFNN and ANFIS models for estimating groundwater level. *Environmental Earth Sciences*, 62(4), 1301-1310. https://doi.org/10.1007/s12665-010-0617-0

Vapnik, V.N. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. *Springer*, New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1

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

Zeidalinejad, N., Dehghani, R.(2023). Use of meta-heuristic approach in the estimation of aquifer's

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir