Archive of SID.ir

Original Article

Journal of
Aquifer and Qanat

Autumn And Winter 2025, Vol. 5, No. 2, pp 139-154

10.22077/jaaq.2025.9046.1105

Evaluation of the Accuracy of Wavelet-Neuro-Fuzzy, Neuro-Fuzzy, and Wavelet Hybrid Models in Groundwater Level Prediction (Case Study: Birjand Plain)

Mehdi Dastuorani[1]✉ | **Amir Khayat**[2] | **Zahra Akhondi**[3]

1. Associate Professor, Department of Water Science and Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran.
2. PhD student in Irrigation and Drainage, University of Birjand, Birjand, Iran.
3. Graduated with an MSc in Hydraulic Structures from the University of Zabol, Zabol, Iran.

✉Corresponding Author: Mdastuorani@birjand.ac.ir

Received:
03 March 2025

Accepted:
10 April 2025

Published:
19 March 2025

Keywords:

Wavelet analysis,
groundwater level,
Birjand plain,
fuzzy neural network,
water resources management.

Extended abstract

Abstract

Given the scarcity of water resources and the importance of their optimal management, accurate prediction of groundwater level fluctuations is essential. Intelligent models such as time series, wavelet analysis, artificial neural networks, and support vector machines can help in the sustainable use of groundwater.

Objective: The objective of this study is to use a combined wavelet-fuzzy neural model to predict groundwater level in the Birjand Plain and compare its results with wavelet and fuzzy neural network models.

Methods

In this study, rainfall, evaporation, temperature, humidity, and groundwater level data from 16 piezometers for 18 statistical years (monthly) were used. The combined wavelet-fuzzy neural model, wavelet model, and fuzzy neural network were used to predict groundwater level, and their results were compared with each other.

Cite this article: Dastuorani, M., Khayat, A., & Akhondi, Z. (2025). Evaluation of the Accuracy of Wavelet-Neuro-Fuzzy, Neuro-Fuzzy, and Wavelet Hybrid Models in Groundwater Level Prediction (Case Study: Birjand Plain). *Journal of Aquifer and Qanat Title*, 5 (2), 139-154. DOI: http//10.22077/jaaq.2025.9046.1105

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

Results

The results showed that the combined wavelet-fuzzy neural model has higher accuracy in predicting groundwater level compared to other models, considering the root mean square error coefficient (RMSE=0.19) and Nash-Sutcliffe coefficient (NS=0.95).

RMSE	NS	Model
0.25	0.93	ANFIS
0.28	0.92	Analysis Wavelet
0.19	0.95	Wavelet-ANFIS

Discussion

The fuzzy neural wavelet model, due to the combination of useful features of the wavelet transform, neural networks, and fuzzy systems, not only increases the prediction accuracy but also can provide a more comprehensive view of the data.

Conclusion

The combined wavelet-fuzzy neural model has higher accuracy in simulating groundwater levels. For more accurate modeling, preprocessing of input data to the model is required. It is suggested that this model be compared with other intelligent methods and integrated with physical groundwater models. It is also recommended to use data with higher spatial accuracy.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقاله پژوهشی

مجله
آبخوان و قنات

دوره پنجم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۴۰۳، صفحات ۱۵۴-۱۳۹

10.22077/jaaq.2025.9046.1105

ارزیابی دقت مدل ترکیبی موجک - عصبی فازی، عصبی فازی و موجک در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت بیرجند)

مهدی دستورانی[۱]✉| امیر خیاط[۲]| زهرا آخوندی[۳]

۱. دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.
۲. دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.
۳. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه زابل، زابل، ایران.

✉نویسنده مسئول: Mdastuorani@birjand.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۱۳
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۲۰
تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۲۹

کلیدواژه‌ها:
آنالیز موجک،
تراز آب زیرزمینی،
دشت بیرجند،
شبکه عصبی فازی،
مدیریت منابع آب.

چکیده

در سال‌های اخیر باتوجه‌به مشکل کمبود منابع آبی، مسئله استفاده و مدیریت بهینه این منابع اهمیت خاصی پیدا کرده است. به‌منظور آگاهی از وضعیت این منابع و مدیریت بهینه آنها، لازم است پیش‌بینی دقیقی از نوسانات سطح آب زیرزمینی صورت گیرد. امروزه مدل‌های مختلفی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی ارائه شده که می‌توانند به استفاده پایدار از آب‌های زیرزمینی به‌منظور تأمین نیازهای شهری، کشاورزی و صنعتی کمک کنند. ازاین‌رو توجه خاصی به مدل‌های هوشمند شده است که می‌توان به مدل‌های سری زمانی، آنالیز موجک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و غیره اشاره نمود. در این پژوهش از مدل تلفیقی موجک - عصبی فازی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت بیرجند بهره گرفته شد. در نهایت نتایج به‌دست‌آمده با نتایج مدل موجک و شبکه عصبی فازی مقایسه گردید. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل بارندگی، تبخیر، حداکثر درجه‌حرارت، متوسط درجه‌حرارت، حداقل رطوبت و تراز سطح آب زیرزمینی برای تعداد ۱۶ پیزومتر به‌مدت ۱۸ سال آماری است که به‌صورت ماهیانه اندازه‌گیری شده‌اند. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که مدل ترکیبی موجک - عصبی فازی با توجه میزان ضریب میانگین مربعات خطا (به اختصار **RMSE**) برابر ۰/۱۹ و ضریب نش ساتکلیف (به اختصار **NS**) برابر ۰/۹۵ نسبت به سایر مدل‌ها از دقت بالاتری در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برخوردار است. مدل موجک عصبی فازی به دلیل ترکیب و ادغام ویژگی‌های مفید تبدیل موجک، شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی، نه‌تنها دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد بلکه می‌تواند نگرش جامع‌تری به داده‌ها دهد.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقدمه

کشور ایران یکی از کشورهای خشک دنیا محسوب می‌شود؛ بنابراین لزوم توجه به منابع آب زیرزمینی امری حیاتی است. بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی در سال‌های اخیر باعث به‌هم‌خوردن تعادل طبیعی آن شده و تراز آب زیرزمینی در آبخوان‌های بسیاری از نقاط کشور منفی شده است. همچنین عدم اعمال مدیریت و یا اعمال مدیریت‌های غیر صحیح در این دشت‌ها باعث بروز مشکلات ناشی از افت آب و یا اثرات ناشی از استفاده‌های غیر بهینه از این منابع گردیده است. با اعمال روش‌های مدیریتی مناسب در استفاده از منابع آب موجود، علاوه بر اینکه می‌توان مخارج سنگین توسعه و بهره‌برداری از این منابع را کاست، میزان استفاده از این منابع را نیز می‌توان بهینه کرد. برای آگاهی از وضعیت منابع آب زیرزمینی لازم است پیش‌بینی دقیقی از نوسانات سطح آب زیرزمینی انجام شود. این پیش‌بینی‌ها می‌توانند کمک شایانی به برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری‌های بعدی جهت تأمین درازمدت آب شرب، کشاورزی و صنعت نمایند. برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی به علت پیچیده بودن ماهیت آن و عدم قطعیت در مؤلفه‌های مربوطه، نیاز به مدل‌های پیچیده‌ای است (Nayak et al., 2006).

بحران آبی کشور ایران، بیش از همه، آبخوان‌ها را تحت‌تأثیر قرار داده و وضعیت بحرانی را بر آن حاکم ساخته است. آبخوان‌ها، با اینکه درصد کمی از آب موجود در کره زمین را در بردارند؛ ولی به دلیل بهره‌مندی از منابع آبی شیرین و باکیفیت، مورد هجوم گسترده‌ای واقع شده‌اند که در نتیجه آن افت تراز آبخوان‌های کشور مشاهده شده است که در نتیجه برخی دشت‌ها به‌عنوان دشت‌های ممنوعه محسوب شده و برداشت آب از آبخوان آن غیرمجاز است و در برخی نقاط نشست زمین رخداده است که نشان از عمق فاجعه دارد؛ بنابراین ضرورت دارد که پایش سطح آبخوان و ارزیابی متغیرهای مؤثر بر آن انجام گیرد تا بتوان رفتارهای آتی آبخوان‌ها را پیش‌بینی نموده و اقدامات متناسب با آن را اعمال کرد (Ebrahimi et al., 2021).

با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در مناطق خشک و نیمه‌خشک، مطالعات این منابع آبی می‌تواند کمک شایانی به تصمیم‌سازی در برداشت بهینه و پایدار از این منابع آبی در درازمدت داشته باشد (Mohtasham et al., 2017). یکی از ملزومات دستیابی به یک برنامه پایدار در زمینه مدیریت منابع آب، مدل‌سازی و آگاهی از طرز رفتار سطح ایستابی آب زیرزمینی خصوصاً برای فصول خشک، است. امروزه کنترل و مدیریت در سفره‌های آب زیرزمینی به ابزاری مدیریتی برای بهره‌وری آب تبدیل شده است. تخمین تراز سطح ایستابی از مسائل مهم و اساسی است که در برنامه‌ریزی کشاورزی، مدیریت منابع آب و تعیین نیاز آبی گیاهان به ویژه در مواردی که از راهکارهای کم‌آبیاری بهره برده می‌شود، دارای اهمیت فراوانی است (Rakhshandehroo et al., 2018). بدین‌منظور برای آگاهی از وضعیت منابع آب زیرزمینی، لازم است پیش‌بینی دقیقی از نوسانات سطح آب زیرزمینی انجام شود. با پیش‌بینی دقیق نوسانات سطح آب زیرزمینی می‌توان از آن در برنامه‌ریزی تأمین آب قابل اعتماد و نیز در مدیریت منابع آب استفاده نمود. با معرفی مجموعه‌های فازی و منطق فازی، موضوع استفاده از شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی مطرح گردید. شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی از ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی‌اند و شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند؛ ایجاد می‌گردد و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی داده‌ها داشته و در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی از سرعت پردازش و توانایی بالایی در یادگیری برخوردار می‌باشند. در مسائل مربوط به مهندسی آب، نظیر جریان آب‌های زیرزمینی به طور گسترده‌ای عدم قطعیت پارامترها مطرح است (Koorehpazan Dezfouli, 2015). بنابراین، بسط مدلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی به عنوان ابزاری کارآمد در مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار منابع آب زیرزمینی محسوب می‌گردد. مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های هوشمند توسط پژوهشگران مختلف انجام شده است.

سلامتیان و همکاران، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت قم را با استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی انجام دادند. ایشان تعداد ۹ چاه مشاهده‌ای در محدوده دشت قم انتخاب کردند. در این مدل‌سازی، الگوها و ترکیبات متفاوتی از داده‌های ورودی، شامل سطح آب‌های

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

زیرزمینی، تخلیه از چاه‌ها و بارندگی در طی ۱۲ ماه قبل استفاده شدند و خروجی مدل، سطح آب زیرزمینی در ماه فعلی انتخاب شد. نتایج نشان داد این مدل، با توجه به ضریب هم‌بستگی برابر با ۰/۹۶ و ریشه میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۲۶ از دقت مناسبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه برخوردار می‌باشد (Salamatian et al., 2023). تراهی و درافشان، پیش بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای دشت جهرم انجام داده و نتیجه گرفتند که شبکه پرسپترون چند لایه[1] (MLP) با تعداد ۵ نرون در لایه اول و ۵ نرون در لایه میانی، سطح آب زیرزمینی را با دقت خوبی پیش‌بینی می‌نماید (Tarahi & Darafshan, 2018).

در مورد توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در سازند سخت در منطقه اوریسا[2] در هندوستان تحقیقی انجام شد. انواع شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های آموزشی را مورد آزمون قراردادند. نتایج حاصله حاکی از دقت بالای شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطا در تراز آب زیرزمینی در این سازندها بود (Sethi et al., 2010). در تحقیقی دیگر از روش نرو فازی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در حوضه رودخانه آماراواتی[3] در جنوب هند استفاده کردند. مدل به کار رفته توانست سطح آب زیرزمینی را با دقت خوبی پیش‌بینی کند (Umamaheswari & Kalamani, 2014).

تحقیقات مشابه زیادی جهت پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام پذیرفته است. در این زمینه، می‌توان به تحقیقات (Adhikary et al., 2012)، (Yang et al., 1997)، (Hamed et al., 2015)، (Adamowski & Chan, 2011)، (Chitsazan et al., 2015)، (Habibi et al., 2016)، (Mohtasham et al., 2017)، (Eftekhari et al., 2024) و (Zeraati Neyshabouri et al., 2022) اشاره نمود.

با ورود تئوری نوین تبدیل موجک به حیطه علم ریاضی و مهندسی، استفاده از موجک‌ها به‌عنوان ابزاری قدرتمند در تجزیه و پیش‌پردازش سری‌های زمانی به‌سرعت افزایش‌یافته و توانایی آن‌ها در بهبود نتایج پیش‌بینی‌ها به اثبات رسیده است. با استفاده از تبدیل موجک هر سری به مقادیر تقریبی و جزئیاتش تجزیه شده و پس از مدل‌سازی این مؤلفه‌ها، سری اصلی مجدداً از اجزایش بازسازی می‌شود. پژوهش‌های زیادی در زمینه‌های مختلف با استفاده از تئوری موجک صورت‌گرفته است. ناکن از نخستین کسانی بود که از آنالیز موجک برای مشخص‌کردن تغییرات زمانی بارش و رواناب و روابط آن‌ها بهره جست (Nakken, 1999).

در تحقیقی از مدل تلفیقی شبکه عصبی فازی - موجکی برای پیش‌بینی میزان بار رسوب معلق رودخانه پیکوس در غرب تگزاس استفاده شد. دبی و بار رسوبی روزانه این رودخانه در مدت ۷ سال به‌عنوان ورودی مدل مورد استفاده قرار گرفت (Rajaee et al., 2011). اسکندری و همکاران از مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی حوضه دالکی در استان بوشهر در یک دوره ۱۲ ساله استفاده نمودند. به منظور بهبود نتایج این مدل، از تبدیل موجک استفاده شد و سیگنال اصلی به زیر سیگنال‌هایی تجزیه شد و به عنوان ورودی به مدل فازی عصبی تطبیقی وارد شد تا مدل ترکیبی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی- موجک حاصل گردید. برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از ۵ چاه مشاهده‌ای با متغیرهای رقوم سطح آب زیرزمینی، بارش، تبخیر و دما استفاده شد. نتایج بیانگر این بود که مدل ترکیبی دارای عملکرد بهتری از مدل عصبی فازی تطبیقی است (Eskandari et al., 2019).

دشت بیرجند با چالش‌های جدی کمبود آب روبه‌رو بوده و بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، تعادل طبیعی آن را بر هم زده است. پیش‌بینی‌های دقیق، امکان مدیریت بهینه و پایدار این منابع حیاتی را فراهم کرده و به برنامه‌ریزی‌های بلندمدت برای تأمین آب شرب، کشاورزی و صنعت کمک می‌کند. مدل‌سازی و آگاهی از رفتار سطح ایستابی، به‌ویژه در فصول خشک، ابزاری کارآمد برای تصمیم‌گیری در زمینه برداشت بهینه و پایدار از این منابع آبی خواهد بود؛ بنابراین پژوهش حاضر به بررسی و ارزیابی دقت شبکه عصبی فازی تطبیقی، موجک

[1] Multi Layer Perceptron
[2] Orissa
[3] Amaravati River

Archive of SID.ir

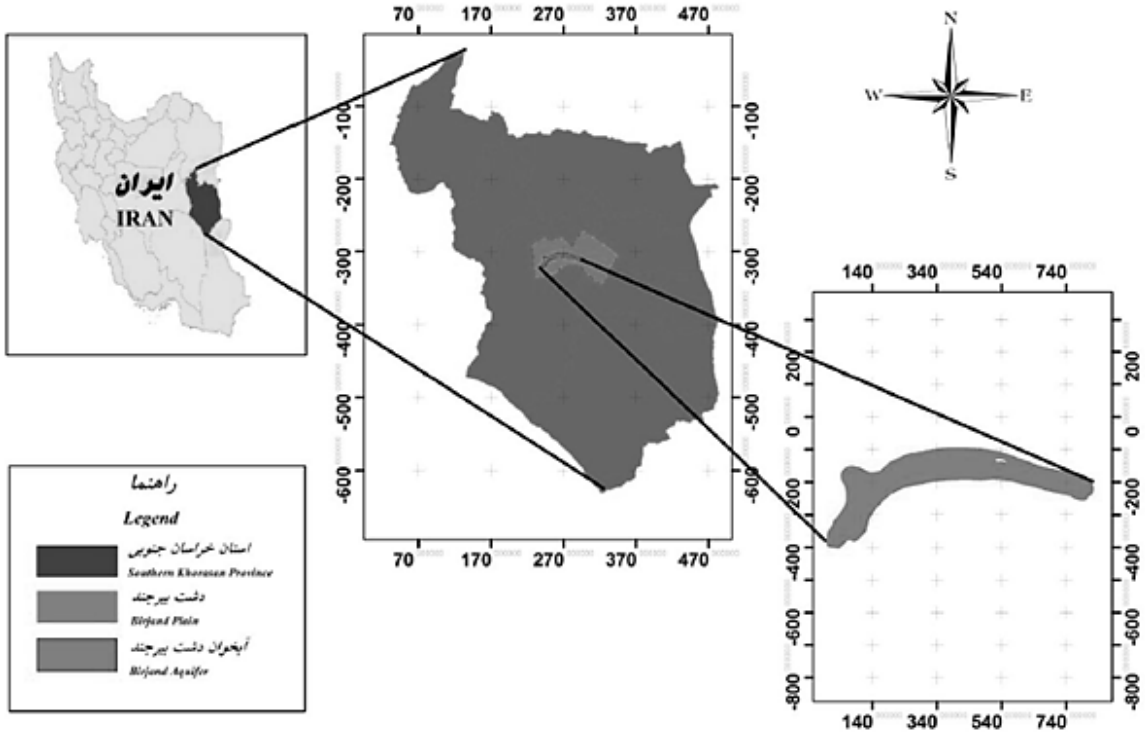
Archive of SID.ir

و موجک عصبی فازی در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در این منطقه پرداخته است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز بیرجند دارای وسعت ۳۱۵۵ کیلومترمربع بوده، که ۱۸۴۵ کیلومترمربع دشت و بقیه مابقی را ارتفاعات تشکیل می‌دهد. این دشت از شرق به ارتفاعات مؤمن‌آباد و سیستان، از جنوب به کوه‌های باقران و کوه رچ، از شمال به ارتفاعات شاه ناصر و اسفدن و از غرب به ارتفاعات چنگ‌در و گرونگ محدود می‌گردد. دشت بیرجند، طبق طبقه‌بندی کوپن جزء مناطق خشک محسوب می‌شود. از نظر توپوگرافی مرتفع‌ترین نقطه آن مربوط به ارتفاعات شمالی منطقه بند دره با ارتفاع ۲۷۸۷ متر و پست‌ترین نقطه آن در خروجی دشت در روستای فدشک با ارتفاع ۱۱۸۰ متر بالاتر از سطح دریاهای آزاد قرار دارد، که موقعیت آن در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱. موقعیت استان خراسان جنوبی و دشت بیرجند.

Fig 1. Location of South Khorasan Province and Birjand Plain.

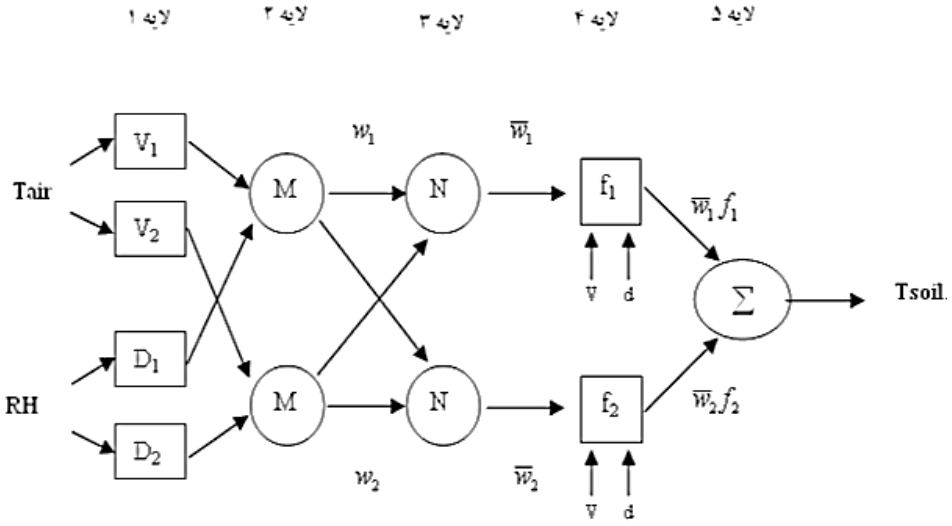
سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی[1] (ANFIS)

برای اولین‌بار سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی توسط ژانگ (Jang et al., 1997) معرفی شد. این مدل، به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند (Mokarram et al., 2017). شکل (۲) ساختار معادل شبکه استنتاج عصبی فازی تطبیقی را نشان می‌دهد.

[1] Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۲. ساختار سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی.

Fig 2. Structure of the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.

مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی دربرگیرنده دو مدل فازی و عصبی در یک ساختار است. بخش فازی رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نموده و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به‌وسیله شبکه عصبی تعیین می‌گردد. در فرایند استنباط فازی، ۵ مرحله باید صورت گیرد:

۱) فازی‌سازی متغیرهای ورودی؛

۲) به کاربردن عملگرهای (و، یا) در بخش مقدمه؛

۳) استنتاج از مقدمه به نتیجه در ساختار؛

۴) ترکیب نتایج قوانین؛

۵) غیر فازی کردن.

در روش مدل‌سازی عصبی فازی تطبیقی ابتدا ساختار یک مدل با پارامترهای مشخص (تابع و درجه عضویت) فرض می‌شود. سپس یک سری داده ورودی / خروجی به شکلی که قابل استفاده برای آموزش مدل باشد، جمع‌آوری می‌گردد. در ادامه مدل را با داده‌های موجود آموزش داده، تا داده‌های حاصل از مدل به مقدار واقعی نزدیک شوند. با توجه به پیچیدگی شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی و با لحاظ کردن مسئله بیش‌برازش، بخش بیشتری از داده‌های مشاهداتی به مرحله واسنجی اختصاص یافت. بدین ترتیب، ۸۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۲۰ درصد برای صحت‌سنجی مدل استفاده شدند. پس از ارزیابی کیفی مدل فازی عصبی تطبیقی، این مدل برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کار گرفته شد. جهت اطلاعات بیشتر از مدل‌های استنتاج تطبیقی عصبی فازی می‌توان به تحقیقات انجام گرفته توسط (Koorehpazan Dezfouli, 2015)؛ (Emamgholizadeh et al., 2014) و (Vahedi et al., 2015) مراجعه کرد.

تبدیل موجک

تئوری موجکی یکی از روش‌های علم ریاضی است که ایده اصلی آن برگرفته از تبدیل فوریه است که در قرن نوزدهم مطرح شده است. مفهوم کلی موجک‌ها به‌صورت تئوری کنونی توسط مورلت و تیمی در مرکز تحقیقات فیزیک نظری مارسل زیر نظر آلکس گراسمن در فرانسه ارائه شد. روش‌های آنالیز موجکی توسط مایر و همکارانش ارائه شد که این روش‌ها را گسترش دادند. یافته‌های سال‌های اخیر نشان داده‌اند که تبدیل‌های موجک برای تحلیل و بدون نویز کردن داده‌ها وسیله مناسبی هستند. موجک‌ها توابع ریاضی هستند که یک بیان زمان - مقیاس از سری‌های زمانی و نسبت‌های آن ارائه می‌دهند که این بیان برای تحلیل سری‌های زمانی غیر ایستا مفید است. مزیت تبدیل موجک، توانایی در به‌دست‌آوردن اطلاعات زمانی، مکانی و فرکانسی یک سیگنال است. با استفاده از این تبدیل می‌توان سیگنال اصلی را به سیگنال‌های پایه سازنده‌اش تجزیه کرد. دو نوع تبدیل موجکی وجود دارد: تبدیل موجکی پیوسته[1] (CWT) و تبدیل موجکی گسسته[2]

[1] Continuous Wavelet Transform

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

(DWT). تبدیل موجکی پیوسته با رابطه زیر بیان می‌شود (Shakarami, 2021):

$$CWT\ ^{\varphi}_{s}= \frac{1}{\sqrt{s}} \int S(t)\varphi^{*}_{s,t}(t)dt \qquad (۱)$$

رابطه فوق تابعی از دو متغیر τ و s است که τ نشان‌دهنده انتقال، s بیانگر مقیاس (عکس بسامد) و علامت * نشان‌دهنده مزدوج مختلط است (Polikar, 1996). τ و s اعداد حقیقی هستند که s همیشه مثبت است که ممکن است مقادیر پیوسته یا گسسته به خود بگیرد. τ و s در تبدیل موجکی پیوسته دارای مقادیر پیوسته و در تبدیل گسسته دارای مقادیر گسسته هستند. φ (t) تابع موجک مادر است. کلیه توابعی که از تابع مادر ساخته می‌شوند، موجک‌های دختر نامیده می‌شوند که از رابطه (۲) به دست می‌آیند. ضریب مقیاس با یکی از حروف a یا s نشان داده می‌شود:

$$\varphi_{s,\tau}(t) = \varphi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \qquad (۲)$$

تبدیل گسسته موجکی جهت پردازش و تحلیل سری‌های زمانی، بهتر از تبدیل پیوسته موجکی است، زیرا داده‌های تبدیل یافته با DWT اجزای اضافی نداشته و بنابراین تبدیل معکوس را می‌توان برای هر دسته از داده‌های زمان - بسامد به کاربرد. فرایند تجزیه سیگنال شامل یک یا چند مرحله است که در تجزیه چندمرحله‌ای موج، پس از اولین مرحله تفکیک با تجزیه مجدد قسمت تقریبی، تجزیه موج ادامه می‌یابد. تبدیل موجک گسسته نقاط ضعف تبدیل پیوسته را مرتفع ساخته، ضمن اینکه گزینه مناسبی برای داده‌های گسسته محسوب می‌گردد. در حالت گسسته، تبدیل موجک فقط برای زیرمجموعه‌ای از مقیاس‌ها و موقعیت‌ها انجام می‌شود. چنانچه مقیاس و موقعیت بر پایه توان دو انتخاب شوند (مقیاس و موقعیت دوگانه)، تحلیل سیگنال بسیار سریع‌تر و بادقت کافی انجام می‌شود (Partal & Kişi, 2007). با اعمال تبدیل مذکور، داده‌های اولیه موجکی شده و به دو دسته تقریب و جزئیات تقسیم می‌شوند (شکل ۳). CA نشان‌دهنده موج تقریب است که مربوط به فرکانس‌های پایین سیگنال می‌باشد و CD نشان‌دهنده موج جزئیات است که مربوط به فرکانس‌های بالای سیگنال (نویز و تغییرات سریع) می‌باشد.

معیارهای ارزیابی مدل

در پژوهش حاضر به‌منظور ارزیابی نتایج حاصل از مدل تلفیقی موجک - عصبی فازی (Wavelet-ANFIS)، عصبی فازی و موجک از میان شاخص‌های آماری متعدد در دسترس، شاخص‌هایی برای ارزیابی درستی عملکرد مدل انتخاب شده است که با استفاده از آنها میزان خطای موجود در نتایج به‌دست‌آمده، میزان هم‌بستگی داده‌ها، پراکندگی آنها و همچنین بالادست یا پایین‌دست بودن نتایج حاصل نسبت به مقادیر واقعی نشان‌داده‌شده و ارزیابی شده است. به همین منظور از معیار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب کارایی نش - ساتکلیف (NS) استفاده شد. طریقه انتخاب بهترین مدل به این صورت است که در ابتدا مدل‌هایی که دارای شرایط مناسب‌تری نسبت به بقیه مدل‌ها هستند (از نظر مقدار خطا) انتخاب می‌شوند و در نهایت از میان این مدل‌ها مدلی که دارای بهترین NS است به‌عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شود. بهترین و دقیق‌ترین مدل، مدلی است که در آن NS به یک و RMSE به صفر نزدیک باشد (Zandi Dareh Gharibi et al., 2017). شاخص‌های آماری فوق به ترتیب از رابطه‌های ذیل به‌دست می‌آیند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Q_{oi} - Q_{si})^2} \qquad (۳)$$

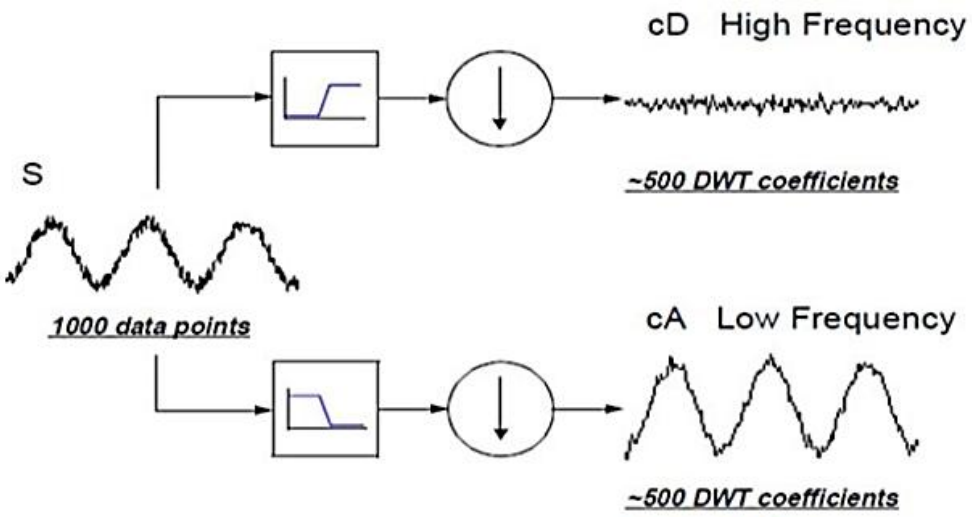
$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{si} - Q_{oi})^2}{\sum_{i=1}^{N}(Q_{oi} - \bar{Q}_{oi})^2} \qquad (۴)$$

که در رابطه‌های فوق: Q_{oi} سطح آب مشاهداتی، Q_{si} سطح آب شبیه‌سازی شده در زمان i، "n"تعداد داده‌های مشاهداتی و $\bar{Q}_{oi}$ میانگین سطح آب مشاهداتی می‌باشد.

[2] Discrete Wavelet Transform

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۳. تجزیه موج اولیه به امواج تقریب و جزئیات.

Fig 3. Decomposition of the initial wave into approximation and detail waves.

آماده‌سازی داده‌های ورودی

آماده‌سازی داده‌های ورودی به شبکه یکی از نکات مهم در استفاده از شبکه‌های عصبی است. این پیش‌پردازش، شامل تبدیل داده‌ها از دامنه تغییرات واقعی خود به دامنه‌ای است که شبکه عصبی در آن دامنه کارایی بهتری دارد. یکی از مهم‌ترین مراحل فرایند توسعه مدل‌های شبکه عصبی تعیین اهمیت متغیرهای ورودی و تعیین گام‌های زمانی پیشین مؤثر بر متغیر وابسته است. معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر برخی از آنها ممکن است توأم با عدم قطعیت بوده و یا اینکه هیچ رابطه معنی‌داری با متغیر خروجی مدل نداشته باشند (Maier & Dandy, 2000). در این پژوهش از آزمون گاما برای پیش‌پردازش داده‌های ورودی به مدل شبکه عصبی‌فازی بهره گرفته شد از میان ۱۳ داده ورودی شامل بارندگی، تبخیر، حداکثر درجه‌حرارت، متوسط درجه‌حرارت، حداقل رطوبت، تراز سطح آب زیرزمینی و غیره بهترین ترکیب انتخاب گردید که بیشترین ضریب هم‌بستگی و کمترین مقدار خطا را داشته باشد و سپس شبکه عصبی فازی با بهترین ترکیب انتخاب شده اجرا گردید.

انتخاب موجک

انتخاب مناسب تابع موجک، مسئله مهمی است و تا حد زیادی به مسئله مورد بررسی، یعنی طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن، و برخی از ویژگی‌های تابع موجک مثل ناحیه محمل و تعداد گشتاورهای صفر آن وابسته است. محمل یک تابع، مجموعه نقاطی از دامنه تابع است که تابع در آن نقاط مخالف صفر است. ناحیه محمل به محدوده طولی موجک داده شده اشاره دارد که این محدوده طولی به نوبه خود روی توانایی موضعی‌سازی ویژگی یا عارضه اثر می‌گذارد. از طرف دیگر، گشتاور صفر، توانایی موجک را در نشان‌دادن رفتار چندجمله‌ای یا اطلاعات موجود در سیگنال محدود می‌کند. برای مثال، موجک هار، با یک گشتاور، چندجمله‌ای با یک ضریب و یا مؤلفه‌های سیگنال ثابت را کدگذاری می‌کند. به طور مشابه، موجک db2 چندجمله‌ای با دو ضریب، یعنی چندجمله‌ای دارای یک ثابت و یک مؤلفه سیگنال خطی را کدگذاری می‌کند و موجک db3 چندجمله‌ای دارای یک ثابت و مؤلفه‌های سیگنال خطی و کوادراتیک را کدگذاری می‌کند. به‌طورکلی برای سری‌های زمانی سطح آب زیرزمینی، الگوهایی از توابع موجک مادر که به لحاظ شکل هندسی به‌خوبی بر منحنی سری‌های زمانی منطبق شوند و بتوانند تغییرات فصلی، تغییرات بلندمدت و روند را از این سری‌های زمانی بیرون بکشند، مناسب‌ترین توابع خواهند بود.

نتایج و بحث

در این پژوهش جهت دستیابی به بهترین نتیجه، سه مدل شبکه عصبی فازی، مدل موجک و مدل تلفیقی موجک -

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

شبکه عصبی فازی مورد بررسی قرار گرفت. در ابتدا داده‌های ورودی از قبیل درجه‌حرارت متوسط، حداقل، رطوبت، بارش و... به کمک آزمون گاما پیش‌پردازش شدند و داده‌هایی که بیشترین ضریب هم‌بستگی را با سطح آب زیرزمینی داشتند؛ انتخاب و داده‌های پرت حذف گردیدند. در پژوهش حاضر تراز آب زیرزمینی ۱۶ پیزومتر در دشت بیرجند از سال ۱۳۸۲ تا سال ۱۴۰۰ به صورت ماهیانه مورد استفاده قرار گرفت. که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمون مدل به کار گرفته شد.

نتایج مدل شبکه عصبی فازی

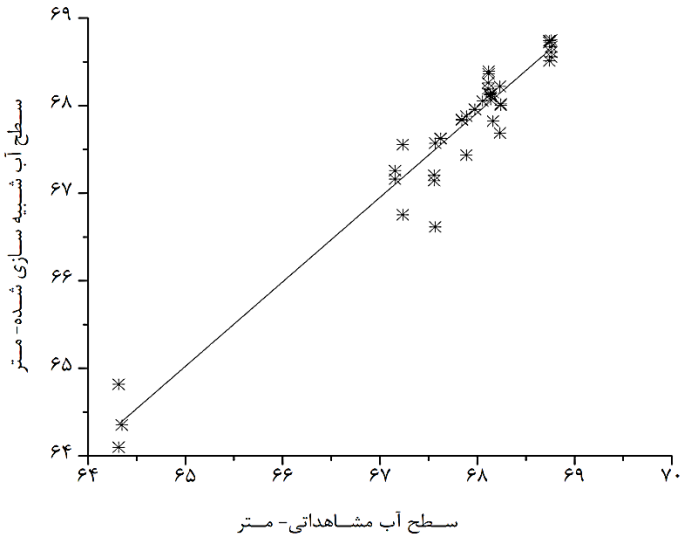
پس از بررسی روش‌های مختلف، برای انتخاب بهترین ترکیب از آزمون GAMMA استفاده شد. با استفاده از این روش آماری، هر یک از داده‌ها به ترتیب تأثیرشان بر داده هدف (خروجی) مرتب شدند. در این پژوهش با پیش‌پردازش داده‌های ورودی توسط روش گاما تست، مدل انتخاب بهترین ترکیب از میان پارامترهای ورودی، تعیین شد و توسط مدل مورد آزمایش و آزمون قرار گرفت. نتایج حاصل از مدل‌سازی شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی به کمک مدل شبکه عصبی فازی در شکل ۴ و جدول(۱) آمده است. با توجه به نتایج به‌دست آمده ملاحظه می‌گردد سطح آب زیرزمینی با دقت مناسبی، توسط مدل شبیه‌سازی گردیده است و مقادیر شاخص‌های آماری در محدوده قابل قبولی قرار گرفته‌اند.

نتایج نشان دادند که مدل شبکه عصبی فازی قادر است بادقت قابل‌قبولی سطح آب زیرزمینی را پیش‌بینی نماید که با نتایج (Nazari et al., 2022) مطابقت دارد.

جدول ۱. عملکرد شبکه عصبی فازی تطبیقی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی

Table 1. Performance of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in Groundwater Level Prediction

ضریب نش – ساتکلیف (NS)	مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)
۰/۹۳	۰/۲۵



شکل ۴. سطح آب مشاهداتی و شبیه‌سازی شده به کمک مدل ANFIS.

Fig 4. Observed and Simulated Water Level using ANFIS Model.

نتایج مدل موجک

در این پژوهش جهت دستیابی به بهترین نتیجه از انواع موجک‌های Haar، db2، db3،db4 در سطوح تجزیه ۲، ۳ و ۴ استفاده شد. بعد از تعیین نوع موجک، مهم‌ترین اقدام تعیین سطح مناسب تجزیه است. فرایند تجزیه از نظر تئوری می‌تواند تا بی‌نهایت انجام شود. اما در حقیقت،

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

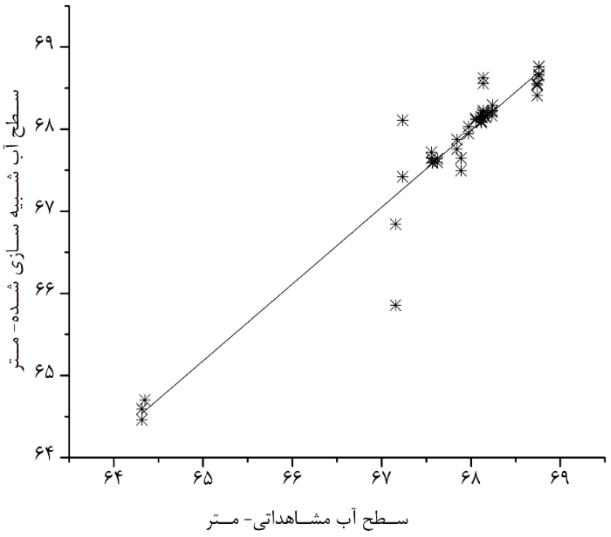
فرایند تجزیه فقط تا هنگامی می‌تواند انجام شود که جزئیات (Details) سیگنال شامل یک پیکسل باشد. در تجزیه یک سیگنال، استفاده از حداکثر سطح تجزیه کار عاقلانه‌ای به نظر نمی‌رسد. زیرا تعداد تجزیه مرتبه بالا اگر چه دقت محاسبات در شبکه را بالا می‌برد؛ ولی نتیجه معکوس روی داده‌های شبیه‌سازی‌شده دارد. دلیل این امر منطبق شدن الگوی شبکه به داده‌های آموزش است. جدول (۲) نشان می‌دهد سطح بهینه تجزیه سطح ۲ است و بهترین نتایج به‌دست‌آمده توسط موجک Db2 می‌باشد.

نتایج به‌دست‌آمده از مدل موجک نشان می‌دهد که در بین انواع موجک‌های مورد استفاده در این پژوهش موجک db2 با سطح تجزیه بهینه ۲ دارای بهترین نتایج نسبت به سایر انواع موجک‌ها با NS=0.92 و RMSE=0.28 می‌باشد شکل(۵). نتایج به‌دست آمده از شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی به کمک تبدیل موجک با نتایج تحقیقات رضوی قهفرخی و همکاران (۱۳۹۲) مطابقت دارد.

جدول ۲. نتایج مدل موجک بر اساس نوع موجک و سطح تجزیه بهینه.

Table 2. Results of Wavelet Model Based on Wavelet Type and Optimal Decomposition Level.

نوع موجک Wavelet type	سطح تجزیه Decomposition Level	میانگین مربعات خطا RMSE	ن‌ش - ساتکلیف NS
Haar	2	0.45	0.79
Haar	3	0.62	0.63
Haar	4	0.73	0.48
Db2	**2**	**0.28**	**0.92**
Db2	3	0.43	0.82
Db2	4	0.63	0.62
Db3	2	0.30	0.91
Db3	3	0.53	0.73
Db3	4	0.48	0.77
Db4	2	0.30	0.91
Db4	3	0.48	0.78
Db4	4	0.47	0.78



شکل ۵. سطح آب مشاهداتی و شبیه‌سازی شده به کمک مدل موجک db2.

Fig 5. Observed and Simulated Water Level using db2 Wavelet Model.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

نتایج مدل تلفیقی موجک - شبکه عصبی فازی

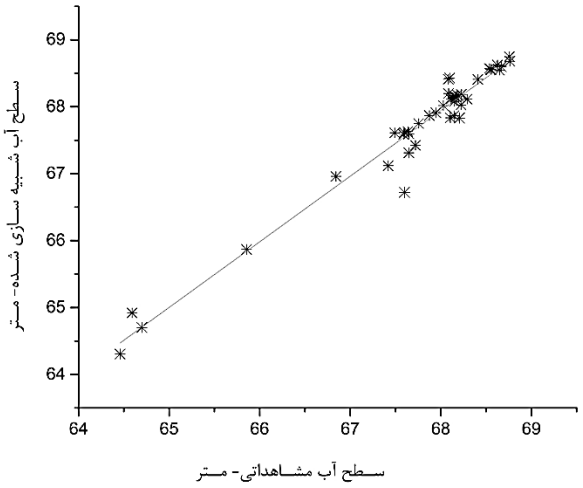
در مدل ترکیبی شبکه عصبی فازی - موجک زیرسری‌هایی که توسط تبدیل‌های موجک تولید شده‌اند به‌عنوان ورودی شبکه عصبی فازی استفاده می‌شوند در نهایت خروجی شبکه یا همان تراز آب زیرزمینی توسط مدل پیش‌بینی می‌شود. بعد از تجزیه سیگنال سری زمانی تراز آب زیرزمینی دشت بیرجند به سیگنال‌های پایه سازنده آن توسط موجک‌های Haar، db2، db3 و db4 در سطوح تجزیه ۲، ۳ و ۴، نتایج به‌دست‌آمده از موجک‌های مورد استفاده با یکدیگر مقایسه گردید و بهترین مدل موجک در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی انتخاب شد که در این پژوهش از میان موجک‌های مورد استفاده موجک db2 با سطح تجزیه ۲ بهترین نتیجه را به دست آورد. زیرسری‌های تولید شده توسط تبدیل موجک db2 با سطح تجزیه ۲ به‌عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی فازی وارد شد و در نهایت خروجی مدل که همان سطح آب زیرزمینی می‌باشد شبیه‌سازی شد که نتایج آن در جدول (۳) و شکل ۶ ارائه شده است.

نتایج به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند به کمک مدل تلفیقی شبکه عصبی فازی - موجک (Wavelet-ANFIS) نشان داد که این مدل با ضریب NS= ۰/۹۵ و RMSE =۰/۱۹ از دقت بالایی در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی برخوردار است و استفاده از روش موجک باعث بهبود نتایج مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی شد.

جدول ۳. نتایج مدل تلفیقی عصبی فازی - موجک در شبیه سازی سطح آب زیرزمینی.

Table 3. Results of Neuro-Fuzzy-Wavelet Conjunction Model in Groundwater Level Simulation.

ضریب نش – ساتکلیف (NS)	مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)
۰/۹۵	۰/۱۹



شکل ۶. سطح آب مشاهداتی و شبیه‌سازی شده به کمک مدل Wavelet-ANFIS.

Fig 6. Observed and Simulated Water Level using Wavelet-ANFIS Model.

مقایسه و بررسی نتایج به‌دست‌آمده از مدل شبکه عصبی فازی (ANFIS)، آنالیز موجک (Analysis Wavelet) و مدل تلفیقی موجک - عصبی فازی (Wavelet-ANFIS) نشان داد که ترکیب تئوری موجک و شبکه عصبی فازی در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی فازی و موجک دارد که نتایج در جدول (۴) ارائه شده است.

نتایج به‌دست آمده از این پژوهش با نتایج مطالعات (Moosavi et al., 2013) و (Shakarami, 2021) مطابقت دارد.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول ۴. نتایج مدل عصبی فازی، موجک و تلفیقی عصبی فازی – موجک در شبیه سازی سطح آب زیرزمینی.

Table 4. Results of neurofuzzy, wavelet, and combined neurofuzzy-wavelet models in groundwater level simulation.

مدل	ضریب نش - ساتکلیف	مجذور میانگین مربعات خطا (m)
Model	NS	RMSE
شبکه عصبی فازی ANFIS	۰/۹۳	۰/۲۵
آنالیز موجک Analysis Wavelet	۰/۹۲	۰/۲۸
عصبی فازی - موجک Wavelet-ANFIS	۰/۹۵	۰/۱۹

نتیجه‌گیری

ارزیابی دقیق سطح آب‌های زیرزمینی به مدیران، مهندسان و ذی‌نفعان آب اجازه می‌دهد که درک بهتر از پویایی و عوامل اساسی تأثیرگذار بر سطح آب‌های زیرزمینی داشته باشند و برای جلوگیری یا کاهش عوارض جانبی از برداشت آب زیرزمینی استراتژی‌های بهتری را طراحی کنند. به‌طوری‌که مدل‌های دقیق و قابل‌اعتماد برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، می‌تواند به اطمینان از استفاده پایدار سفره‌های آب زیرزمینی برای تأمین آب شهری و روستایی و بهبود بهره‌وری در مصرف آب کمک کند. در تحقیق حاضر عملکرد مدل‌های شبکه عصبی فازی تطبیقی، موجک و موجک عصبی فازی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج این تحقیق نشان داد که نتایج حاصل از مدل تلفیقی موجک - عصبی فازی نسبت به سایر مدل‌ها در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی دارای دقت بالاتری است. همچنین به علت ناایستایی سطح آب زیرزمینی، برای مدل‌سازی دقیق‌تر نیاز به پیش‌پردازش داده‌های ورودی به مدل است.

باتوجه‌به نتایج به‌دست‌آمده پیشنهادها زیر ارائه می‌گردد:

✓ پیشنهاد می‌شود برای ارزیابی جامع‌تر، عملکرد این مدل با سایر روش‌های هوشمند مانند ماشین‌های بردار پشتیبان[1] (SVM)، شبکه‌های عصبی عمیق[2] (DNN) مورد مقایسه قرار گیرد.

✓ استفاده از داده‌های بادقت مکانی بالاتر: در صورت امکان، از داده‌های بادقت مکانی بالاتر (مانند تصاویر ماهواره‌ای با رزولوشن بالا و داده‌های پیزومتری بیشتر) استفاده شود تا مدل بتواند تغییرات مکانی سطح آب زیرزمینی را بادقت بیشتری شبیه‌سازی کند.

✓ تلفیق با مدل‌های فیزیکی: برای افزایش قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌ها، مدل Wavelet-ANFIS با مدل‌های فیزیکی آب‌های زیرزمینی مانند (MODFLOW) تلفیق شود

[1] Support Vector Machines
[2] Deep Neural Networks

منابع

Adamowski, J., & Chan, H. F. (2011). A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology*, *407*(1-4), 28-40. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.06.013

Adhikary, S. K., Rahman, M., & Gupta, A. D. (2012). A stochastic modeling technique for predicting groundwater table fluctuations with time series analysis. *International Journal of Applied Science and Engineering Research*, *1*(2), 238-249 . https://doi/10.6088/ijaser.0020101024.

Chitsazan, M., Rahmani, G., & Neyamadpour, A. (2015). Forecasting groundwater level by artificial neural networks as an alternative approach to groundwater modeling. *Journal of the Geological Society of India*, *85*, 98-106. https://doi.org/10.1007/s12594-015-0197-4.

Ebrahimi, E., kardan moghadam, h., & Roozbahani, a. (2021). Simulation of Calcium concentration in groundwater resources (Case study: Birjand aquifer). *Journal of Aquifer and Qanat*, *2*(1), 1-12. https://doi.org/10.22077/jaaq.2021.1860

Eftekhari, M., Haji Elyasi, A., & Eslaminezhad, S. A. (2024). Assessment of machine learning models in GIS for predicting groundwater in semi-arid regions of eastern Iran. *Journal of Aquifer and Qanat*, *4*(2), 49-66. https://doi.org/10.22077/jaaq.2024.7282.1062

Emamgholizadeh, S., Moslemi, K., & Karami, G. (2014). Prediction of the Groundwater Level of Bastam Plain (Iran) by Artificial Neural Network

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

for groundwater level forecasting for different prediction periods. *Water resources management*, *27*, 1301-1321. https://doi.org/10.1007/s11269-012-0239-2

Nakken, M. (1999). Wavelet analysis of rainfall-runoff variability isolating climatic from anthropogenic patterns. *Environmental Modelling & Software*, *14*(4), 283-295. https://doi.org/10.1016/S1364-8152(98)00080-2

Nayak, P. C., Rao, Y. S., & Sudheer, K. (2006). Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using an artificial neural network approach. *Water resources management*, *20*, 77-90. https://doi.org/10.1007/s11269-006-4007-z

Nazari, H., Dehghani, M., Pirkharrati, H., Asadzadeh, F., & Hajizadeh, F. (2022). Monitoring of groundwater quality parameters using adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) method (Case study: Ardabil plain). *Journal of New Findings in Applied Geology*, *16*(31), 1-12. https://www.magiran.com/paper/2454855

Partal, T., & Kişi, Ö. (2007). Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *Journal of Hydrology*, *342*(1-2), 199-212. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.05.026

Polikar, R. (1996). The wavelet tutorial part III. *IOWA State University, USA* .

Rajaee, T., Nourani, V., Zounemat-Kermani, M., & Kisi, O. (2011). River Suspended Sediment Load Prediction: Application of ANN and Wavelet Conjunction Model. *Journal of Hydrologic Engineering*, *16*(8), 613-627. https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000347

Rakhshandehroo, G., Akbari, H., Afshari Igder, M., & Ostadzadeh ,E. (2018). Long-term groundwater-level forecasting in shallow and deep wells using wavelet neural networks trained by an improved harmony search algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering*, *23*(2), 04017058 . https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001591

Salamatian, S. A., Abrari, H., & Nazari, A .(2023) . Predicting the Groundwater Level by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Case Study: Qom plain). *Irrigation and Water Engineering*, *13*(3), 285-304. https://doi.org/10.22125/iwe.2023.169890

Sethi, R. R., Kumar, A., Sharma, S., & Verma, H . (2010). Prediction of water table depth in a hard rock basin by using an artificial neural network. *International Journal of Water Resources and Environmental Engineering*, *2*(4), 95-102. https://www.researchgate.net/publication/266472104_Prediction_of_water_table_depth_in_a_hard_rock_basin_by_using_artificial_neural_network.

Shakarami, M. (2021). Forecasting Groundwater table depth fluctuations using conjunction models of Wavelet – Neural - Fuzzy Network (WNF) (case study: Aleshtar Plain). *Irrigation and Water* (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). *Water resources management*, *28*, 5433-5446. https://doi.org/10.1007/s11269-014-0810-0

Eskandari, A., Faramarzyan yasuj, F., Solgi, A., & Zarei, H. (2019). Evaluation of Combined ANFIS with Wavelet Transform for Modeling and Forecasting Groundwater Level [Research]. *Journal of Watershed Management Research*, *9*(18), 56-69. https://doi.org/10.29252/jwmr.9.18.56

Habibi, M. H., Nadiri, A. A., & Asghari Moghaddam, A. (2016). Spatio-temporal Groundwater Level Prediction Using Hybrid Genetic-Kriging Model (Case Study: Hadishahr Plain). *Iran-Water Resources Research*, *11*(3), 85-99. https://www.iwrr.ir/article_14009_1eaba82f2055b7ee746423ed1be21e3c.pdf

Hamed, Y., Elkiki, M., & Al Gahtani, O. S. (2015). Prediction of future groundwater level using artificial Neural Network, southern Riyadh, KSA (CASE STUDY). *International Water Technology Journal*, *5*(2), 149-162. https://www.researchgate.net/publication/327834035

Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). Neuro-fuzzy and soft computing computational approach to learning and machine intelligence [Book Review]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *42*(10), 1482-1484. http://doi.org/10.1109/TAC.1997.633847

Koorehpazan Dezfouli, A. (2015). *Principles of Fuzzy Set Theory and Its Applications in Modeling Water Engineering Problems* .

Maier, H. R., & Dandy, G. C. 2000 Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications. *Environmental Modelling & Software*, *15*(1), 101-124. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1364-8152(99)00007-9

Mohtasham, M., Dehghani, A. A., Akbarpour, A., & Meftah, M. (2017). Evaluation of Artificial Neural Networks and MODFLOW Numerical Model in Forecasting Groundwater Table (Case Study: Birjand Aquifer, Southern Khorasan). *Iranian Journal of Irrigation & Drainage-1*, *11*(1), 10. https://idj.iaid.ir/article_79421_d72337fd05734ec488f46d80ff3287ad.pdf

Mokarram, M., Mokarram, M. J., Zarei, A. R., & Safarianejadian, B. (2017). Using of adaptive Neuro-Fuzzy network (ANFIS) to predict underground water quality in the west of Fars province during the 2003 to 2013 period. *Iranian Journal of Eco Hydrology*, *4*(2), 547-559. https://www.magiran.com/paper/1686874

Moosavi, V., Vafakhah, M., Shirmohammadi, B., & Behnia, N. (2013). A wavelet-ANFIS hybrid model

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Engineering, *12*(1), 295-318. https://doi.org/10.22125/iwe.2021.138347

Tarahi, M., & Darafshan, A. (2018). *Prediction of Groundwater Level Using Artificial Neural Network Model (ANN): Case Study of Jahrom Plain*. https://civilica.com/doc/748670

Second National Conference on Civil Engineering and Sustainable Development, https://civilica.com/doc/748670

Umamaheswari, G., & Kalamani, D. (2014). Fuzzy logic model for the prediction of groundwater level in Amaravathi River Minor Basin. *International Journal of Mathematics Trends and Technology-IJMTT*, *11* . https://doi.org/10.14445/22315373/IJMTT-V11P505

Vahedi, F., Nadiri, A., & AsghariMoghaddam, A. (2015). *Evaluation of Artificial Neural Network and Fuzzy Logic Models Efficiency in Groundwater Level Prediction* he 1st International Congress on Earth, Space and Clean Energy, https://civilica.com/doc/456421

Yang, C.-C., Prasher, S. O., Lacroix, R., Sreekanth, S., Patni, N. K., & Masse, L. (1997). Artificial neural network model for subsurface-drained farmlands. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, *123*(4), 285-292. https://doi.org/10.1061/(ASCE)07339437(1997)123:4(285)

Zandi Dareh Gharibi, F., Khorsandi Kouhanestani, Z., Mozayan, M., & Arman, N. (2017). Technical Note: Evaluating the proficiency of GR2M and GR4J rainfall-runoff models in Darehtakht Basin runoff simulation. *Watershed Engineering and Management*, *9*(3), 360-370. https://*anian Journal of Irrigation & Drainag*.org/10.22092/ijwmse.2017.112377

Zeraati Neyshabouri, S., pourreza bilondi, m., Kashei-Siuki, A., & Shahidi, A. (2022). Estimating The Groundwater Table Of Neyshabour Plain With Introducing Fuzzy Possibilistic Regression Model. *Journal of Aquifer and Qanat*, *3*(1), 53-64. https://doi.org/10.22077/jaaq.2018.1727.1008.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir