Advanced Technologies in Water Efficiency
homepage:https://atwe.razi.ac.ir
Online ISSN:2783-4964

Prediction of weighted entropy water quality index for agricultural uses using simple and hybrid artificial intelligence methods

Akbar Kamali[1], Ahmad Saki[2], Mostafa Moghadam[3], Laleh Divband Hafshejani[4]✉

[1] Msc. Student of Water and Environmental Engineering, Department of Environmental Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: Akbarkamali1000@gmail.com

[2] Msc. Student of Water and Environmental Engineering, Department of Environmental Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: ah-saki@stu.scu.ac.ir

[3] Msc. Student of Water and Environmental Engineering, Department of Environmental Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: mostafamogadam@gmail.com

[4] Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Environmental Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: l.divband@scu.ac.ir

ABSTRACT

The focus of this study was to evaluate the quality of water resources, specifically for agricultural purposes. The researchers aimed to optimize the evaluation process by reducing the number and types of parameters used in water quality indicators, thereby reducing measurement costs. To achieve this, Shannon's entropy method was employed to determine the weight of each parameter in the water quality index. The study utilized artificial intelligence algorithms, individually and in combination, to predict the weighted entropy water quality index. The goal was to assess the suitability of water for agricultural purposes. The results indicated that the sub-index of bicarbonate had the highest weight (0.24) among the parameters, while sodium absorption had the lowest weight (0.18). The combined decision tree and neural network algorithm compared to the simple decision tree and neural network algorithm with higher R^2 (0.999 compared to 0.996 and 0.998) and lower RMSE (0.331 compared to 0.331 and 1.081). It showed a higher accuracy in predicting the weighted entropy water quality index. Furthermore, by analyzing the importance of parameters using the Pearson correlation matrix, it was discovered that removing bicarbonate and reducing the number of inputs to 4 allowed the combined decision tree and neural network algorithm to maintain high accuracy in predicting the index. Overall, this study demonstrated the effectiveness of Shannon's entropy method and artificial intelligence algorithms in evaluating the quality of water resources for agricultural purposes. The optimized approach can assist in planning and ensuring the proper use of water resources, contributing to the continuity of farming activities.

Keywords: Artificial intelligence, Pearson correlation, Agriculture, Bicarbonate.

Article Type: Research Article
Article history: Received: 15 January 2024 **Revised:** 09 May 2024 **Accepted:** 05 June 2024 **ePublished:** 21 June 2024

1.Introduction

Water quality is a crucial environmental issue affecting health and ecosystems. Assessing irrigation water quality is vital for making informed decisions about water consumption and reducing crop pollution. Water quality forecasting plays a crucial role in evaluating and identifying possible changes in water quality. Artificial intelligence (AI) is a powerful tool that can predict and monitor water quality. AI models can recognize complex patterns in environmental data and provide accurate predictions. The sub-indices of the agricultural water quality index were calculated, and the weight of the sub-indices was determined using Shannon's entropy theory. Simple and combined AI algorithms were used to predict the weighted entropy water quality index.

2. Methodology

This study focuses on the Karun River, located in the Khuzestan Province of Iran, specifically between Gatond, Ahvaz, and Sulaymaniyah stations. The province is divided into two regions, namely, mountainous and plain, with the plain region accounting for 60% of the province. In this study, the irrigation water quality index (IWQI) was used to determine the suitability of water for irrigation. The IWQI was calculated using five parameters, including EC, Na^+, Cl^-, SAR, and HCO^-_3. The weight of these parameters was determined using the Shannon entropy technique. Based on the IWQI values, water for irrigation was categorized into five classes. The study used data from the period of 1370 to 1400. This study developed a predictive model using the decision tree algorithm to determine agricultural consumption's weighted entropy water quality index. To address overfitting issues, artificial intelligence techniques were incorporated. Pearson correlation analysis was used to select the important input parameters. The combined decision tree and neural network algorithm were used to test the model's efficiency. The selection of important input parameters can enhance the accuracy and efficiency of the model, which is a crucial aspect of better artificial

intelligence algorithms.

3. Results and discussion

Electrical conductivity measures the ionic strength of irrigation water and determines its suitability for agriculture. Studies have shown that high electrical conductivity and sodium absorption ratio can negatively impact soil and plant health. In the studied area, electrical conductivity values range from 428 to 4846 ds/m, with 9.36% of the samples exceeding 3000. SAR values range from 0.96 to 11.64, with 21.91% of the samples in the illegal category. Figures 2 and 3 show the distribution of irrigation water quality index values in five categories. Low water quality is due to the high electrical conductivity and SAR, which can be attributed to various factors, including human activities such as dam construction. The study area's irrigation water quality index values are classified into five categories, with most samples having moderate restrictions. The water quality in Gatund station is better than Sulaymaniyah station, which has the lowest quality due to various factors The prediction results of the water quality index showed that the combined algorithm of decision tree and neural network has a higher ability than the simple algorithm of decision tree and neural network.

The prediction results of the water quality index showed that the combined algorithm of decision tree and neural network has a higher ability than the simple algorithm of decision tree and neural network.

Hybrid models can effectively depict patterns and relationships in water quality data, resulting in more reliable predictions. Combining different algorithms and techniques in hybrid models increases their predictive capabilities and makes them more suitable for water quality prediction tasks. One of the effective ways to reduce the cost and time of determining the water quality index is to reduce the number of unimportant input parameters. The results of this research showed that bicarbonate ion can be removed due to its low effectiveness in the present study. The results of the best algorithm before and after reducing the input parameters are shown in the beloew figure and table.

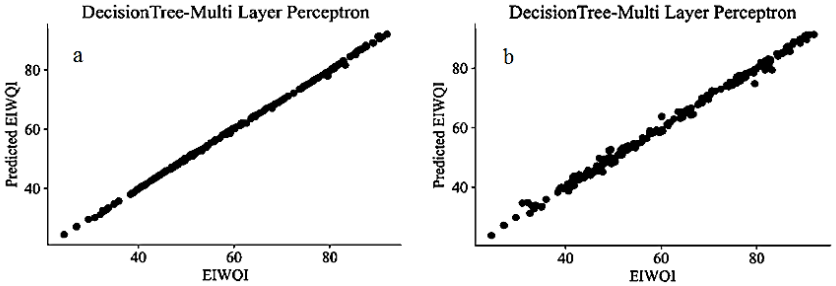


Figure 1. The results of the best algorithm before (a) and after (b) reducing the input parameters

Table1. Evaluation metric for predicting the entropy water quality index for agricultural uses

Algorithm	Evaluation metric			
	MSE	MAE	R^2	RMSE
DecisionTree-Multi Layer Perceptron	0.110	0.236	0.999	0.331
DecisionTree-Multi Layer Perceptron (without bicarbonate)	1.246	0.773	0.996	1.116

4. Conclusions

AI techniques are used to predict environmental processes. Multi-criteria decision-making improves water quality assessment accuracy. Simple and combined AI algorithms efficiently estimate the weighted entropy water quality index for agriculture. Combined algorithms are more effective.

5. References

Kadam, A., Wagh, V., Muley, A., Umrikar, B., & Sankhua, R. (2019). Prediction of water quality index using artificial neural network and multiple linear regression modelling approach in Shivganga River basin, India. Modeling Earth Systems and Environment, 5, 951-962. https://doi.org/10.1007/s40808-019-00581-3

6. Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

7. Acknowledgments

The authors would like to thank Shahid Chamran University of Ahvaz for providing the facilities to carry out the laboratory experiments of this paper

Cite this article: Kamali, A., Saki, A., Moghadam, M., & Divband Hafshejani, L. (2024). Prediction of weighted entropy water quality index for agricultural uses using simple and hybrid artificial intelligence methods, *Advanced Technologies in Water Efficiency*, 4(2), 59-76. DOI: 10.22126/ATWE.2024.10518.1119

Publisher: Razi University

© The Author(s).

فناوری های پیشرفته در بهره وری آب
وبگاه نشریه: https://atwe.razi.ac.ir شاپا الکترونیکی: ۲۷۸۳-۴۹۶۴

پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای مصارف کشاورزی با استفاده از روش‌های ساده و ترکیبی هوش مصنوعی

اکبر کمالی[۱]، احمد ساکی[۲]، مصطفی مقدم[۳]، لاله دیوبند هفشجانی[۴]✉

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی محیطزیست، دانشکده مهندسی آب و محیطزیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: Akbarkamali1000@gmail.com

[۲] دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی محیطزیست، دانشکده مهندسی آب و محیطزیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: ah-saki@stu.scu.ac.ir

[۳] دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی محیطزیست، دانشکده مهندسی آب و محیطزیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: mostafamogadam@gmail.com

[۴] نویسنده مسئول، استادیار گروه مهندسی محیطزیست، دانشکده مهندسی آب و محیطزیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: l.divband@scu.ac.ir

چکیده

در دهه‌های اخیر، ارزیابی کیفیت منابع آبی برای برنامه‌ریزی استفاده درست و به دنبال آن پیش‌بینی کیفیت آن‌ها برای تضمین تداوم برنامه‌ریزی از اهمیت بالایی برخوردار است. علیرغم توجه بی‌سابقه به شاخص‌های کیفیت آب در سراسر جهان، بهینه‌سازی در جهت کاهش تعداد و انواع پارامترها در شاخص‌های کیفیت آب کشاورزی و درنتیجه کاهش هزینه‌های اندازه‌گیری تا حدی مغفول مانده است؛ بنابراین در این مطالعه ابتدا روش آنتروپی شانون برای تعیین وزن پارامترهای تشکیل‌دهنده شاخص به‌کاربرده شد و سپس توانایی الگوریتم‌های ساده و ترکیبی هوش مصنوعی برای پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار که برای ارزیابی تناسب آب با اهداف کشاورزی مورداستفاده قرار می‌گیرد، بررسی گردید. نتایج نشان داد که زیر شاخص بی‌کربنات و نسبت جذب سدیم به ترتیب بیشترین وزن (۰/۲۴) و کمترین وزن (۰/۱۸) را به خود اختصاص دادند. الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی نسبت به الگوریتم ساده درخت تصمیم و شبکه عصبی با R^2 بالاتر (۰/۹۹۹ نسبت به ۰/۹۹۶ و ۰/۹۹۸) و RMSE پایین‌تر (۰/۳۳۱ نسبت به ۱/۰۸۱ و ۰/۳۳۱) دقت بالاتری در پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار نشان داد. تجزیه‌وتحلیل اهمیت پارامترها در به‌کارگیری به‌عنوان ورودی الگوریتم‌های موردمطالعه با استفاده از ماتریس همبستگی پیرسون نشان داد که با حذف بی‌کربنات و کاهش تعداد ورودی‌ها به ۴ ورودی نیز الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی توانایی بالایی در پیش‌بینی شاخص دارند.

واژه‌های کلیدی: هوش مصنوعی، همبستگی پیرسون، کشاورزی، بی‌کربنات

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

سابقه مقاله: دریافت: ۲۵ دی ۱۴۰۲ **اصلاح:** ۲۰ اردیبهشت ۱۴۰۳ **پذیرش:** ۱۶ خرداد ۱۴۰۳ **چاپ الکترونیکی:** ۰۱ تیر ۱۴۰۳

استناد: کمالی، ا.، ساکی، ا.، مقدم، م.، و دیوبند هفشجانی، ل. (۱۴۰۳). پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای مصارف کشاورزی با استفاده از روش‌های ساده و ترکیبی هوش مصنوعی، فناوری‌های پیشرفته در بهره‌وری آب، ۴(۲)، ۷۶-۵۹، شناسه دیجیتال: 10.22126/ATWE.2024.10518.1119

ناشر: دانشگاه رازی

© نویسندگان.

مقدمه

در دنیای مدرن امروز، موضوع کیفیت آب از اهمیت علمی قابل‌توجهی برخوردار است و تأثیر عمیقی بر رفاه انسان و سیستم‌های اکولوژیکی دارد. رشد فزاینده جمعیت و تلاش‌های صنعتی چالش‌های اساسی را برای منابع آبی ما ایجاد کرده است، در درجه اول از طریق آلودگی. به‌طور هم‌زمان، تأکید بر اهمیت کیفیت آب در حوزه کشاورزی بسیار مهم است زیرا پیامدهای مستقیمی بر کمیت و کیفیت عملکرد محصول دارد. آب باکیفیت برتر نقش اساسی در افزایش تولیدات کشاورزی دارد، درحالی‌که وجود آلاینده‌ها در آب می‌تواند مانع رشد گیاه، ایجاد بیماری‌های گیاهی و حتی عوارض سلامتی در انسان شود (سان و همکاران[1]، ۲۰۲۳). درک کیفیت آب کشاورزی برای مدیریت مؤثر منابع آب و تضمین کشاورزی پایدار بسیار مهم است و ارزیابی مناسب بودن آب آبیاری برای اهداف کشت محصول به تصمیم‌گیری آگاهانه در مورد مصرف آب و کاهش آلودگی محصول در مزرعه کمک می‌کند (ال بهایری و همکاران[2]، ۲۰۲۱، و سوبیانتورو[3]، ۲۰۲۲). علاوه بر این، ارزیابی کیفیت آب آبیاری می‌تواند به شناسایی خطرات بالقوه مانند شوری، سمیت یونی خاص و آلودگی فلزات سنگین کمک کند و امکان اتخاذ اقدامات مناسب برای جلوگیری از تخریب خاک و حفظ منابع آب را فراهم کند. به‌طورکلی، ارزیابی کیفیت آب کشاورزی نقشی حیاتی در ترویج شیوه‌های کشاورزی ایمن و پایدار دارد. تکنیک‌های متعددی برای ارزیابی کیفیت آب وجود دارد.

یکی از این رویکردها شامل مقایسه خواص فیزیکی، شیمیایی و باکتریولوژیکی نمونه آب با مقادیر استاندارد برای تعیین میزان آلودگی است. شایان‌ذکر است که پارامترهای مشخص‌شده بر اساس استفاده موردنظر از آب متفاوت است. بااین‌حال، نظارت بر تمام پارامترهایی که بر کیفیت آب تأثیر می‌گذارند برای تعیین مناسب بودن آن برای یک هدف خاص، یک کار پیچیده و پرهزینه است. درنتیجه، بسیاری از سازمان‌های ملی و بین‌المللی مجموعه‌ای از شاخص‌های کیفیت آب را بر اساس اهداف خاص و مناطق هدف خود توسعه داده‌اند. به‌عنوان‌مثال، سازمان بهداشت جهانی (WHO) دستورالعمل‌ها و شاخص‌هایی را برای ارزیابی ایمنی و مناسب بودن آب برای اهداف آشامیدنی ایجاد کرده است (اگبوئری و همکاران[4]، ۲۰۲۰، و جها و همکاران[5]، ۲۰۲۰). این شاخص‌ها پارامترهای مختلف کیفیت آب را برای ایجاد درک عمومی از کیفیت آب برای عموم ترکیب می‌کنند (حیله و گبیه[6]، ۲۰۲۲). توسعه و اتخاذ این شاخص‌های کیفیت آب در تسهیل برنامه‌های پایش معمول و امکان مداخلات به‌موقع، زمانی که انحرافات از استانداردهای کیفیت آب موردنظر تشخیص داده می‌شود، مفید بوده است. با استفاده از زیرمجموعه‌ای از شاخص‌های مرتبط متناسب با کاربرد خاص، ذینفعان می‌توانند به‌طور مؤثر کیفیت آب را ارزیابی کنند و در مورد مناسب بودن آن برای مصارف مختلف تصمیم‌گیری آگاهانه بگیرند. بااین‌حال، مهم است که اذعان کنیم که نظارت بر کیفیت آب یک فرآیند مداوم و پویا است. با تکامل درک علمی و ظهور چالش‌های جدید، فهرست شاخص‌های توصیه‌شده ممکن است به‌روزرسانی یا اصلاح شود (ژائو و همکاران[7]، ۲۰۱۸).

پیش‌بینی کیفیت آب داده‌های حیاتی را در اختیار تصمیم‌گیرندگان و سیاست‌گذاران قرار می‌دهد تا برای استفاده مستمر از آب برنامه‌ریزی کنند. همچنین به‌عنوان یک سیستم هشدار اولیه عمل می‌کند و داده‌ها را به بخش مدیریت محیط‌زیست ارائه می‌دهد. اصلاح بسیاری از حوادث ناشی از آلودگی را می‌توان قبل از وقوع با پیش‌بینی کیفیت آب انجام داد. این می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی سطح مدیریت منابع آب را بهبود بخشد (یو و همکاران[8]، ۲۰۲۲) برخی از محققان از تکنیک‌های سنتی برای پیش‌بینی کیفیت آب استفاده می‌کنند که می‌تواند هم گران و هم‌زمان بر باشد. علاوه بر این، این روش‌ها ممکن است همیشه نتایج دقیقی ایجاد نکنند. از طرفی هوش مصنوعی به توسعه سیستم‌های رایانه‌ای اشاره دارد که قادر به انجام وظایفی هستند که معمولاً به هوش انسانی نیاز دارند. از سوی دیگر، محاسبات نرم حوزه‌ای در هوش مصنوعی است که بر تقریب‌ها و تحمل برای عدم دقت، ابهام و حقیقت جزئی تمرکز دارد تا فرآیندهای تصمیم‌گیری

[1] Sun et al
[2] El Behairy et al
[3] Subiantoro
[4] Egbueri et al
[5] Jha et al
[6] Haile & Gabbiye
[7] Zhao et al
[8] Yu et al

انسانی را تقلید کند (فهیمی و همکاران[1]، ۲۰۱۷). در این راستا، هوش مصنوعی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند شناخته‌شده است که می‌تواند به‌طور مؤثری در پیش‌بینی و نظارت بر کیفیت آب مورداستفاده قرار گیرد. مدل‌های هوش مصنوعی، مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان و سیستم‌های یادگیری ماشینی، قادرند الگوهای پیچیده و غیرخطی را در داده‌های محیطی تشخیص دهند و بر اساس آن‌ها پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه دهند (وانگ و همکاران[2]، ۲۰۲۳). این مدل‌ها می‌توانند از مجموعه‌ای وسیع از داده‌ها، ازجمله داده‌های زمانی و مکانی، پارامترهای فیزیکی و شیمیایی آب و حتی داده‌های مربوط به فعالیت‌های انسانی، برای یادگیری و ارزیابی وضعیت کیفیت آب استفاده کنند.

با بهره‌گیری از هوش مصنوعی، می‌توان سرعت و دقت تشخیص تغییرات در کیفیت آب را افزایش داد که این امر به مدیران منابع آبی اجازه می‌دهد تا تدابیر پیشگیرانه‌ای را به‌موقع اتخاذ کنند. این تکنولوژی همچنین می‌تواند در شناسایی منابع آلودگی و بهبود استراتژی‌های مدیریت منابع آب مؤثر باشد. درنتیجه، هوش مصنوعی نقش حیاتی در تضمین دسترسی به آب سالم و پایدار برای نسل‌های کنونی و آینده دارد (ماروجو و همکاران[3]، ۲۰۲۳)؛ بنابراین در تحقیق حاضر با استفاده از داده‌های بخشی از رودخانه کارون (گتوند–سلیمانیه)، زیرشاخص‌های شاخص کیفیت آب کشاورزی محاسبه گردید و سپس وزن زیرشاخص‌ها با استفاده از تئوری آنتروپی شانون تعیین گردید تا بتوان ارزیابی دقیقی از وضعیت کیفیت آب منطقه موردمطالعه به دست آورد. در مرحله بعد برای پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی ساده و ترکیبی استفاده گردید. ذکر این نکته ضروری است که هدف اصلی استفاده از این الگوریتم‌ها برآورد شاخص کیفیت آب آنتروپی وزنی است. آنچه این الگوریتم‌ها را متمایز می‌کند توانایی آن‌ها در انجام این تخمین بدون نیاز به کار پرزحمت محاسبه زیرشاخص ها است. در عوض، آن‌ها تنها بر پارامترهای ارائه‌شده متکی هستند. با حذف فرآیند زمان‌بر، این الگوریتم‌ها ابزار کارآمدتر و راحت‌تری برای تخمین شاخص کیفیت آب ارائه می‌دهند.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

محمد پور و همکاران[4] (۲۰۱۵)، در تحقیقی از ماشین بردار پشتیبان و دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (انتشار به جلو (FFBP) و تابع پایه شعاعی (RBF) برای پیش‌بینی شاخص کیفیت آب (WQI) در یک سازه آزاد استفاده کردند. مقایسه دقیق عملکرد کلی نشان داد که SVM و FFBP می‌توانند با موفقیت برای پیش‌بینی کیفیت آب در یک محیط تالاب ساخته‌شده با سطح آزاد استفاده شوند. این روش‌ها محاسبه WQI را ساده می‌کند و تلاش‌ها و زمان قابل‌توجهی را با بهینه‌سازی محاسبات کاهش می‌دهد.

کادام و همکاران[5] (۲۰۱۹)، در مطالعه‌ای از تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون خطی چندگانه (MLR) برای پیش‌بینی تناسب کیفیت آب زیرزمینی برای آشامیدن در رودخانه‌ای در هند استفاده کردند. پارامترهای فیزیکوشیمیایی مانند اسیدیته، هدایت الکتریکی، مواد جامد محلول، سختی کل، کلسیم، منیزیم، سدیم، پتاسیم، کلر، کربنات، سولفات، نیترات و فسفات برای محاسبه شاخص کیفیت آب (WQI) در نظر گرفته شدند. نتایج تحلیلی تأیید کرد که تمام پارامترها در محدوده قابل‌قبول هستند. تنها یک نمونه نشان می‌دهد که کیفیت آب برای آشامیدن به دلیل ورودی زباله‌های خانگی و کشاورزی نامناسب است. علاوه بر این به‌منظور ایجاد مدلی دقیق و سازگار برای پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی مبتنی بر WQI، یک الگوریتم انتشار سه لایه پشتی Levenberg-Marquardt در معماری ANN استفاده شد. نتایج تأیید می‌کند که پیش‌بینی‌های مدل ANN رضایت‌بخش است.

تراچ و همکاران[6] (۲۰۲۲)، در مطالعه‌ای بر اصلاح روش اوکراینی برای ارزیابی شاخص کیفیت آب (WQI) با ترکیب تأثیر عناصر شیمیایی خطرناک پرداختند. از منطق فازی برای مدل‌سازی ارزیابی WQI با چهار متغیر ورودی و یک متغیر خروجی استفاده شد. یک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی WQI، تجزیه‌وتحلیل شش مدل ANN با بهینه‌سازهای مختلف و توابع فعال‌سازی

[1] Fahimi et al
[2] Wang et al
[3] Maroju et al
[4] Kadam et al
[5] Mohammadpour et al
[6] Trach et al

ایجاد شد. بر اساس نتایج این تحقیق یک رویکرد جدید با ترکیب منطق فازی و ANN برای ارزیابی و پیش‌بینی مؤثر مقادیر WQI پیشنهاد شد به‌طوری‌که توافق رضایت‌بخشی بین داده‌های پیش‌بینی و هدف را نشان می‌دهد.

اسدالله و همکاران[1] (۲۰۲۱)، در مطالعه‌ای با استفاده از مدل یادگیری ماشین جدیدی به نام رگرسیون درخت اضافی(ETR) به پیش‌بینی مقادیر ماهانه WQI در رودخانه‌ای در هنگ‌کنگ پرداختند و عملکرد مدل ETR با مدل‌های مستقل کلاسیک، رگرسیون بردار پشتیبانی (SVR) و رگرسیون درخت تصمیم (DTR) مقایسه کردند. داده‌های کیفیت آب ورودی ماهانه شامل نیاز اکسیژن خواهی بیوشیمیایی، نیاز اکسیژن خواهی شیمیایی، اکسیژن محلول، هدایت الکتریکی، نیترات، نیتریت، فسفات، اسیدیته، دما و کدورت بودند. تجزیه‌وتحلیل نشان داد که مدل ETR به‌طورکلی پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را برای هر دو مرحله آموزش و آزمایش تولید می‌کند. اگرچه با ده متغیر ورودی بالاترین عملکرد پیش‌بینی به دست آمد، اما ترکیبی از پارامترهای ورودی شامل نیاز اکسیژن‌خواهی بیوشیمیایی، کدورت و فسفات دومین دقت پیش‌بینی را ارائه می‌کند.

اجاز و همکاران[2] (۲۰۲۴)، با استفاده از ۱۹ پارامتر کیفیت آب ورودی و ۶ مدل پیشرفته یادگیری ماشین به پیش‌بینی شاخص کیفیت آب منبع آب طبیعی آلوده صنعتی در پاکستان پرداختند. برای کالیبراسیون مدل، ۸۰٪ از مجموعه داده برای آموزش، درحالی‌که ۲۰٪ برای آزمایش کنار گذاشته شد. مقایسه نتایج نشان داد که مدل تقویت گرادیان با استفاده از ترکیبی از تنها هفت پارامتر (نیاز اکسیژن شیمیایی، کل کربن آلی، روغن و گریس، آمونیاک نیتروژن، آرسنیک، نیکل و روی)، با دست‌یابی به نتایج بهتر از سایر مدل‌ها پیشی گرفت. تجزیه‌وتحلیل اهمیت ویژگی‌ها نشان داد که همه متغیرهای انتخاب‌شده به‌جز نیترات، مواد جامد محلول و دما بر دقت پیش‌بینی مدل‌ها تأثیر داشتند.

محسنی و همکاران[3] (۲۰۲۴)، برای پیش‌بینی شاخص کیفیت وزنی از ۸ پارامتر اصلی فیزیکوشیمیایی ورودی و ۴ مدل یادگیری ماشین استفاده کردند. نمونه‌های کیفیت آب زیرزمینی مورداستفاده در تحقیق از ۵۴ بخش زیر ناحیه شهری جمع‌آوری‌شده بودند. نتایج نشان داد است که مدلXG-Boost نتایج بهتری نسبت به سایر مدل‌های ماشین لرنینگ داشت. ارزیابی ارائه گرافیکی، مدل XG-Boost نتایج مشابهی از برتری نشان داد. نتایج مدل‌سازی به‌دست‌آمده بر کاربرد مدل‌های کامپیوتری برای برنامه‌ریزی بهتر و اطلاعات ضروری برای تصمیم‌گیری تأکید دارد.

روش پژوهش

منطقه موردمطالعه

استان خوزستان ازنظر پستی‌وبلندی به دو منطقه کوهستانی و جلگه‌ای تقسیم می‌شود. منطقه جلگه‌ای خوزستان از جنوب دزفول، مسجدسلیمان، رامهرمز و بهبهان آغازشده و تا کرانه‌های خلیج‌فارس و اروند ادامه دارد. این جلگه تقریباً دارای شیب کم است و در برخی از نقاط آن گنبدهای نمک مربوط به دوران کامبرین وجود دارد که در شور کردن اراضی و آب‌ها تأثیر عمده‌ای دارد. وسعت این منطقه تقریباً ۶۰ درصد کل استان است. میانگین سالانه بارش در محدوده موردمطالعه ۲۵۸ میلی‌متر است.

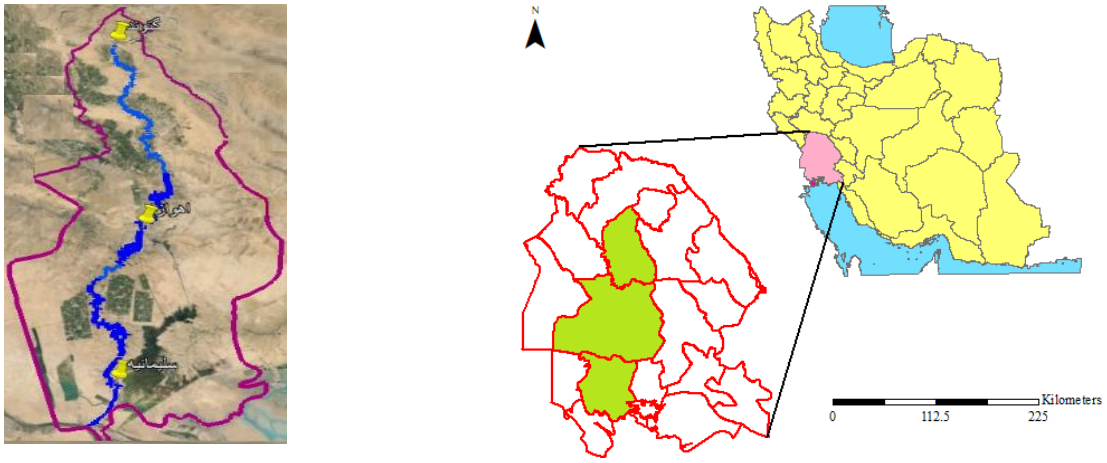
رودخانه کارون، از ارتفاعات دنا به ارتفاع ۳۲۶۲ متر در استان کهگیلویه و بویراحمد و کوهرنگ به ارتفاع ۳۲۲۴ در استان چهارمحال بختیاری سرچشمه می‌گیرد. این رودخانه پس از عبور از دره‌های تنگ و عمیق زاگرس از شهرهای شوشتر، گتوند و اهواز عبور می‌کند. منطقه موردمطالعه در این تحقیق رودخانه کارون حدفاصل ایستگاه‌های گتوند، اهواز و سلیمانیه است. شکل (۱) موقعیت ایستگاه‌های مذکور را نشان می‌دهد.

داده‌ها و پیش‌پردازش آن‌ها

به‌منظور محاسبه شاخص کیفیت آب کشاورزی داده‌های کیفیت آب همچون هدایت الکتریکی (EC)، نیاز اکسیژن‌خواهی بیوشیمیایی (Na^+)، کلر (Cl^-)، نسبت جذب سدیم (SAR)، بی‌کربنات (HCO^-_3) برای ۳۰ سال آبی (۱۴۰۰-۱۳۷۰) و ایستگاه‌های گتوند، اهواز و

[1] Asadollah et al
[2] Ejaz et al
[3] Mohseni et al

سلیمانیه از سازمان آب و برق خوزستان دریافت شد. به‌منظور بررسی آمار توصیفی داده‌ها مقادیر میانگین، انحراف معیار، مینیمم، ماکزیمم آن‌ها تعیین گردید.



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های موردمطالعه در تحقیق حاضر

شاخص کیفیت آب کشاورزی

ازآنجایی‌که مصارف متعدد و کاربردهای متفاوتی برای آب وجود دارد، لذا برای مشخص نمودن قابل‌استفاده بودن آب در مصرف موردنظر، نیاز به شاخصی است که با استفاده از آن کیفیت آب را سنجید. با توجه به اینکه در این مطالعه بررسی کیفیت آب جهت کشاورزی موردنظر است از شاخص کیفیت آب آبیاری (IWQI) استفاده شد. شاخص مذکور برای محاسبه به پارامترهایی مانند EC، Na^+، Cl^-، SAR و HCO^-_3 نیاز دارد. این پنج پارامتر بیشترین تأثیر را بر کیفیت آب آبیاری دارند. برای محاسبه IWQI از روابط زیر استفاده شد.

$$IWQI=\sum_{i=1}^{n} q_i\, w_i \qquad (۱)$$

$$q_i=q_{max}-\left(\frac{(X_{ij}-X_{inf})\times q_{iamp}}{X_{iamp}}\right) \qquad (۲)$$

در روابط بالا IWQI: شاخص کیفیت آب کشاورزی (بدون بعد)، qi: زیر شاخص پارامتر کیفیت آب محاسبه‌شده طبق رابطه (۲)، qmax: بالاترین مقدار زیر شاخص در هر کلاس، qiamp: محدوده طبقات، Xij: مقدار اندازه‌گیری هر پارامتر در هر کلاس، Xiamp: محدوده پارامتر در هر کلاس، Xinf: کمترین مقدار دامنه پارامتر در هر کلاس و wi: وزن نسبی هر زیر شاخص که بر اساس آنتروپی شانون محاسبه می‌گردد. مقادیر پارامترهای موردنیاز برای محاسبه qi در جدول (۱) ارائه گردیده است.

جدول ۱. پارامترها و حدود مشخص‌شده برای هر زیر شاخص (میرلس و همکاران[1]، ۲۰۱۰)

qi	HCO_3^-	Cl^-	Na+	SAR	EC
۸۵– ۱۰۰	۱ ≤ HCO3 –< ۱/۵	۱ ≤ Cl–< ۴	۲ ≤ Na+< ۳	۲ ≤ SAR< ۳	۲۰۰ ≤ EC< ۷۵۰
۶۰– ۸۵	۱/۵ ≤ HCO3 –< ۴/۵	۴ ≤ Cl–< ۷	۳ ≤ Na+< ۶	۳ ≤ SAR< ۶	۷۵۰ ≤ EC< ۱۵۰۰
۳۵– ۶۰	۴/۵ ≤ HCO3 –< ۸/۵	۷ ≤ Cl–< ۱۰	۶ ≤ Na+< ۹	۶ ≤ SAR< ۱۲	۱۵۰۰ ≤ EC < ۳۰۰۰
۰– ۳۵	۸/۵ ≤ HCO3 –	۱۰ ≤ Cl–	۹ ≤ Na+	۱۲ ≤ SAR	۳۰۰۰ ≤ EC

[1] Meireles et al

تعیین وزن پارامترهای شاخص کیفیت آب با استفاده از آنتروپی شانون

آنتروپی یکی از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چند معیاره برای تعیین وزن یک ویژگی در مسائل تصمیم‌گیری است. این تکنیک بر اساس معیار فراوانی از میزان اطلاعات یا میزان تصادفی بودن یک متغیر است. در این مطالعه برای محاسبه وزن پارامترهای شاخص کیفیت آب کشاورزی از روش مذکور استفاده شد. متغیرهای موردبررسی عبارت‌اند از پارامترهایی که در جدول (۲) ارائه گردید.

$$X=\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (۳)$$

$$Xn=\begin{bmatrix} n_{11} & \cdots & n_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ n_{m1} & \cdots & n_{mn} \end{bmatrix} \quad (۴)$$

$$n_{ij}=\frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^{n} x_{ij}} \quad (۵)$$

$$E_i=-\frac{\sum_{j=1}^{n} n_{ij}.\ln n_{ij}}{\ln n} \quad (۶)$$

$$w_i=\frac{1-E_i}{\sum_{j=1}^{m}(1-E_i)} \quad (۷)$$

$$q_i=\frac{c_i}{s_i}\times 100 \quad (۸)$$

$$IWQI=q_i\times w_i \quad (۹)$$

در روابط بالا،X: ماتریس مقادیر،Xn: ماتریس نرمال شده، m: تعداد نمونه، n: تعداد پارامترها، nij: مقدار نرمال، Ei: مقدار آنتروپی هر شاخص، Ci: غلظت اندازه‌گیری شده هر پارامتر شیمیایی، qi: رتبه کیفی هر پارامتر، Si: وزن هر معیار و IWQI: شاخص کیفیت آب کشاورزی برای هر نمونه آب است.

بر اساس مقادیر IWQI، برای آبیاری ۵ کلاس وجود دارد. ۱۰۰-۸۵ IWQI: (بدون محدودیت)، ۸۵-۷۰ IWQI: (محدودیت کم)، ۷۰-۵۵ IWQI: (محدودیت متوسط)، ۵۵-۴۰ IWQI: (محدودیت بالا) و ۴۰-۰ IWQI: (محدودیت شدید) (یلدیز و کاراکوش[1]، ۲۰۲۰).

پیش‌بینی شاخص کیفیت آب با استفاده از هوش مصنوعی

درخت تصمیم یک ابزار مدل‌سازی پیش‌بینی است که در زمینه‌های مختلف مورداستفاده قرار می‌گیرد. این شامل تقسیم مجموعه داده بر اساس شرایط مختلف برای ایجاد زیرمجموعه‌هایی است که ازنظر پارامتر هدف شبیه‌تر هستند. درخت‌های تصمیم معمولاً در یادگیری ماشینی نظارت‌شده استفاده می‌شوند، زیرا پیاده‌سازی، تفسیر و ارائه نتایج ثابت آسان هستند. آن‌ها را می‌توان برای تجزیه‌وتحلیل رگرسیون استفاده کرد و برای پیش‌بینی نتایج در حوزه‌های مختلف استفاده‌شده است (جالوری و همکاران[2]، ۲۰۱۴). متأسفانه برخی مواقع الگوریتم درخت تصمیم ممکن است به علت انطباق بیش‌ازحد به داده‌های آموزش، با مشکل بیش برازش روبرو شود. با اضافه کردن عناصر هوش مصنوعی مانند روش‌های بهینه‌سازی در شبکه‌های عصبی، این مشکل قابلیت کنترل بیشتری پیدا می‌کند. هوش مصنوعی، ازجمله شبکه‌های عصبی، دارای قابلیت‌ها و توانایی‌های پیشرفته‌تری برای مدل‌سازی پیچیدگی‌های غیرخطی و تعمیم‌پذیری بیشتر است. این قابلیت‌ها می‌توانند در بهبود دقت و کارایی مدل کمک کنند؛ بنابراین در این تحقیق به‌منظور توسعه یک مدل پیش‌بینی کننده شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای مصرف کشاورزی، از الگوریتم ساده درخت تصمیم و سپس به‌منظور بررسی کارایی الگوریتم‌های ترکیبی نسبت به ساده از الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی (پرسپترون چندلایه) استفاده شد. همچنین با توجه به این‌که یکی از اهداف هوش مصنوعی کاهش هزینه و زمان در حل مسائل است و انتخاب متغیرهای ورودی یکی از کلیدهای الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای بهتر بودن است (ال بلالی و طالب[3]، ۲۰۲۰)، ابتدا از تمام پارامترهای تشکیل‌دهنده شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای پیش‌بینی آن

[1] Yıldız & Karakuş
[2] Jaloree et al
[3] El Bilali & Taleb

استفاده شد و پس از تعیین الگوریتم موفق، تنها پارامترهایی که همبستگی بیشتری با شاخص داشتند به‌کاربرده شدند. برای بررسی روابط بین پارامترهای ورودی و شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار (خروجی) از تحلیل همبستگی پیرسون استفاده شد. قابل‌ذکر است میزان دقت پیش‌بینی الگوریتم‌های به‌کاربرده شده با استفاده از معیارهای ارزیابی (معادلات ۹- ۱۲) تعیین گردید

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i^{exp}-Y_i^{pred}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_I^{exp}-Y_{ave}^{exp}\right)^2} \quad (۱۰)$$

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|Y_i^{pred}-Y_i^{exp}\right| \quad (۱۱)$$

$$MSE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i^{pred}-Y_i^{exp}\right)^2 \quad (۱۲)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i^{exp}-Y_i^{pred}\right)^2} \quad (۱۳)$$

در اینجا Y_i^{pred} و Y_i^{exp} به ترتیب مقادیر پیش‌بینی‌شده و محاسبه‌شده و n تعداد مقادیر است. برای یک مدل کامل، مقادیر RMSE، R^2، MAE و MSE به ترتیب ۰، ۱، ۰ و ۰ خواهد بود (دیوبند هفشجانی و همکاران[1]، ۲۰۲۳).

گام‌های مراحل انجام تحقیق به ترتیب در شکل (۲) نشان داده‌شده است.

یافته‌ها

جدول (۲) مقادیر خصوصیات آماری پارامترهای ورودی و شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار را در این مطالعه نشان می‌دهد. بر اساس نتایج جدول (۲)، مقدار هدایت الکتریکی در نمونه‌های منطقه موردمطالعه بین ۴۲۸ تا ۴۸۴۶ دسی زیمنس بر متر است؛ که ۹/۳۶ درصد از نمونه‌ها هدایت الکتریکی بالاتر از ۳۰۰۰، ۲۳/۷۱ درصد نمونه‌ها بین ۲۰۰۰ تا ۳۰۰۰ و ۵۹/۵۶ درصد نمونه‌ها بین ۷۵۰ تا ۲۰۰ دسی زیمنس بر متر دارند که استفاده آب را برای اهداف کشاورزی محدود می‌کنند. یکی دیگر از پارامترهای مؤثر بر میزان شاخص کیفیت آب در کشاورزی نسبت جذب سدیم (SAR) است. مقدار این پارامتر در نمونه‌های منطقه مطالعه حاضر بین ۰/۹۶ تا ۱۱/۶۴ است که در این تحقیق ۲۱/۹۱ درصد نمونه‌ها ازنظر میزان SAR در رده غیرمجاز قرار دارند. قابل‌ذکر است که نمونه‌های آب منطقه موردمطالعه ازلحاظ میزان سایر پارامترهای شاخص کیفیت آب آبیاری (سدیم، کلر و بی‌کربنات) در رده قابل‌اطمینان قرار دارند.

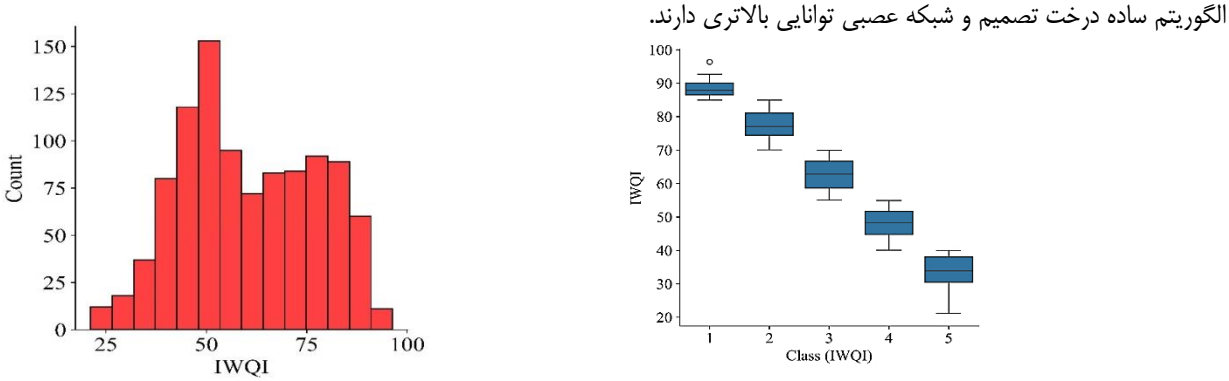
جدول ۲. آمار توصیفی پارامترهای ورودی و شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار

پارامتر	هدایت الکتریکی	نسبت سدیم قابل‌جذب	کلر	کربنات	سدیم	شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار
حداقل	۴۲۸	۰/۹۶	۱/۵۴	۰/۶	۱/۱۵	۲۱/۱۷
حداکثر	۴۸۴۶	۱۱/۶۴	۳۲/۳۲	۵/۶	۳۲/۲۶	۹۶/۳۶
میانگین	۱۷۶۶/۴۷	۴/۵۵	۹/۵۴	۲/۹۵	۹/۶۵	۶۰/۲۴
انحراف از استاندارد	۸۵۶/۷۴	۱/۹۹	۵/۷۹	۰/۶۰	۵/۸۸	۱۶/۶۵

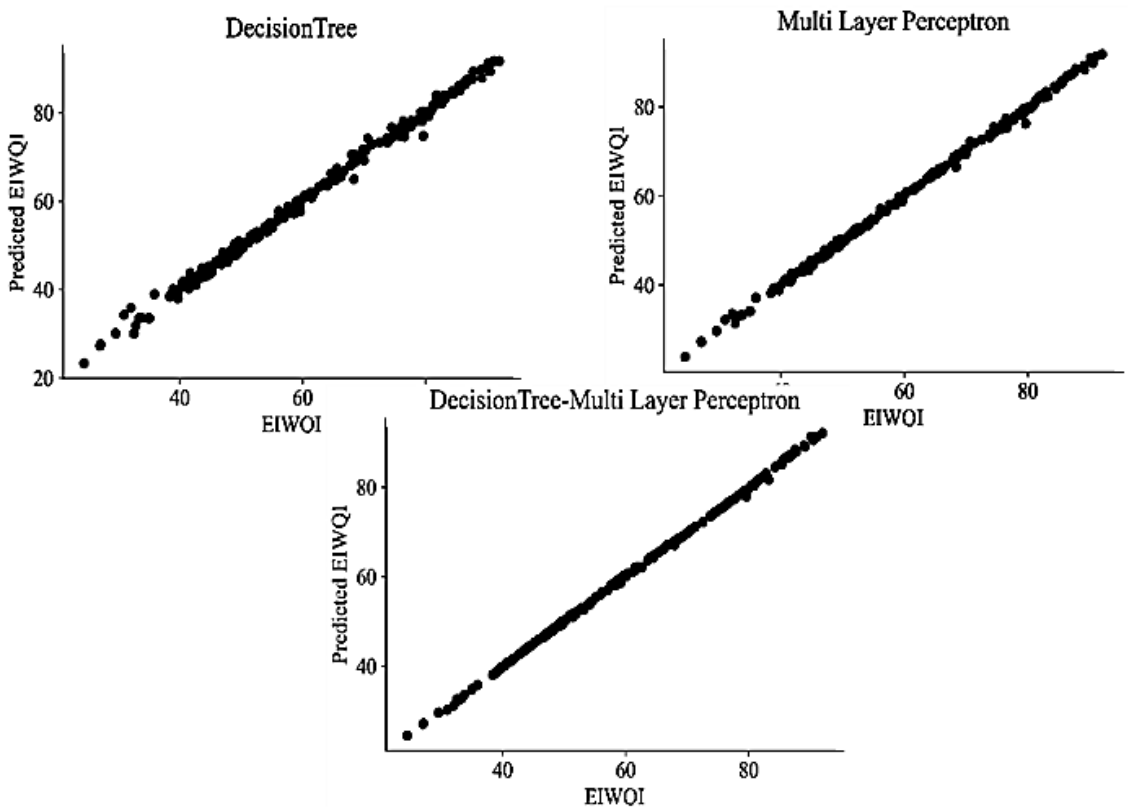
[1] Divband Hafshejani et al

شکل ۲. مراحل انجام تحقیق حاضر

شکل (۳) نشان‌دهنده توزیع مقادیر شاخص کیفیت آب آبیاری در منطقه موردمطالعه است. بر اساس این شکل‌ها نمونه‌ها در ۵ رده بدون محدودیت (کلاس ۵) تا محدودیت شدید (کلاس ۱) قرار دارد و بیشتر نمونه‌ها در محدوده‌ی محدودیت متوسط (کلاس ۳) قرار دارند. نتایج پیش‌بینی شاخص کیفیت آب در مرحله اول (شکل (۴) و جدول (۳)) نشان داد که الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی نسبت به الگوریتم ساده درخت تصمیم و شبکه عصبی توانایی بالاتری دارند.



شکل ۳. توزیع شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای منطقه موردمطالعه (داده‌های ۲۰ ساله)

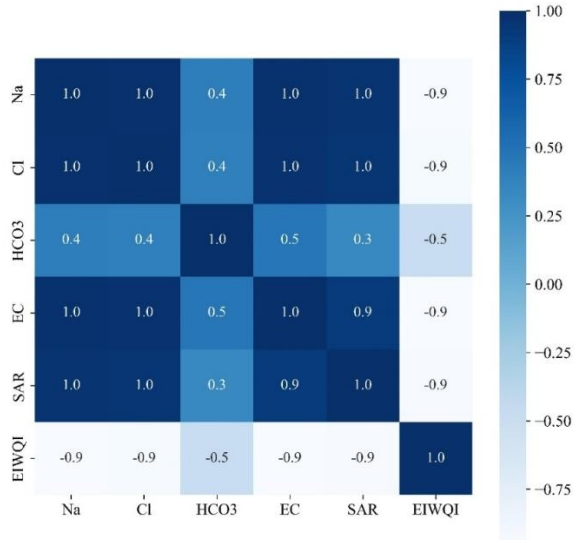


شکل ٤. پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار با استفاده از الگوریتم‌های ساده درخت تصمیم، شبکه عصبی و ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی (۵ متغیر ورودی)

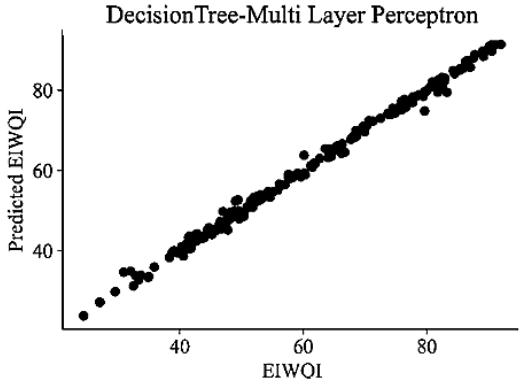
جدول ۳. معیارهای ارزیابی پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای مصارف کشاورزی (۵ متغیر ورودی)

الگوریتم	معیارهای ارزیابی			
	RMSE	R^2	MAE	MSE
درخت تصمیم	۱/۰۸۱	۰/۹۹۶	۰/۷۸۹	۱/۱۷۰
شبکه عصبی	۰/۵۶۴	۰/۹۹۸	۰/۴۱۵	۰/۳۱۸
درخت تصمیم و شبکه عصبی	۰/۳۳۱	۰/۹۹۹	۰/۲۳۶	۰/۱۱۰

نتایج ماتریس همبستگی پیرسون در شکل (۵) ارائه‌شده است. نتایج پیش‌بینی شاخص پس از حذف پارامتر HCO^{-}_{3} از متغیرهای ورودی با استفاده از الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی در شکل (۶) و جدول (۴) نشان داده‌شده است.



شکل ٥. ماتریس همبستگی پیرسون با ٥ ورودی (Na^+ ،HCO^-_3 ،SAR ،Cl^- ،EC) و ۱ متغیر هدف (EIWQI)



شکل ٦. پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار با استفاده از الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی (٤ متغیر ورودی)

جدول ٤. معیارهای ارزیابی پیش‌بینی شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار برای مصارف کشاورزی (٤ متغیر ورودی)

الگوریتم	معیارهای ارزیابی			
	RMSE	R^2	MAE	MSE
درخت تصمیم و شبکه عصبی (بدون بی‌کربنات)	۱/۱۱۶	۰/۹۹۶	۰/۷۷۳	۱/۲۴۶

بحث

هدایت الکتریکی یک پارامتر مهم در ارزیابی کیفیت آب آبیاری از منابع آب سطحی است. از آن به‌عنوان معیاری برای سنجش قدرت یونی آب استفاده می‌شود که برای تعیین مناسب بودن آن برای اهداف آبیاری بسیار مهم است. نمونه‌های جمع‌آوری‌شده از منطقه موردمطالعه طیفی از مقادیر هدایت الکتریکی را نشان می‌دهند که از ۴۲۸ تا ۴۸۴۶ دسی زیمنس بر متر را شامل می‌شود. قابل‌ذکر است که ۳۶/۹ درصد نمونه‌ها دارای رسانایی الکتریکی بیش از ۳۰۰۰ دسی زیمنس بر متر هستند. علاوه بر این، ۲۳/۷۱ درصد از نمونه‌ها در محدوده ۲۰۰۰ تا ۳۰۰۰ دسی زیمنس بر متر قرار می‌گیرند، درحالی‌که ۵۹/۵۶ درصد از نمونه‌ها دارای سطوح هدایت الکتریکی بین ۷۵۰ تا ۲۰۰ دسی زیمنس بر متر هستند. این مقادیر تغییر در هدایت الکتریکی مشاهده‌شده در نمونه‌های منطقه موردمطالعه را برجسته می‌کند. دامنه مقادیر نشان‌دهنده تنوع خواص فیزیکی و شیمیایی منابع آب در منطقه است. وجود نمونه‌هایی با رسانایی الکتریکی بالا، بالای ۳۰۰۰ دسی زیمنس بر متر، نگرانی‌هایی را در

مورد مناسب بودن آن‌ها برای اهداف آبی خاص ایجاد می‌کند. آب با چنین سطوح رسانایی بالا ممکن است برای فعالیت‌های کشاورزی ایده آل نباشد، زیرا می‌تواند اثرات نامطلوبی بر رشد گیاه و کیفیت خاک داشته باشد (سینگ و همکاران[۱]، ۲۰۲۳). از سوی دیگر، بخش قابل‌توجهی از نمونه‌ها (۵۹/۵۶٪) هدایت الکتریکی بین ۷۵۰ تا ۲۰۰ دسی زیمنس بر متر را نشان می‌دهند. این محدوده عموماً برای مصارف آب در کشاورزی قابل‌قبول‌تر است. بااین‌حال، ارزیابی نیازهای خاص محصولات و ویژگی‌های محلی خاک برای تعیین سطح هدایت الکتریکی بهینه برای آبیاری بسیار مهم است. درک توزیع رسانایی الکتریکی در منطقه موردمطالعه برای مدیریت مؤثر منابع آب ضروری است. این امکان استفاده، تخصیص و تصفیه مناسب آب را برای اهداف مختلف، به‌ویژه در محیط‌های کشاورزی فراهم می‌کند. با در نظر گرفتن این اندازه‌گیری‌های هدایت الکتریکی، ذینفعان می‌توانند اقداماتی را برای بهینه‌سازی مصرف آب و به حداقل رساندن موانع بالقوه در فعالیت‌های کشاورزی ناشی از سطوح رسانایی بالا اجرا کنند (دارویچه–کریادو و همکاران[۲]، ۲۰۱۵). مطالعات متعددی همچنین اهمیت هدایت الکتریکی را در ارزیابی کیفیت آب برای آبیاری برجسته کرده‌اند. به‌عنوان‌مثال، مطالعه‌ای در بنگلادش نشان داد که رسانایی الکتریکی آب‌های سطحی ساحلی از حد مجاز فراتر رفته است که نشان‌دهنده بدتر شدن کیفیت آب است (رجب و اسماعیل[۳]، ۲۰۲۳). مطالعه دیگری در عراق همبستگی قوی بین هدایت الکتریکی و قدرت یونی را نشان داد و بر دقت هدایت الکتریکی به‌عنوان معیاری برای کیفیت آب برای آبیاری تأکید کرد (سردر و همکاران[۴]، ۲۰۲۰). به‌طور مشابه، مطالعه‌ای در منطقه تاشکند ازبکستان حساسیت و دقت روش‌های مبتنی بر هدایت الکتریکی را در تشخیص ناخالصی‌های معدنی در آب برجسته کرد (ایزاک و همکاران[۵]، ۲۰۰۹). به‌طورکلی، هدایت الکتریکی به‌عنوان یک شاخص ارزشمند برای کیفیت آب عمل می‌کند و نقش مهمی در ارزیابی مناسب بودن منابع آب سطحی برای اهداف آبیاری ایفا می‌کند.

یکی دیگر از پارامترهای مؤثر که به‌طور قابل‌توجهی بر شاخص کیفیت آب در کشاورزی تأثیر می‌گذارد، نسبت جذب سدیم است. نسبت جذب سدیم نقش حیاتی در تعیین مناسب بودن آب برای اهداف آبیاری دارد. در نمونه‌های جمع‌آوری‌شده از منطقه موردمطالعه فعلی، مقادیر نسبت جذب سدیم از ۰/۹۶ تا ۱۱/۶۴ متغیر است. شایان‌ذکر است که تقریباً ۲۱/۹۱ درصد از نمونه‌ها از حد مجاز نسبت جذب سدیم فراتر می‌روند.

دلایل متعددی می‌تواند به وجود نسبت جذب سدیم بالا در نمونه‌ها کمک کند. یکی از دلایل احتمالی شور شدن آب‌های زیرزمینی به دلیل استفاده بیش‌ازحد از کودهای شیمیایی است که می‌تواند منجر به تجمع املاح در خاک و متعاقباً در منابع آب شود. علاوه بر این، دستگاه‌های زهکشی ناکافی یا شیوه‌های آبیاری نامناسب ممکن است منجر به حرکت رو به بالا نمک‌ها از لایه‌های زیرین و درنتیجه افزایش مقادیر نسبت جذب سدیم شود.

نظارت و تجزیه‌وتحلیل منظم پارامترهای کیفیت آب، مانند نسبت جذب سدیم، برای اطمینان از اقدامات کشاورزی پایدار ضروری است. با پرداختن و مدیریت مؤثر سطوح نسبت جذب سدیم، کشاورزان و سیاست‌گذاران می‌توانند بهره‌برداری کارآمد از آب را ارتقاء دهند، از حاصلخیزی خاک محافظت کنند و بهره‌وری کشاورزی را در منطقه موردمطالعه افزایش دهند. استفاده از آب آبیاری بی‌کیفیت با نسبت جذب سدیم بالا می‌تواند منجر به افزایش سدیم خاک و شور شدن آب شود که منجر به جابجایی کاتیون‌های پایه و شستشوی مواد مغذی از خاک می‌شود (آوان و همکاران[۶]، ۲۰۲۱). غلظت بالای سدیم می‌تواند اثرات منفی بر ساختار خاک، سرعت نفوذ و خواص هدایت هیدرولیکی داشته باشد و همچنین مانع جذب مواد مغذی توسط گیاهان شود (تاس و همکاران[۷]، ۲۰۲۲).

داده‌های ارائه‌شده در شکل‌های ۳ توزیع مقادیر شاخص کیفیت آب آبیاری را در منطقه موردمطالعه نشان می‌دهد. مقادیر شاخص، نمونه‌ها را به پنج دسته مجزا طبقه‌بندی می‌کنند، از بدون محدودیت (کلاس ۵) تا محدودیت شدید (کلاس ۱). تجزیه‌وتحلیل ارقام نشان می‌دهد که اکثر نمونه‌ها در محدوده محدودیت متوسط قرار دارند (کلاس ۳).

---

[1] Singh et al
[2] Darwiche-Criado et al
[3] Rajab & Esmail
[4] Serder et al
[5] Isaac et al
[6] Awan et al
[7] Tas et al

این توزیع مقادیر شاخص کیفیت آب بینش‌های مهمی را در مورد مناسب بودن آب آبیاری برای اهداف کشاورزی در منطقه موردمطالعه ارائه می‌دهد. وجود نمونه‌ها در رده بدون محدودیت نشان می‌دهد که می‌توان از بخشی از منابع آبی بدون هیچ محدودیتی استفاده کرد و رشد و بهره‌وری مطلوب محصول را تضمین کرد. از سوی دیگر، نمونه‌هایی که در رده محدودیت شدید قرار می‌گیرند نشان می‌دهند که برخی از منابع آب به دلیل کیفیت پایین به‌طور قابل‌توجهی ازنظر قابلیت استفاده برای آبیاری درخطر هستند.

شیوع نمونه‌ها در رده محدودیت متوسط نشان می‌دهد که بخش قابل‌توجهی از آب آبیاری منطقه موردمطالعه در محدوده‌ای قرار می‌گیرد که ممکن است محدودیت‌هایی وجود داشته باشد، اما با مدیریت دقیق، همچنان می‌توان از آن برای اهداف کشاورزی استفاده کرد. این یافته نیاز به نظارت و اجرای استراتژی‌های مدیریت آب برای کاهش محدودیت‌های بالقوه و اطمینان از شیوه‌های آبیاری مؤثر را برجسته می‌کند.

توضیح علمی برای این الگوی توزیع ممکن است شامل عوامل مختلفی باشد که در مقادیر شاخص کیفیت آب نقش دارند. این عوامل می‌تواند شامل وجود آلاینده‌هایی مانند فلزات سنگین یا سطوح بیش‌ازحد شوری در منابع آبی باشد. علاوه بر این، فعالیت‌های کشاورزی، فعالیت‌های صنعتی و فرآیندهای طبیعی مانند هوازدگی و فرسایش می‌توانند بر پارامترهای کیفیت آب تأثیر بگذارند.

برای درک بهتر و پرداختن به عوامل خاص مؤثر بر کیفیت آب، بررسی‌ها و ارزیابی‌های بیشتر ضروری است. این مطالعات می‌تواند شامل تجزیه‌وتحلیل ترکیب شیمیایی آب، شناسایی منابع آلودگی، و ارزیابی اثرات بلندمدت شیوه‌های مختلف مدیریت بر کیفیت آب باشد. درنهایت، درک جامع از توزیع و علل مقادیر شاخص کیفیت آب به تصمیم‌گیری آگاهانه برای شیوه‌های آبیاری پایدار در منطقه موردمطالعه کمک خواهد کرد.

یافته‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم‌های پیچیده‌تر، مانند الگوریتم ترکیبی درخت تصمیم و شبکه عصبی، برای پیش‌بینی دقیق شاخص کیفیت آب در مقایسه با الگوریتم‌های ساده مناسب‌تر هستند. این الگوریتم‌های پیشرفته سطح بالاتری از اثربخشی در ضبط روابط و الگوهای پیچیده در مجموعه داده‌ها را نشان داده‌اند و درنتیجه عملکرد پیش‌بینی‌شده بهبودیافته است. همچنین الگوریتم‌های ترکیبی به دلیل توانایی آن‌ها در مدیریت مؤثر و کارآمد مجموعه داده‌های بزرگ، نسبت به الگوریتم‌های ساده در پیش‌بینی کیفیت آب برتری دارند (ال وی و همکاران[1]، ۲۰۲۳). الگوریتم‌های ترکیبی می‌توانند پیچیدگی و غیرخطی بودن داده‌های کیفیت آب را کنترل کنند و امکان پیش‌بینی دقیق‌تر را فراهم کنند (آزما و همکاران[2]، ۲۰۲۳). مدل‌های ترکیبی می‌توانند به‌طور مؤثر الگوها و روابط موجود در داده‌های کیفیت آب را به تصویر بکشند و درنتیجه پیش‌بینی‌های قابل‌اعتمادتری به دست می‌آیند. به‌طورکلی، ترکیب الگوریتم‌ها و تکنیک‌های مختلف در مدل‌های ترکیبی، قابلیت‌های پیش‌بینی آن‌ها را افزایش می‌دهد و آن‌ها را برای کارهای پیش‌بینی کیفیت آب مناسب‌تر می‌کند. مقایسه مقادیر معیارهای ارزیابی در جدول (۴) و (۳) نشان داد زمانی که تعداد پارامترهای ورودی کاهش یافت، الگوریتم ترکیبی نیز توانایی بالایی در پیش‌بینی شاخص دارد. همان‌طور که این شکل نشان می‌دهد شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار با پارامترهای EC، Cl^-، SAR و Na^+ همبستگی نسبتاً خوب و با پارامتر HCO^-_3 همبستگی بسیار کمی دارد. مقایسه نتایج این تحقیق در ارتباط با الگوریتم موفق برای پیش‌بینی کیفیت آب و سایر محققین در جدول (۵) ارائه گردیده است.

[1] Lv et al
[2] Azma et al

جدول ۵. مقایسه نتایج تحقیق حاضر با سایر محققین در پیش‌بینی شاخص کیفیت آب

شاخص	الگوریتم موفق	منبع
شاخص کیفیت آب زیرزمینی	شبکه عصبی عمیق	(رحجا و همکاران[1]، ۲۰۲۲)
شاخص کیفیت آب سطحی	درخت تصمیم	(احمد و همکاران[2]، ۲۰۲۱)
شاخص کیفیت آب سطحی	ماشین بردار پشتیبان رگرسیون حداقل مربعات جزئی	(لی و همکاران[3]، ۲۰۲۱)
شاخص کیفیت آب زیرزمینی	جنگل تصادفی	(کوادری و همکاران[4]، ۲۰۲۱)
شاخص کیفیت آب سطحی	شبکه عصبی ترکیبی	(آبا و همکاران[5] ، ۲۰۲۰)
شاخص آنتروپی کیفیت آب زیرزمینی	جنگل تصادفی	(سینگا و همکاران[6]، ۲۰۲۱)

الگوریتم‌های موفق برای پیش‌بینی شاخص کیفیت آب درواقع می‌توانند بسته به ویژگی‌های داده و زمینه خاص متفاوت باشند. داده‌های کیفیت آب می‌تواند بسیار متغیر باشد و این تغییرات می‌تواند منجر به روابط و الگوهای متفاوتی بین شاخص‌های کیفیت آب و پیش‌بینی کننده‌های آن‌ها شود؛ بنابراین، الگوریتم‌هایی که برای یک مجموعه داده به‌خوبی کار می‌کنند، ممکن است لزوماً به‌خوبی به دیگران تعمیم ندهند. علاوه بر این انتخاب ویژگی‌ها یا متغیرها برای گنجاندن در مدل پیش‌بینی می‌تواند بر عملکرد آن تأثیر زیادی بگذارد. مجموعه داده‌های مختلف ممکن است مجموعه‌های متمایز از ویژگی‌های اطلاعاتی داشته باشند و اهمیت این ویژگی‌ها نیز می‌تواند متفاوت باشد؛ بنابراین، الگوریتم‌ها باید با انواع داده‌های متنوع سازگار شوند و مکانیسم‌هایی را برای انتخاب ویژگی یا مهندسی مناسب به‌کارگیرند. پیچیدگی داده‌ها و روابط درون آن می‌تواند در بین مجموعه داده‌ها متفاوت باشد. در برخی موارد، الگوریتم‌های ساده‌تر ممکن است برای گرفتن الگوها و پیش‌بینی‌های دقیق کافی باشد. بااین‌حال، برای روابط پیچیده‌تر و غیرخطی‌تر، ممکن است به تکنیک‌های پیشرفته‌تری مانند الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی یا روش‌های مجموعه نیاز باشد.

برای به حداکثر رساندن دقت و اثربخشی مدل‌های پیش‌بینی، تجزیه‌وتحلیل دقیق ویژگی‌های داده، درک زمینه و انتخاب یا توسعه الگوریتم‌هایی که برای مجموعه داده‌ها و اهداف خاص در دست هستند، مهم است.

نتیجه‌گیری

در دهه‌های اخیر، تکنیک‌های هوش مصنوعی به‌طور گسترده برای پیش‌بینی فرآیندهای مختلف محیطی مورداستفاده قرارگرفته‌اند. یکی از نکات مهم در استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، توسعه مدلی است که بتواند شاخص کیفیت آب را با حداقل پارامترهای ورودی به‌طور دقیق برآورد کند. این جنبه که در مطالعات قبلی موردتوجه کافی قرار نگرفته است از اهمیت بالایی برخوردار است. نتایج کلی این مطالعه نشان داد که استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره برای تعیین وزن زیرشاخص‌ها می‌تواند بر دقت ارزیابی وضعیت کیفیت آب تأثیر بسزایی داشته باشد. از طرفی استفاده از الگوریتم‌های ساده و ترکیبی هوش مصنوعی را برای تخمین شاخص کیفیت آب آنتروپی وزن‌دار که به‌منظور ارزیابی تناسب آب با اهداف کشاورزی مورداستفاده قرار می‌گیرد بسیار کارا است. قابل‌ذکر است که در این میان کارایی الگوریتم‌های ترکیبی نسبت به ساده در درجه‌ی بالاتری قرارداد.

[1] Raheja et al
[2] Ahmed et al
[3] Li et al
[4] Kouadri et al
[5] Abba et al
[6] Singha et al

References

Abba, S. I., Pham, Q. B., Saini, G., Linh, N. T. T., Ahmed, A. N., Mohajane, M., ... & Bach, Q. V. (2020). Implementation of data intelligence models coupled with ensemble machine learning for prediction of water quality index. Environmental Science and Pollution Research, 27, 41524-41539. https://doi.org/10.1007/s11356-020-09689-x

Ahmed, M., Mumtaz, R., & Hassan Zaidi, S. M. (2021). Analysis of water quality indices and machine learning techniques for rating water pollution: A case study of Rawal Dam, Pakistan. Water Supply, 21(6), 3225-3250. https://doi.org/10.2166/ws.2021.082

Asadollah, S. B. H. S., Sharafati, A., Motta, D., & Yaseen, Z. M. (2021). River water quality index prediction and uncertainty analysis: A comparative study of machine learning models. Journal of Environmental Chemical Engineering, 9(1), 104599. https://doi.org/10.1016/j.jece.2020.104599

Awan, S., Ippolito, J. A., Ullman, J., Ansari, K., Cui, L., & Siyal, A. (2021). Biochars reduce irrigation water sodium adsorption ratio. Biochar, 3, 77-87. https://doi.org/10.1007/s42773-020-00073-z

Azma, A., Liu, Y., Azma, M., Saadat, M., Zhang, D., Cho, J., & Rezania, S. (2023). Hybrid machine learning models for prediction of daily dissolved oxygen. Journal of Water Process Engineering, 54, 103957. https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2023.103957

Darwiche-Criado, N., Jiménez, J. J., Comín, F. A., Sorando, R., & Sánchez-Pérez, J. M. (2015). Identifying spatial and seasonal patterns of river water quality in a semiarid irrigated agricultural Mediterranean basin. Environmental Science and Pollution Research, 22, 18626-18636. https://doi.org/10.1007/s11356-015-5484-5

Divband Hafshejani, L., Naseri, A. A., Moradzadeh, M., Daneshvar, E., & Bhatnagar, A. (2022). Applications of soft computing techniques for prediction of pollutant removal by environmentally friendly adsorbents (case study: the nitrate adsorption on modified hydrochar). Water Science & Technology, 86(5), 1066-1082. https://doi.org/10.2166/wst.2022.264

Egbueri, J. C., Ameh, P. D., & Unigwe, C. O. (2020). Integrating entropy-weighted water quality index and multiple pollution indices towards a better understanding of drinking water quality in Ojoto area, SE Nigeria. Scientific African, 10, e00644. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00644

Ejaz, U., Khan, S. M., Jehangir, S., Ahmad, Z., Abdullah, A., Iqbal, M., ... & Svenning, J. C. (2024). Monitoring the Industrial waste polluted stream-Integrated analytics and machine learning for water quality index assessment. Journal of Cleaner Production, 450, 141877. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141877

El Behairy, R. A., El Baroudy, A. A., Ibrahim, M. M., Kheir, A. M., & Shokr, M. S. (2021). Modelling and assessment of irrigation water quality index using GIS in semi-arid region for sustainable agriculture. Water, Air, & Soil Pollution, 232(9), 352. https://doi.org/10.1007/s11270-021-05310-0

El Bilali, A., & Taleb, A. (2020). Prediction of irrigation water quality parameters using machine learning models in a semi-arid environment. Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences, 19(7), 439-451. https://doi.org/10.1016/j.jssas.2020.08.001

Fahimi, F., Yaseen, Z. M., & El-shafie, A. (2017). Application of soft computing based hybrid models in hydrological variables modeling: a comprehensive review. Theoretical and applied climatology, 128, 875-903. https://doi.org/10.1007/s00704-016-1735-8

Haile, D., & Gabbiye, N. (2022). The applications of Canadian water quality index for ground and surface water quality assessments of Chilanchil Abay watershed: The case of Bahir Dar city waste disposal site. Water Supply, 22(1), 89-109. https://doi.org/10.2166/ws.2021.286

Isaac, R., Khura, T., & Wurmbrand, J. (2009). Surface and subsurface water quality appraisal for irrigation. Environmental monitoring and assessment, 159, 465-473. https://doi.org/10.1007/s10661-008-0643-5

Jaloree, S., Rajput, A., & Gour, S. (2014). Decision tree approach to build a model for water quality. Binary Journal of Data Mining & Networking, 4(1), 25-28. https://doi.org/10.5138/BJDMN.V4I1.1563

Jha, M. K., Shekhar, A., & Jenifer, M. A. (2020). Assessing groundwater quality for drinking water supply using hybrid fuzzy-GIS-based water quality index. Water Research, 179, 115867. https://doi.org/10.1016/j.watres.2020.115867

Kadam, A., Wagh, V., Muley, A., Umrikar, B., & Sankhua, R. (2019). Prediction of water quality index using artificial neural network and multiple linear regression modelling approach in Shivganga River basin, India. Modeling Earth Systems and Environment, 5, 951-962. https://doi.org/10.1007/s40808-019-00581-3

Kouadri, S., Elbeltagi, A., Islam, A. R. M. T., & Kateb, S. (2021). Performance of machine learning methods in predicting water quality index based on irregular data set: application on Illizi region (Algerian southeast). Applied Water Science, 11(12), 190. https://doi.org/10.1007/s13201-021-01528-9

Li, X., Ding, J., & Ilyas, N. (2021). Machine learning method for quick identification of water quality index (WQI) based on Sentinel-2 MSI data: Ebinur Lake case study. Water Supply, 21(3), 1291-1312. https://doi.org/10.2166/ws.2020.381

Lv, L., Wang, J., Li, J., Zhang, B., & Gao, S. (2023). A Hybrid Model Based on LSTM for Water Prediction Algorithm. 2023 6th International Symposium on Autonomous Systems (ISAS). https://doi.org/10.1109/ISAS59543.2023.10164338

Maroju, R. G., Choudhari, S. G., Shaikh, M. K., Borkar, S. K., & Mendhe, H. (2023). Application of Artificial Intelligence in the Management of Drinking Water: A Narrative Review. Cureus, 15(11). https://doi.org/10.7759/cureus.49344

Meireles, A. C. M., Andrade, E. M. D., Chaves, L. C. G., Frischkorn, H., & Crisostomo, L. A. (2010). A new proposal of the classification of irrigation water. Revista Ciência Agronômica, 41, 349-357. https://doi.org/10.1590/S1806-66902010000300005

Mohammadpour, R., Shaharuddin, S., Chang, C. K., Zakaria, N. A., Ghani, A. A., & Chan, N. W. (2015). Prediction of water quality index in constructed wetlands using support vector machine. Environmental Science and Pollution Research, 22, 6208-6219. https://doi.org/10.1007/s11356-014-3806-7

Mohseni, U., Pande, C. B., Pal, S. C., & Alshehri, F. (2024). Prediction of weighted arithmetic water quality index for urban water quality using ensemble machine learning model. Chemosphere, 141393. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2024.141393

Raheja, H., Goel, A., & Pal, M. (2022). Prediction of groundwater quality indices using machine learning algorithms. Water Practice & Technology, 17(1), 336-351. https://doi.org/10.2166/wpt.2021.120

Rajab, K., & Esmail, A. (2023). Role of ion pairs and activity in estimation of ionic strength from electrical conductivity of irrigation water. Iraqi Journal of Agricultural Sciences, 54(3), 755-767. https://doi.org/10.36103/ijas.v54i3.1758

Serder, M., Islam, M., Hasan, M., Yeasmin, M., & Mostafa, M. (2020). Assessment of coastal surface water quality for irrigation purpose. Water Practice & Technology, 15(4), 960-972. https://doi.org/10.2166/wpt.2020.070

Singh, G., Wani, O. A., Egbueri, J. C., Salaria, A., & Singh, H. (2023). Seasonal variation of the quality of groundwater resources for human consumption and industrial purposes in the central plain zone of Punjab, India. Environmental Monitoring and Assessment, 195(12), 1454. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2800041/v1

Singha, S., Pasupuleti, S., Singha, S. S., Singh, R., & Kumar, S. (2021). Prediction of groundwater quality using efficient machine learning technique. Chemosphere, 276, 130265. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2021.130265

Subiantoro, R. (2022). Assessment of Water Quality for Agricultural Cultivation Irrigation Using the Irrigation Water Quality Index: A Case-Study Land Survey and Evaluation from Kampus Polinela II. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. https://doi.org/10.1088/1755-1315/1012/1/012049

Sun, Y., Chen, X., Luo, Y., Cao, D., Feng, H., Zhang, X., & Yao, R. (2023). Agricultural Water Quality Assessment and Application in the Yellow River Delta. Agronomy, 13(6), 1495. https://doi.org/10.3390/agronomy13061495

Tas, I., Yildirim, Y. E., & Gokalp, Z. (2022). The effect of excessive sodium-containing irrigation waters on soil infiltration rate. Current Trends in Natural Sciences, 11(22), 19-28. https://doi.org/10.47068/ctns.2022.v11i22.002

Trach, R., Trach, Y., Kiersnowska, A., Markiewicz, A., Lendo-Siwicka, M., & Rusakov, K. (2022). A study of assessment and prediction of water quality index using fuzzy logic and ANN models. Sustainability, 14(9), 5656. https://doi.org/10.3390/su14095656

Wang, X., Li, Y., Qiao, Q., Tavares, A., & Liang, Y. (2023). Water quality prediction based on machine learning and comprehensive weighting methods. Entropy, 25(8), 1186. https://doi.org/10.3390/e25081186

Yıldız, S., & Karakuş, C. B. (2020). Estimation of irrigation water quality index with development of an optimum model: a case study. Environment, Development and Sustainability, 22, 4771-4786. https://doi.org/10.1007/s10668-019-00405-5

Yu, J.-W., Kim, J.-S., Li, X., Jong, Y.-C., Kim, K.-H., & Ryang, G.-I. (2022). Water quality forecasting based on data decomposition, fuzzy clustering and deep learning neural network. Environmental Pollution, 303, 119136. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.119136

Zhao, X., Wang, H., Tang, Z., Zhao, T., Qin, N., Li, H., ... & Giesy, J. P. (2018). Amendment of water quality standards in China: viewpoint on strategic considerations. Environmental Science and Pollution Research, 25, 3078-3092. https://doi.org/10.1007/s11356-016-7357-y