

تحلیل عدم قطعیت زمانی در ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان (منطقه مورد مطالعه: آبخوان ساری-نکا)

چکیده

دینامیک بودن پارامترهای عمق آب زیرزمینی و تغذیه آبخوان در دوره‌های زمانی می‌تواند در ارزیابی آسیب‌پذیری با استفاده از شاخص DRASTIC تأثیرگذار باشد. در این پژوهش، اثر عدم قطعیت زمانی بر واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC در آبخوان ساری-نکا بررسی شد. برای این منظور، داده‌های سری زمانی عمق آب زیرزمینی و بارش در یک دوره ۲۰ ساله تحلیل گردید و سه وضعیت آماری شامل Q25، میانه و Q75 برای نمایش شرایط خشک، متوسط و تر تعریف شد. نتایج نشان داد که در شرایط تر، سطح آب زیرزمینی در بخش‌های مختلف آبخوان حدود ۲۰ تا ۵۰ سانتی‌متر و در شرایط خشک حدود ۳۰ تا ۷۰ سانتی‌متر تغییر داشته است. همچنین در شرایط Q25، وسعت کلاس آسیب‌پذیری خیلی کم افزایش یافت، در حالی که در شرایط Q75، پهنه‌های دارای آسیب‌پذیری بالا گسترش بیشتری نشان داد. واسنجی شاخص DRASTIC با دو مدل RF-HHO و CNN-HHO با دامنه وزن ۱ تا ۷ و رتبه ۱ تا ۱۰ انجام گرفت. ضریب همبستگی شاخص اولیه DRASTIC با غلظت نیترات برابر ۰/۳۷ بود که پس از واسنجی با مدل RF-HHO به بازه ۰/۶۲-۰/۶۴ و با مدل CNN-HHO به بازه ۰/۶۷-۰/۶۸ ارتقاء یافت. نتایج نشان داد که نقش زمان در پارامترهای آسیب‌پذیری حائز اهمیت بوده و تلفیق عدم قطعیت زمانی و واسنجی داده‌محور می‌تواند دقت ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان را افزایش دهد. همچنین حساسیت شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC به ترکیبی از وزن پارامتر، رتبه‌بندی، توزیع مکانی و نحوه تلفیق پارامترها وابسته است.

کلمات کلیدی: عدم قطعیت، یادگیری عمیق، توزیع مکانی، شاخص آسیب‌پذیری، مدل CNN-HHO

Temporal Uncertainty Analysis in Aquifer Vulnerability Assessment (Study Area: Sari-Naka Aquifer)

Abstract

The dynamics of groundwater depth and aquifer recharge parameters over time can affect vulnerability assessment using the DRASTIC index. In this study, the effect of temporal uncertainty on the calibration of the DRASTIC vulnerability index in the Sari-Neka aquifer was investigated. For this purpose, time series data of groundwater depth and precipitation were analyzed over a 20-year period, and three statistical conditions including Q25, median, and Q75 were defined to represent dry, moderate, and wet conditions. The results showed that in wet conditions, the groundwater level in different parts of the aquifer varied by about 20 to 50 cm, and in dry conditions, by about 30 to 70 cm. Also, in the Q25 condition, the extent of the vulnerability class increased very little, while in the Q75 condition, the areas with high vulnerability expanded more. The calibration of the DRASTIC index was performed with two RF-HHO and CNN-HHO models with a weight range of 1 to 7 and a rank of 1 to 10. The correlation coefficient of the initial DRASTIC index with nitrate concentration was 0.37, which was improved to the range of 0.62-0.64 after calibration with the RF-HHO model and to the range of 0.67-0.68 with the CNN-HHO model. The results showed that the role of time in vulnerability parameters is important and the combination of time uncertainty and data-driven calibration can increase the accuracy of aquifer vulnerability assessment. Also, the sensitivity of the DRASTIC vulnerability index depends on the combination of parameter weight, ranking, spatial distribution, and the way of combining parameters.

Keywords: Uncertainty, Deep Learning, Spatial Distribution, Vulnerability Index, CNN_HHO Model

Temporal Uncertainty Analysis in Aquifer Vulnerability Assessment (Study Area: Sari-Naka Aquifer)

Introduction

Groundwater vulnerability assessment is an important tool for protecting aquifers against contamination, particularly in coastal and agricultural regions where groundwater quality is affected by both natural and human-induced factors. The DRASTIC index is one of the most widely used methods for evaluating intrinsic groundwater vulnerability. It integrates seven hydrogeological parameters, including depth to groundwater, net recharge, aquifer media, soil media, topography, impact of the vadose zone, and hydraulic conductivity. However, the classical DRASTIC model usually applies fixed weights and ratings, while some of its parameters are temporally variable. Among them, depth to groundwater and net recharge are strongly affected by rainfall variability, groundwater abstraction, and hydrological conditions. Ignoring this temporal variability may reduce the reliability of vulnerability maps, especially in shallow coastal aquifers. In this study, the effect of temporal uncertainty on the calibration of the DRASTIC index was investigated in the Sari-Neka aquifer. Nitrate concentration was used as the groundwater quality indicator for calibration. The study aimed to evaluate vulnerability changes under different temporal conditions and to compare the performance of two data-driven calibration models, namely RF-HHO and CNN-HHO.

Method

In this study, the standard DRASTIC index was first calculated using seven hydrogeological parameters in a GIS environment. Each parameter layer was prepared, classified, rated, and weighted according to the conventional DRASTIC framework. The initial vulnerability map was then produced by overlaying the weighted layers.

To assess temporal uncertainty, two dynamic parameters, including depth to groundwater and net recharge, were analyzed over a 20-year period. For each parameter, three statistical states were defined: Q25, median, and Q75. The median represented the average condition, while Q25 and Q75 represented dry and wet conditions, respectively. The median rainfall of the study period was calculated as 680 mm, and recharge was estimated based on rainfall and hydrometric discharge data.

After generating vulnerability maps for the three temporal states, the DRASTIC index was calibrated using nitrate concentration. Two hybrid models were applied: RF-HHO as a machine learning approach and CNN-HHO as a deep learning approach. In both models, DRASTIC weights and ratings were considered as decision variables. The weight range was set from 1 to 7, and the rating range was set from 1 to 10. The objective function was defined as maximizing the correlation between the calibrated vulnerability index and nitrate concentration. Finally, the performance of the classical and calibrated DRASTIC models was compared using the correlation coefficient.

Results

The results of temporal uncertainty analysis showed that the two dynamic DRASTIC parameters, namely depth to groundwater and aquifer recharge, had noticeable temporal variability over the 20-year period. For groundwater depth, the analysis indicated that changes in groundwater level affected the rating classes of large parts of the aquifer. Under wet conditions, groundwater depth changed by approximately 20 to 50 cm in different parts of the aquifer, whereas under dry conditions, the magnitude of change ranged from about 30 to 70 cm. The largest changes in rating

distribution were observed in the dominant rating classes 7 and 9, which covered a large portion of the aquifer. However, because these dominant classes are close in terms of DRASTIC rating, the influence of groundwater depth variability on the final vulnerability index was less pronounced than expected from its coefficient of variation.

The analysis of recharge showed that recharge variability had a stronger effect on the final vulnerability zoning than groundwater depth, despite having a lower coefficient of variation. The coefficient of variation of recharge under dry conditions was higher than that under wet conditions, indicating that recharge is more sensitive to rainfall reduction in dry periods. The vulnerability maps generated under the three temporal states demonstrated that recharge plays a key role in controlling the vulnerability pattern of the Sari–Neka aquifer. In the Q25 scenario, representing drier conditions and lower recharge, a larger area of the aquifer was classified in the very low vulnerability class. In contrast, in the Q75 scenario, representing wetter conditions and higher recharge, the area of high vulnerability classes increased. This indicates a direct relationship between recharge and the DRASTIC vulnerability index. Higher recharge increases the potential for pollutant transport from the land surface to groundwater and consequently increases the vulnerability score.

The comparison of the three DRASTIC vulnerability maps confirmed that temporal uncertainty can shift the spatial extent of vulnerability classes. The dry scenario reduced the area of high vulnerability zones, while the wet scenario expanded them. This finding is particularly important for coastal and agricultural aquifers because pollutant migration risk may increase during wetter periods when recharge is higher. Therefore, a single static vulnerability map based on long-term mean values may underestimate or overestimate vulnerability depending on the hydrological condition considered.

The calibration results showed that the classical DRASTIC model had a relatively weak correlation with nitrate concentration. The correlation coefficient between the initial DRASTIC index and nitrate concentration was 0.37. This result indicates that the standard weights and ratings of DRASTIC are not sufficiently adapted to the local conditions of the Sari–Neka aquifer and have limited ability to represent nitrate-related vulnerability.

After calibration with the RF-HHO model, the correlation coefficient increased to the range of 0.62 to 0.64. This improvement shows that the optimization of DRASTIC weights and ratings using a machine learning-based approach can significantly enhance the relationship between the vulnerability index and nitrate concentration. The RF-HHO model was able to improve the performance of the DRASTIC index by identifying more appropriate parameter contributions under local hydrogeological conditions.

The CNN-HHO model provided the best calibration performance. The correlation coefficient between the CNN-HHO calibrated DRASTIC index and nitrate concentration increased to the range of 0.67 to 0.68. The higher performance of CNN-HHO compared with RF-HHO suggests that deep learning is more effective in identifying nonlinear and spatial relationships between DRASTIC parameters and nitrate concentration. This is particularly relevant in groundwater vulnerability assessment, where vulnerability patterns are spatially structured and affected by interactions among hydrogeological, climatic, and land surface factors.

The analysis of optimized weights and ratings also provided important insights. The greatest variation in optimized weights was observed for the aquifer media parameter, while the lowest variation was observed for topography. In terms of final optimized weights, depth to groundwater received the highest weight, indicating its importance in controlling the potential for contaminant movement to groundwater. Topography received the lowest weight, suggesting that slope had a

relatively limited role in explaining nitrate distribution in the Sari–Neka aquifer compared with other parameters. These results confirm that the sensitivity of the final DRASTIC index depends not only on the magnitude of temporal variation in each parameter but also on parameter weight, rating structure, spatial distribution, and interaction with other parameters in the index.

Conclusions

This study demonstrated that temporal uncertainty in dynamic DRASTIC parameters can significantly influence groundwater vulnerability assessment. The results showed that using fixed long-term values for groundwater depth and recharge may simplify the actual behavior of the aquifer and may not fully represent vulnerability under dry and wet conditions. The comparison of Q25, median, and Q75 scenarios revealed that drier conditions increased the extent of very low vulnerability areas, while wetter conditions expanded high vulnerability zones. This finding highlights the importance of recharge in controlling pollutant transport potential in the Sari–Neka coastal aquifer.

The study also showed that a larger coefficient of variation in a parameter does not necessarily result in a stronger effect on the final vulnerability map. Although groundwater depth had a higher coefficient of variation than recharge, its effect on the final vulnerability index was less visible due to the dominance of close rating classes, particularly ratings 7 and 9. In contrast, recharge had a stronger influence on vulnerability zoning despite its lower coefficient of variation. Therefore, the sensitivity of the DRASTIC index should be interpreted based on the combined effects of weight, rating, spatial distribution, and parameter interaction.

The calibration results confirmed that data-driven optimization can substantially improve the performance of the DRASTIC model. The correlation between the classical DRASTIC index and nitrate concentration was 0.37, while calibration increased it to 0.62–0.64 using RF-HHO and 0.67–0.68 using CNN-HHO. The CNN-HHO model showed the best performance, indicating the advantage of deep learning in extracting spatial and nonlinear relationships between vulnerability parameters and nitrate contamination.

Overall, the integration of temporal uncertainty analysis and data-driven calibration provides a more realistic framework for groundwater vulnerability assessment. The calibrated DRASTIC model, particularly when combined with CNN-HHO, can be considered a more effective tool for identifying vulnerable zones in coastal and agricultural aquifers. For future studies, it is recommended to incorporate additional anthropogenic variables such as land use, fertilizer application, irrigation intensity, well density, and pollution source distribution to further improve the prediction of nitrate vulnerability.

Keywords: Uncertainty, Deep Learning, Spatial Distribution, Vulnerability Index, CNN_HHO Model

۱. مقدمه

یکی از ابعاد مهم اما کمتر مورد توجه در مفهوم آسیب‌پذیری آبخوان‌ها، نقش تغییرات زمانی در ارزیابی پهنه‌های آسیب‌پذیری است. آسیب‌پذیری آبخوان معمولاً به عنوان پتانسیل ذاتی یا نسبی یک آبخوان در برابر ورود و انتقال آلاینده‌ها تعریف شده که در بسیاری از مطالعات، این مفهوم به صورت ایستا و بر اساس مقادیر ثابت پارامترها مورد ارزیابی قرار گرفته است (Shinwari et al., 2025). از سوی دیگر، تعدادی از پارامترهای مؤثر بر شاخص آسیب‌پذیری در بازه‌های زمانی مختلف متغیر بوده و عدم در نظر گرفتن این موضوع، سبب افزایش عدم قطعیت در نتایج آسیب‌پذیری می‌شود. شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC یکی از پرکاربردترین شاخص‌ها در ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی است که با وجود کاربرد گسترده این شاخص، بخش مهمی از مطالعات پیشین آن را با وزن‌ها، رتبه‌ها و مقادیر نسبتاً ثابت به کار گرفته‌اند (Bordbar et al., 2025). این موضوع در شرایطی می‌تواند محدودیت ایجاد کند که برخی از پارامترهای DRASTIC، به‌ویژه عمق آب زیرزمینی و تغذیه خالص آبخوان، تابع شرایط اقلیمی بوده و تغییرات بارش، خشکسالی، بهره‌برداری و نوسانات تراز آب زیرزمینی می‌تواند در مقدار شاخص و پهنه‌بندی آسیب‌پذیری تأثیر داشته باشد (Shah & Sharifi, 2025). بنابراین، محاسبه شاخص DRASTIC بدون توجه به تغییرپذیری زمانی این مؤلفه‌ها ممکن است تصویری قطعی از پدیده‌ای ذاتاً متغیر ارائه دهد. از سوی دیگر، واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC معمولاً با استفاده از پارامترهای کیفی آب زیرزمینی، به‌ویژه غلظت نیترات، انجام می‌شود. نیترات به دلیل ارتباط مستقیم با فعالیت‌های انسانی، کشاورزی، نفوذ پساب و شرایط هیدروژئولوژیکی آبخوان، یکی از پارامترهای مؤثر و مناسب برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مقدار شاخص است (Baensaf et al., 2025). غلظت نیترات متغیری ایستا نبوده و در طول زمان تحت تأثیر تغییرات کاربری اراضی، الگوی کشاورزی، بارش، تغذیه، برداشت و جریان آب زیرزمینی دچار نوسان شده لذا استفاده از غلظت نیترات مربوط به یک سال یا یک دوره نمونه‌برداری محدود، می‌تواند عدم قطعیت زمانی موجود در فرآیند واسنجی را نادیده بگیرد.

مطالعات اخیر نشان می‌دهد که مفهوم کاربردی واسنجی شاخص آسیب‌پذیری با استفاده از روش‌های داده‌محور و هوش مصنوعی می‌تواند موجب بهبود ارتباط بین مقادیر شاخص و پارامترهای کیفی آب زیرزمینی شود (Ashagrie et al., 2025; Hossain & Basak, 2025; Sarkar & Pal, 2021; Tavakoli et al., 2024; Williams et al., 2024). در این رویکردها، وزن‌ها و رتبه‌های شاخص به عنوان متغیرهای تصمیم با هدف حداکثرسازی همبستگی یا کاهش خطا بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت آلاینده بهینه شده و واسنجی براین اساس انجام می‌گیرد (Prashanth et al., 2025). روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با توجه به روابط غیرخطی و پیچیده میان پارامترهای هیدروژئولوژیکی و کیفیت آب، در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است (Moghaddam et al., 2025). با وجود پیشرفت روش‌های داده‌محور، اغلب مطالعات واسنجی را بر اساس داده‌های کیفی مربوط به یک مقطع زمانی انجام داده‌اند و کمتر اثر تغییرات زمانی آلاینده‌ها بر نتایج واسنجی مورد توجه قرار گرفته است. موضوع دینامیک بودن متغیرهای آسیب‌پذیری و تأثیر آن بر نتایج شاخص آسیب‌پذیری تاکنون مورد بررسی قرار نگرفته است. در این چارچوب، تحلیل عدم قطعیت زمانی در واسنجی شاخص DRASTIC اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند. اگر غلظت نیترات به عنوان معیار واسنجی در دوره‌های مختلف دارای نوسان باشد، وزن‌ها و رتبه‌های بهینه‌شده شاخص نیز می‌توانند تحت تأثیر این تغییرات قرار گیرند. در نتیجه، پهنه‌های آسیب‌پذیری حاصل از واسنجی ممکن است در شرایط آماری مختلف نیترات، نتایج متفاوتی ارائه دهد. بر این اساس، استفاده از تابع توزیع داده‌های سری زمانی نیترات می‌تواند رویکردی مناسب برای ورود عدم قطعیت زمانی به فرآیند واسنجی شاخص DRASTIC باشد.

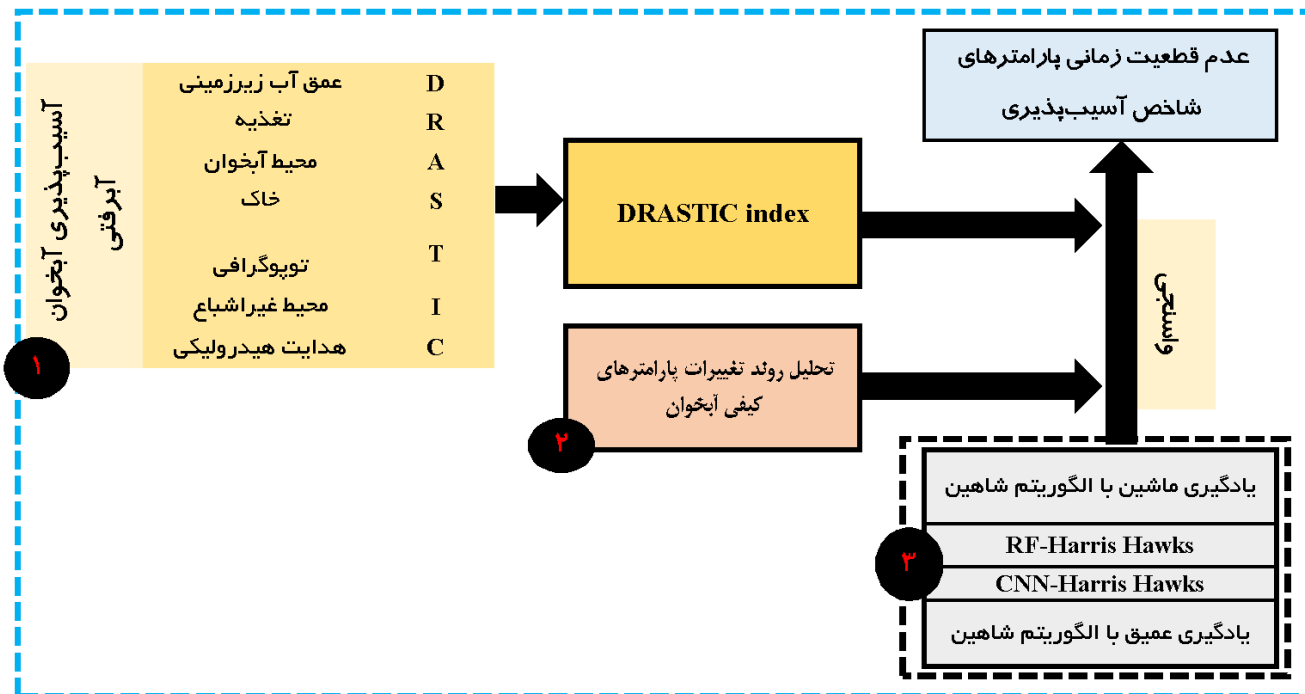
در پژوهش حاضر، تلاش شده است با تمرکز بر شاخص DRASTIC، نقش عدم قطعیت زمانی در واسنجی آسیب‌پذیری آبخوان ساری-نکا بررسی شود. تمرکز بر نقش زمان در واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC به گونه‌ای است که استفاده از یک مقدار منفرد غلظت نیترات برای واسنجی، توزیع زمانی نیترات در یک دوره آماری مبنای تحلیل قرار می‌گیرد. این رویکرد می‌تواند نتایج واسنجی شاخص آسیب‌پذیری را با توجه به تغییرات زمانی آلاینده تحلیل کرده و در ارائه نتایج قابل اعتماد از نظر پتانسیل توسعه در مناطق با آسیب‌پذیری کم مؤثر باشد. براین اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر، تحلیل اثر عدم قطعیت زمانی پارامترهای دینامیک

شاخص DRASTIC بر پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آبخوان ساری-نکا است. در این راستا، تغییرات زمانی دو پارامتر عمق آب زیرزمینی و تغذیه خالص با استفاده از سه وضعیت آماری خوشبینانه، متوسط و بدبینانه بررسی شده و اثر آن‌ها بر تغییر کلاس‌های آسیب‌پذیری ارزیابی گردید. همچنین، به‌منظور کاهش عدم قطعیت ناشی از وزن‌ها و رتبه‌های اولیه شاخص DRASTIC، مدل‌های RF-HHO و CNN-HHO با استفاده از داده‌های غلظت نیترات واسنجی شده و عملکرد آن‌ها در بهبود ارتباط بین شاخص آسیب‌پذیری و آلودگی نیتراتی آبخوان مقایسه شد. نتایج این پژوهش می‌تواند به بهبود دقت پهنه‌بندی آسیب‌پذیری، کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و توسعه چارچوب‌های پویا برای ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان‌های تحت بهره‌برداری کمک کند.

مواد و روشها

۱. متدولوژی

در این پژوهش، تحلیل عدم قطعیت زمانی در واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC در آبخوان ساری-نکا در چند گام اصلی انجام می‌شود. ابتدا داده‌های مورد نیاز شامل اطلاعات هیدروژئولوژیکی، اطلاعات مکانی و کیفی آب زیرزمینی در شبکه چاه‌های منتخب در یک دوره ۲۰ ساله منتهی به سال آبی ۱۴۰۰-۰۱ گردآوری و تحلیل می‌شود. آمار کمی و کیفی ۴۲ حلقه چاه مشاهده‌ای و ۴۰ چاه منتخب کیفی از شرکت آب منطقه‌ای استان مازندران اخذ گردید. شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC بر اساس هفت پارامتر اصلی شامل عمق آب زیرزمینی، تغذیه خالص، محیط آبخوان، محیط خاک، توپوگرافی، اثر منطقه غیراشباع و هدایت هیدرولیکی محاسبه می‌گردد. در این مرحله، لایه‌های مکانی هر پارامتر تهیه، رتبه‌دهی و وزن‌دهی شده و نقشه اولیه آسیب‌پذیری آبخوان استخراج می‌شود. در گام بعد، به‌منظور لحاظ نمودن عدم قطعیت زمانی، داده‌های سری زمانی غلظت نیترات در شبکه چاه‌های منتخب آبخوان مورد تحلیل قرار می‌گیرد. غلظت نیترات به‌عنوان متغیر کیفی مؤثر و شاخصی برای ارزیابی عملکرد شاخص DRASTIC در نظر گرفته می‌شود. تابع توزیع نیترات در سطح آبخوان استخراج شده و سه وضعیت آماری متوسط، خوشبینانه و بدبینانه مبتنی بر مقادیر آماری میانه، IQR_{25} و IQR_{75} برای نمایش شرایط مختلف عدم قطعیت زمانی تعریف می‌شود. این سه وضعیت مبنای واسنجی و مقایسه نتایج قرار می‌گیرد. واسنجی شاخص آسیب‌پذیری با استفاده از دو مدل تلفیقی یادگیری ماشین (Random Forest-Harris (RF-HHO و Hawks Optimizer و یادگیری عمیق (Convolutional Neural Networks- Harris Hawks Optimizer (CNN-HHO انجام می‌گیرد. در این ساختار، مدل جنگل تصادفی به‌عنوان نماینده یادگیری ماشین و مدل CNN به‌عنوان نماینده یادگیری عمیق به کار می‌رود. فرایند واسنجی برای هر سه وضعیت آماری نیترات، یعنی میانه، Q_{25} و Q_{75} ، بصورت جداگانه انجام شده تا اثر عدم قطعیت زمانی بر نتایج شاخص آسیب‌پذیری مشخص گردد. در نهایت، نقشه‌های آسیب‌پذیری واسنجی شده تهیه شده و میزان تغییرات پهنه‌های آسیب‌پذیری در شرایط مختلف عدم قطعیت زمانی تحلیل می‌شود. این روند امکان ارزیابی نقش عدم قطعیت زمانی در دقت شاخص DRASTIC و شناسایی مدل مناسب برای واسنجی آسیب‌پذیری آبخوان را فراهم می‌سازد. در شکل (۱) مراحل انجام این پژوهش ارائه شده است.



شکل ۱. فلوچارت تحقیق پیشنهادی

۲. آسیب پذیری و شاخص محاسباتی

مفهوم آسیب پذیری بیانگر میزان حساسیت آبخوان در برابر نفوذ و انتقال آلاینده ها است. استفاده از شاخص های مختلف در این حوزه می تواند بیانگر عرصه های حساس تا قابل اعتماد برای توسعه باشد (Ashagrie et al., 2025). در این راستا شاخص آسیب پذیری DRASTIC به عنوان یک شاخص معتبر در ارزیابی آبخوان آبرفتی مورد استفاده قرار گرفته است. شاخص آسیب پذیری DRASTIC براساس تحلیل مکانی ۷ پارامتر عمق تا سطح ایستابی (D)، تغذیه خالص (R)، محیط آبخوان (A)، محیط خاک (S)، توپوگرافی (T)، محیط غیراشباع (I) و هدایت هیدرولیکی آبخوان (C) تعریف شده است (Kardan Moghaddam et al., 2022).

پارامترهای شاخص بصورت مکانی با استفاده از آمار و اطلاعات ثبت و اندازه گیری شده در منطقه مورد مطالعه محاسبه می شود. عمق آب زیرزمینی براساس درون یابی داده های چاه مشاهده ای در منطقه درون یابی و پس از پهنه بندی در سطح آبخوان، رتبه بندی می شود. میزان تغذیه براساس میزان درصد نفوذ آبخوان، میزان متوسط بارش و میزان رواناب منطقه مورد تحلیل و پهنه بندی تغذیه آبخوان محاسبه و رتبه بندی می شود. با استفاده از لوگ های حفاری در منطقه سه پارامتر محیط آبخوان، جنس خاک و محیط غیراشباع تحلیل و رتبه بندی در محیط GIS می شود. با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) و استفاده از ابزارهای سه بعدی در GIS، شیب منطقه محاسبه و رتبه بندی می شود. با استفاده از تحلیل نتایج آزمایش پمپاژ و میزان قابلیت انتقال آبخوان و با تقسیم این مقدار بر ضخامت آبخوان مقدار هدایت هیدرولیکی تعیین و رتبه بندی می شود. با رتبه دهی و وزن دهی پارامترهای هر شاخص، میزان آسیب پذیری با استفاده از رابطه وزنی محاسبه و کلاس بندی می شود (Taghavi et al., 2022).

$$\text{DRASTIC vulnerability index: } \sum_{i=1}^7 P_r \cdot P_w \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در آن n تعداد پارامترهای آسیب پذیری هر شاخص، P پارامترهای آسیب پذیری، r ارزش کلاسه بندی شده هر پارامتر یا رتبه و w وزن هر یک از پارامترها است. تلفیق و محاسبات برای نتیجه شاخص در محیط GIS انجام می گیرد.

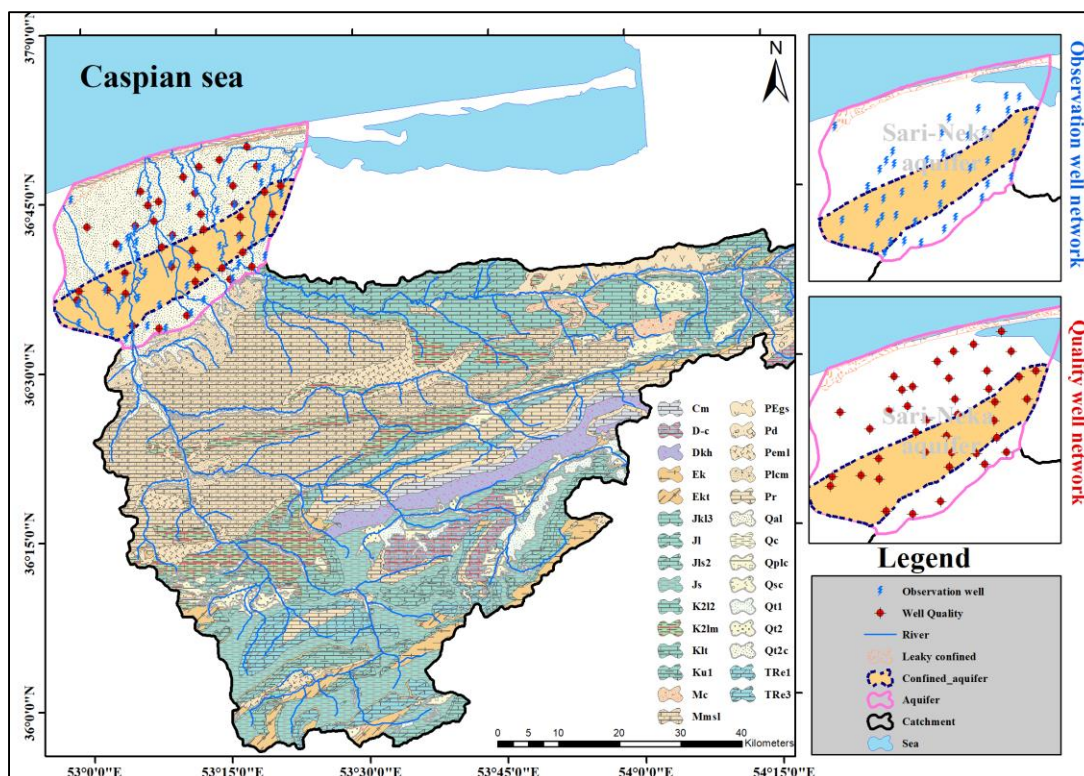
جدول ۱. کلاس‌بندی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC (Aller, 1987)

کلاس	طبقه‌بندی آسیب‌پذیری
< 60	ناچیز
60 - 119	خیلی کم
119 - 139	کم
139 - 159	متوسط
159 - 179	زیاد
> 180	خیلی زیاد

۳. منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی ساری-نکا با مساحت ۶۹۳۸ کیلومترمربع در جنوب دریای خزر واقع شده است. شرایط رسوب‌گذاری آبرفتی در این ناحیه به گونه‌ای است که یک آبخوان تحت فشار در زیر آبخوان آزاد، در بخش مرکزی محدوده، تشکیل شده است. در این محدوده مطالعاتی، گستره آبخوان آبرفتی تحت تأثیر منابع تغذیه رودخانه‌های نکا و تجن تا بخش‌های شمالی امتداد یافته است. آبخوان آبرفتی آزاد با مساحت ۲۷۱/۶۲۲ کیلومترمربع، حدود ۵۸ درصد گستره دشت را پوشش می‌دهد. آبخوان آبرفتی محبوس با مساحت ۱۱۷/۳۰۹ کیلومترمربع، تقریباً در بخش میانی آبخوان آبرفتی، با عرض نسبتاً یکسان و کشیدگی شمال‌شرق-جنوب‌غرب شکل گرفته است. همچنین در شمال غربی پهنه دشت و در حاشیه دریا، آبخوان آبرفتی معلق با مساحت ۱۰۳/۲۰ کیلومترمربع تشکیل شده است. سازندهای کارستی، پوشش وسیعی را در ارتفاعات این حوزه تشکیل داده‌اند و وجود چشمه‌های متعدد با آبدهی بالا، عملاً دبی پایه منابع آب سطحی را فراهم می‌کند. آبخوان این منطقه نیز با توجه به جریان‌های زیرزمینی ورودی، از یک منبع تغذیه مؤثر برخوردار است. شبکه آب سطحی منطقه تحت تأثیر سه رودخانه تجن، نکارود و سیاهرود قرار دارد و تغذیه و بهره‌برداری از منابع آب سطحی عمدتاً از طریق این رودخانه‌ها انجام می‌شود.

بررسی شبکه کمی آبخوان بیانگر تغییرات نسبتاً محدود سطح آب زیرزمینی به دلیل بالا بودن میزان تغذیه است؛ با این حال، در سال‌های اخیر، به دلیل کاهش نزولات آسمانی و افزایش توسعه و بهره‌برداری، روند افت سطح آب زیرزمینی مشاهده شده است. بیشترین میزان افت در بخش‌های مرکزی و شمالی آبخوان ثبت شده است. متوسط قابلیت انتقال آبخوان حدود ۲۵۰ مترمربع در روز برآورد شده است که در مناطق نزدیک به رودخانه‌ها تا ۱۵۰۰ مترمربع در روز افزایش می‌یابد و در مناطق شرقی به حداقل مقدار، حدود ۱۰۰ مترمربع در روز، می‌رسد. در شکل ۲، موقعیت منطقه از نظر شبکه کمی و کیفی آبخوان و وضعیت قرارگیری آبخوان نمایش داده شده است.



شکل ۲. محدوده مورد مطالعه

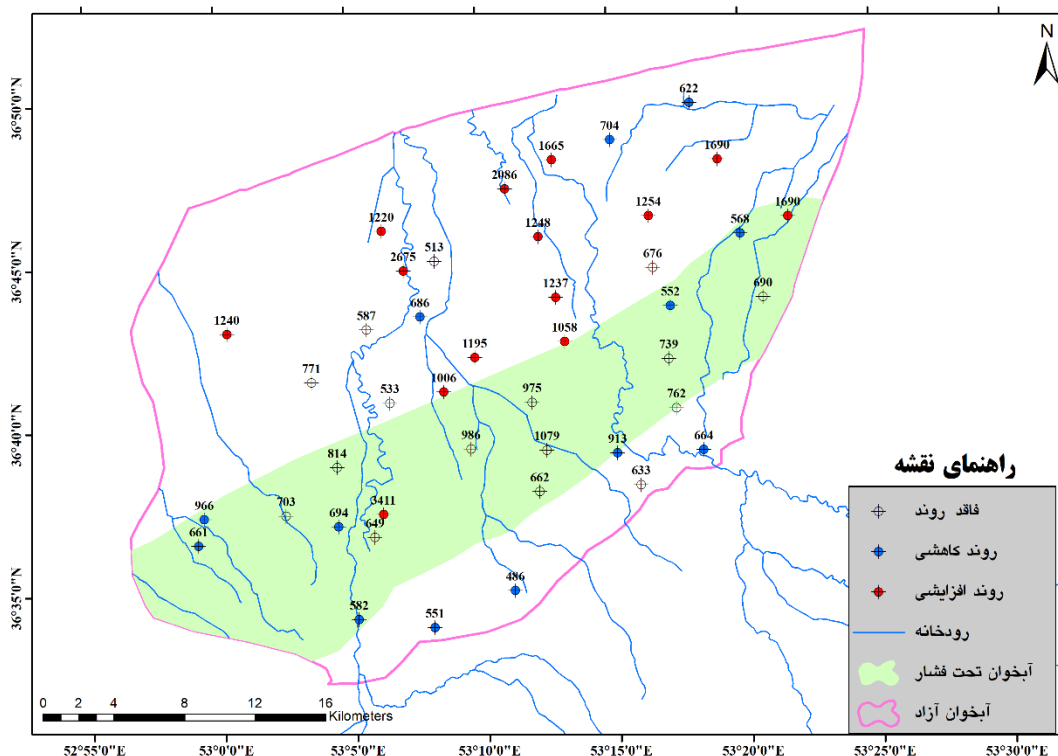
۴. تحلیل روند کیفی در آبخوان

مطالعات انجام شده در زمینه ارزیابی کیفی آبخوان و شناسایی پارامترهای مؤثر و حساس نشان می‌دهد که غلظت نیترات (NO_3) در بسیاری از پژوهش‌ها به عنوان یکی از مهم‌ترین شاخص‌های کیفی برای ارزیابی، اعتبارسنجی و واسنجی آسیب‌پذیری آبخوان مورد استفاده قرار گرفته است. در این پژوهش به منظور واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC، از تحلیل کیفی پارامتر نیترات استفاده شد. برای این منظور، سری زمانی ۲۰ ساله غلظت نیترات (منتهی به سال آبی ۱۴۰۰-۰۱) در شبکه چاه‌های منتخب آبخوان ساری-نکا مورد بررسی قرار گرفت.

در مرحله نخست، داده‌های نیترات از نظر مقادیر مفقود، داده‌های پرت، سازگاری واحد اندازه‌گیری و پیوستگی زمانی کنترل شدند. سپس شاخص‌های آماری توصیفی شامل حداقل، حداکثر، میانگین، میانه، انحراف معیار و ضریب تغییرات برای هر یک از چاه‌های منتخب محاسبه شد. به منظور استخراج رفتار توزیعی غلظت نیترات، تابع توزیع تجمعی تجربی بر اساس داده‌های مشاهده‌ای هر چاه محاسبه گردید. در این روش، مقادیر نیترات به ترتیب صعودی مرتب شده و احتمال تجمعی هر مقدار بر اساس نسبت تعداد داده‌های کوچک‌تر یا مساوی آن مقدار به کل داده‌ها تعیین شد. بر این اساس، سه شاخص آماری شامل IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} برای هر چاه استخراج گردید که به ترتیب بیانگر شرایط غلظت پایین‌تر، وضعیت میانی و غلظت بالاتر نیترات در دوره آماری مورد بررسی هستند. مقادیر به دست آمده برای چاه‌های منتخب کیفی با استفاده از روش وزن‌دهی مکانی در سطح آبخوان تعمیم داده شد تا الگوی توزیع زمانی و مکانی غلظت نیترات در آبخوان مشخص شود. به این ترتیب، وضعیت کیفی آبخوان در سه حالت آماری IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} تحلیل شد و از نتایج آن برای بررسی عدم قطعیت کیفی و واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC استفاده گردید. تحلیل روند تغییرات غلظت نیترات در شبکه چاه‌های کیفی در شکل ۳ ارائه شده است.

برای بررسی روند زمانی غلظت نیترات، از آزمون ناپارامتری Mann-Kendall استفاده شد. این آزمون به دلیل عدم وابستگی به توزیع نرمال داده‌ها و توانایی مناسب در شناسایی روندهای افزایشی یا کاهشی در سری‌های زمانی هیدروژئولوژیکی، کاربرد گسترده‌ای

در تحلیل تغییرات کیفی آب زیرزمینی دارد. در این آزمون، فرض صفر بیانگر نبود روند معنی‌دار در سری زمانی و فرض مقابل نشان‌دهنده وجود روند افزایشی یا کاهش‌ی معنی‌دار است. معنی‌داری روند در سطح اطمینان ۹۵ درصد بررسی شد. بنابراین، مقدار آماره آزمون و سطح معنی‌داری به‌دست‌آمده برای هر چاه مبنای تشخیص وجود یا عدم وجود روند معنی‌دار در غلظت نیترات قرار گرفت.



شکل ۳. تحلیل روند و تغییرات کیفی چاه‌های منتخب کیفی در سطح آبخوان

بررسی شبکه چاه‌های کیفی نشان داد که اکثر چاه‌های بخش جنوبی آبخوان و نواحی نزدیک به رودخانه‌ها دارای روند کاهش‌ی غلظت نیترات هستند که نقش منابع تغذیه و اثر جریان‌های آب سطحی و زیرزمینی در رقیق‌سازی و کنترل غلظت نیترات را نشان می‌دهد. در مقابل، برخی نواحی مرکزی و شمالی آبخوان دارای روند افزایش‌ی یا نوسانی غلظت نیترات بوده که می‌تواند ناشی از افزایش بهره‌برداری، توسعه فعالیت‌های کشاورزی و کاهش تغذیه مؤثر آبخوان باشد. نتایج تحلیل روند و همچنین نقشه میانه غلظت نیترات در دوره آماری ۲۰ ساله، در شکل‌های مربوطه نمایش داده شده است.

۵. توسعه مدل واسنجی

یکی از رویکردهای مؤثر در واسنجی شاخص‌های آسیب‌پذیری، استفاده از بهینه‌سازی مبتنی بر افزایش میزان انطباق بین مقدار شاخص آسیب‌پذیری و غلظت پارامتر کیفی منتخب در سطح آبخوان است. در این روش، پارامتر کیفی آب زیرزمینی به‌عنوان معیار کنترل‌کننده یا متغیر مرجع در نظر گرفته شده و وزن و رتبه‌های هر پارامتر شاخص آسیب‌پذیری به‌گونه‌ای اصلاح می‌شود که بیشترین همبستگی آماری را بین شاخص محاسباتی و غلظت آلاینده داشته باشد (George et al., 2025). در پژوهش حاضر، غلظت نیترات به‌عنوان پارامتر کیفی منتخب برای واسنجی شاخص DRASTIC در نظر گرفته شده است؛ زیرا نیترات یکی از مهم‌ترین شاخص‌های آلودگی آب زیرزمینی بوده و ارتباط مستقیمی با آسیب‌پذیری آبخوان، نفوذ آلاینده‌ها، فعالیت‌های کشاورزی و شرایط بهره‌برداری دارد. در واسنجی شاخص DRASTIC، وزن و رتبه‌های پارامترهای هفت‌گانه شاخص به‌عنوان متغیرهای تصمیم در نظر گرفته می‌شوند. هدف از واسنجی، اصلاح این وزن‌ها و رتبه‌ها به‌گونه‌ای است که شاخص نهایی DRASTIC بتواند توزیع مکانی و زمانی غلظت نیترات را با دقت بیشتری بازنمایی کند (Williams et al., 2024).

برای واسنجی شاخص آسیب‌پذیری از دو مدل ترکیبی RF-HHO و CNN-HHO استفاده می‌شود. این دو مدل ترکیبی در واقع بیانگر ارزیابی دو مدل یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در واسنجی نیز است. تفاوت اصلی دو مدل در نوع رابطه‌ساز میان پارامترهای ورودی و غلظت نیترا بوده که در مدل RF-HHO از الگوریتم جنگل تصادفی و در مدل CNN-HHO از شبکه عصبی کانولوشنی استفاده می‌شود.

روش جنگل تصادفی بر پایه مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم عمل کرده و با ترکیب خروجی چندین درخت، توانایی مناسبی در کاهش اثر نویز، جلوگیری از بیش‌برازش و شناسایی اهمیت نسبی متغیرها را نشان می‌دهد (Liu et al., 2012). این ویژگی سبب می‌شود که RF برای داده‌های محیطی و هیدروژئولوژیکی که معمولاً دارای ناهمگنی مکانی، نویز و روابط غیرخطی است، مناسب ارزیابی شود. روش CNN به دلیل توانایی در استخراج الگوهای مکانی، برای تحلیل لایه‌های رستری و نقشه‌های مکانی شاخص DRASTIC در نظر گرفته شده است (Alzubaidi et al., 2021). در این رویکرد، لایه‌های مربوط به پارامترهای DRASTIC به‌عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شده و الگوهای فضایی مؤثر بر توزیع نیترا را شناسایی می‌کند. سپس الگوریتم HHO برای بهینه‌سازی وزن‌ها و رتبه‌ها مورد استفاده قرار گرفته تا خروجی شاخص آسیب‌پذیری با توزیع مکانی غلظت نیترا همبستگی بیشتری بدست آورد. الگوریتم HHO یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری و جمعیت‌محور است که توسط Heidari et al. (2019) معرفی شد (Heidari et al., 2019). این الگوریتم از رفتار شکار گروهی شاهین‌های هریس الهام گرفته شده و فرآیند جست‌وجوی آن شامل دو مرحله کلی اکتشاف و بهره‌برداری است. در مرحله اکتشاف، شاهین‌ها به‌صورت تصادفی در فضای جست‌وجو حرکت کرده تا نواحی مستعد وجود پاسخ بهینه را شناسایی کند. در مرحله بهره‌برداری، الگوریتم با استفاده از راهبردهای مختلف محاصره نرم و محاصره سخت، به سمت پاسخ بهینه حرکت می‌کند. در محاصره نرم، طعمه هنوز انرژی کافی برای فرار دارد و الگوریتم با جست‌وجوی تدریجی به پاسخ نزدیک می‌شود. در این حالت در محاصره سخت، طعمه انرژی کمی دارد و شاهین‌ها با تمرکز بیشتر، عملیات شکار را نهایی می‌کنند. این سازوکار باعث می‌شود HHO توانایی مناسبی در ایجاد تعادل میان جست‌وجوی سراسری و همگرایی محلی داشته باشد. در فرآیند بهینه‌سازی، اندازه جمعیت اولیه الگوریتم HHO برابر با ۵۰۰ و حداکثر تعداد تکرار برابر با ۱۰۰ در نظر گرفته شد. تابع هدف الگوریتم HHO بر پایه حداکثرسازی ضریب همبستگی بین غلظت نیترا مشاهده‌ای و شاخص آسیب‌پذیری محاسبه‌شده تعریف می‌شود. در این حالت در هر تکرار، الگوریتم HHO ترکیبی از پارامترهای مدل را به‌گونه‌ای انتخاب و به‌روزرسانی می‌کند که بیشترین میزان همبستگی بین غلظت نیترا و شاخص آسیب‌پذیری حاصل شود. معیار توقف الگوریتم، رسیدن به حداکثر تعداد تکرار تعیین‌شده یا عدم بهبود محسوس مقدار تابع هدف در تکرارهای متوالی بود. برای آموزش و ارزیابی مدل‌ها، داده‌های موجود به دو بخش آموزش (۸۰٪) و آزمون (۲۰٪) تقسیم می‌شود. این تقسیم‌بندی برای هر سه وضعیت آماری تابع توزیع نیترا شامل IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} بصورت جداگانه انجام شد تا امکان بررسی اثر عدم قطعیت زمانی غلظت نیترا بر نتایج واسنجی شاخص DRASTIC فراهم شود.

در مدل RF، پارامترهای اصلی شامل تعداد درخت‌ها، عمق بیشینه درخت، حداقل تعداد نمونه در هر گره و تعداد متغیرهای انتخابی در هر انشعاب به‌عنوان پارامترهای مؤثر در ساختار مدل در نظر گرفته شدند. در مدل CNN نیز از یک ساختار یک‌بعدی متناسب با داده‌های ورودی شاخص DRASTIC استفاده شد. معماری شبکه شامل یک لایه ورودی، دو لایه کانولوشن یک‌بعدی با ۳۲ و ۶۴ فیلتر، اندازه کرنل ۳، تابع فعال‌ساز ReLU، یک لایه Max-Pooling، یک لایه Dropout با نرخ ۰/۲، یک لایه تمام‌متصل با ۶۴ نورون و یک لایه خروجی بود. در نهایت، مجموعه پارامترهایی که بیشترین مقدار همبستگی بین غلظت نیترا و شاخص آسیب‌پذیری را ایجاد کردند، به‌عنوان پارامترهای بهینه مدل‌های RF-HHO و CNN-HHO برای واسنجی شاخص DRASTIC مورد استفاده قرار گرفتند.

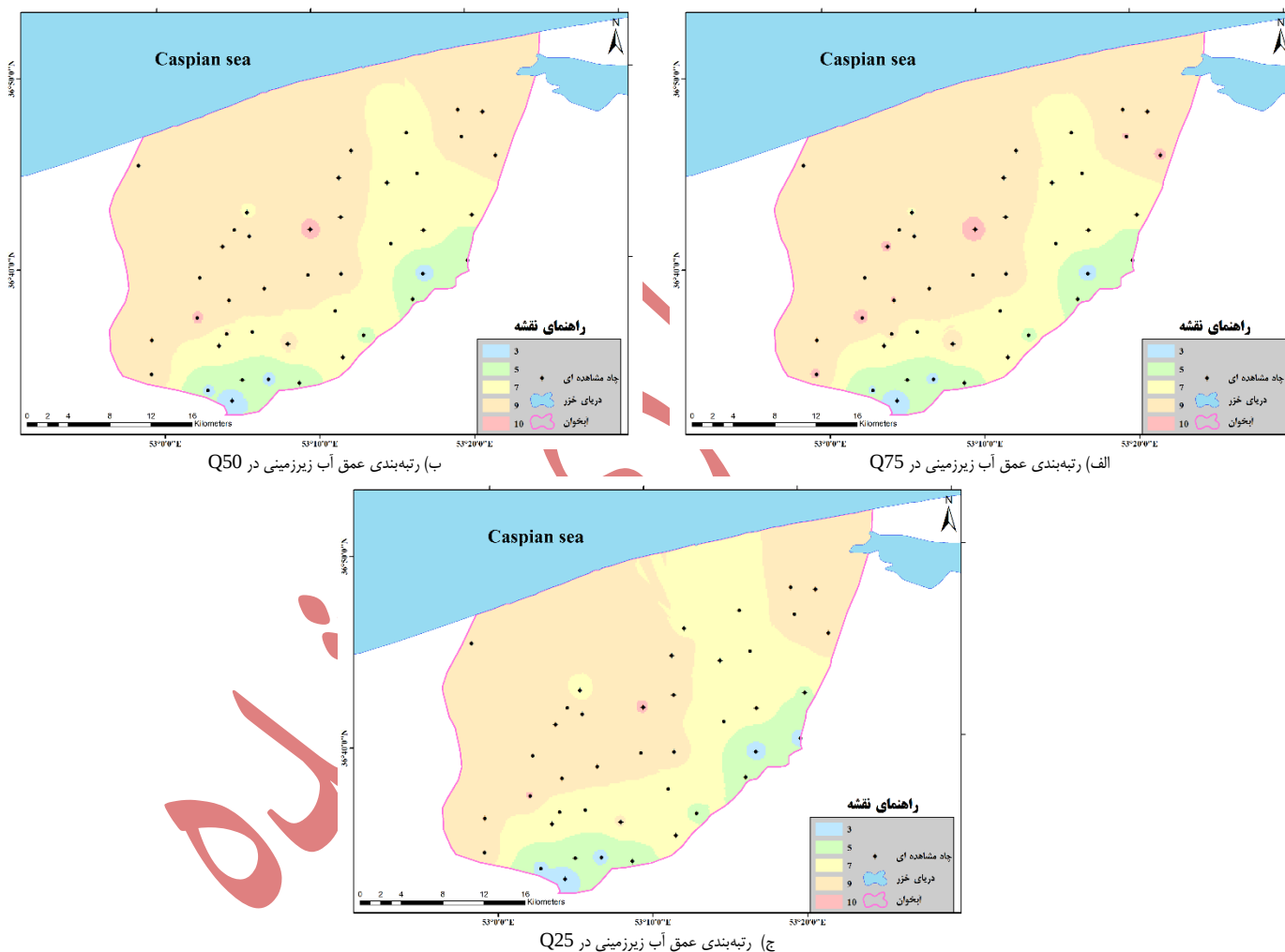
با توجه به هدف اصلی پژوهش، فرآیند واسنجی برای سه وضعیت آماری تابع توزیع نیترا شامل میانه، IQR_{25} و IQR_{75} به‌صورت جداگانه انجام شد. این ساختار امکان بررسی اثر عدم قطعیت زمانی غلظت نیترا بر نتایج واسنجی شاخص DRASTIC را فراهم می‌کند. در نهایت، عملکرد دو مدل RF-HHO و CNN-HHO در هر یک از وضعیت‌های آماری بر اساس مقدار همبستگی حاصل

مقایسه شد تا مشخص گردد کدام مدل توانایی بیشتری در بهبود انطباق شاخص آسیب‌پذیری با وضعیت کیفی آبخوان و تولید نقشه آسیب‌پذیری قابل اعتماد دارد.

نتایج

۱. تحلیل پارامترهای دینامیک در شاخص آسیب‌پذیری

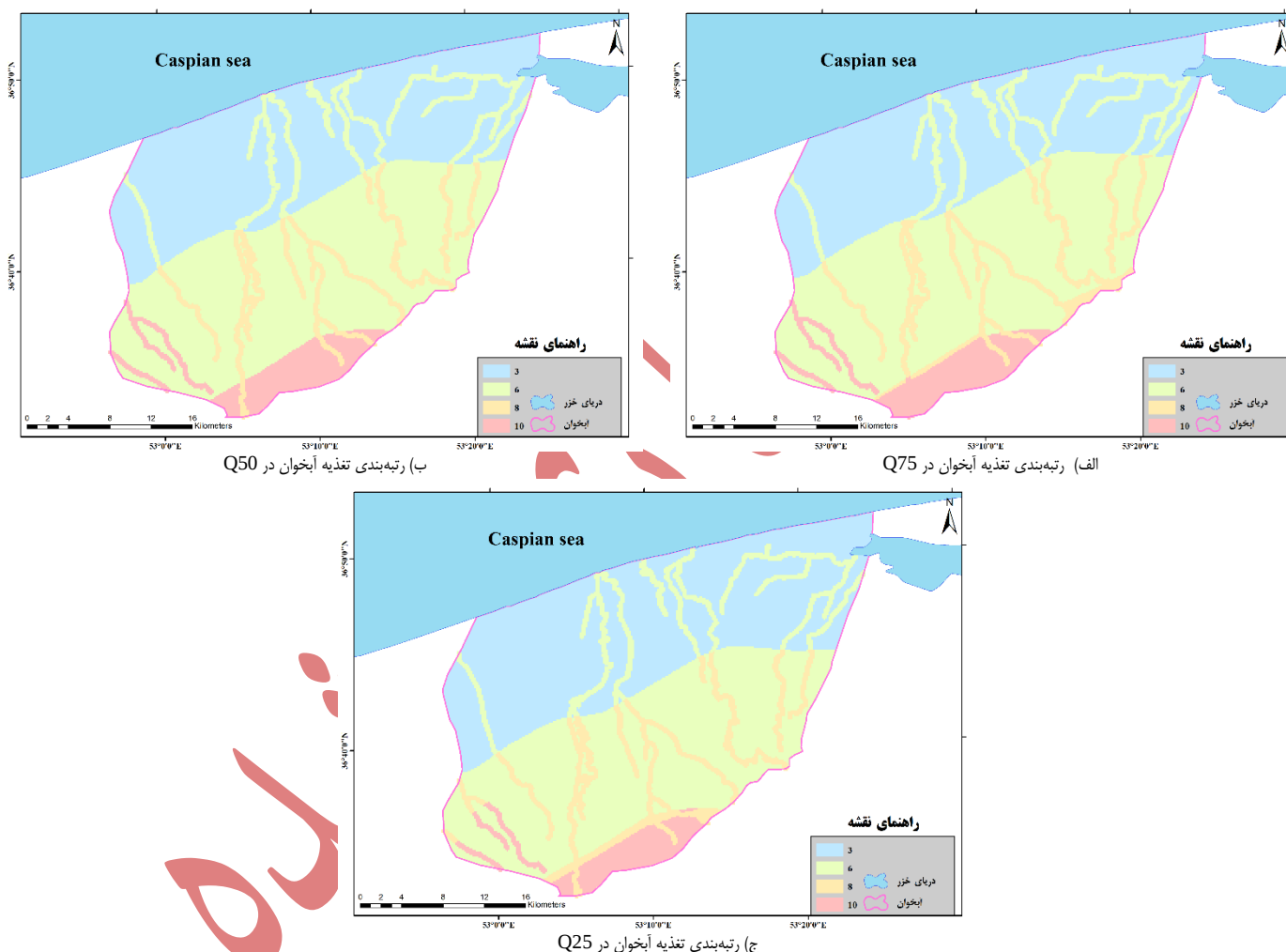
بررسی پارامترهای شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC نشان می‌دهد که دو پارامتر عمق آب زیرزمینی و تغذیه آبخوان ماهیت دینامیک‌تری نسبت به سایر پارامترها داشته و تحت تأثیر تغییرات زمانی بهره‌برداری از آب زیرزمینی و نوسانات بارش قرار دارد. از این‌رو، به‌منظور بررسی نقش عدم قطعیت زمانی در برآورد آسیب‌پذیری آبخوان، تغییرات زمانی این دو پارامتر در دوره آماری ۲۰ ساله تحلیل شد. باتوجه به نتایج پهنه‌بندی عمق آب زیرزمینی، نتایج در شکل ۴ ارائه شده است.



شکل ۴. رتبه‌بندی پارامتر عمق آب زیرزمینی باتوجه به رفتارسنجی دینامیک

نتایج نشان داد که تغییرات زمانی عمق آب زیرزمینی باعث تغییر در رتبه‌بندی این پارامتر در بخش‌هایی از آبخوان شده است. در شرایط ترسالی، عمق آب زیرزمینی با متوسط ۳۲ سانتیمتر افزایش در بخش‌های مختلف آبخوان مواجه بوده که دامنه تغییرات بین ۲۰ تا ۵۰ سانتی‌متر و انحراف معیار تغییرات ۸ سانتیمتر را نشان داد. در مقابل، در شرایط خشک، میزان تغییرات عمق آب زیرزمینی با متوسط ۳۸ سانتیمتر بین ۳۰ تا ۷۰ سانتی‌متر و انحراف معیار ۹ سانتیمتر ارزیابی شد. بیشترین تغییرات رتبه‌بندی مربوط به طبقات ۷ و ۹ است که بخش قابل توجهی از سطح آبخوان (۹۱ درصد آبخوان) را شامل می‌شود. این موضوع نشان داد که تغییرات زمانی عمق

آب زیرزمینی می‌تواند در پهنه‌های وسیعی از آبخوان موجب جابه‌جایی رتبه آسیب‌پذیری شود. پارامتر تغذیه آبخوان براساس تغییرات زمانی بارش و آبدهی رودخانه‌های منطقه برآورد گردید. نتایج تحلیل داده‌های بارش نشان داد که مقدار میانه بارش در دوره ۲۰ ساله برابر با ۶۸۰ میلی‌متر بوده است. با استفاده از آمار آبدهی ایستگاه‌های هیدرومتری و ارتباط آن با تغییرات بارش، میزان تغذیه آبخوان در شرایط مختلف زمانی محاسبه شد. به‌منظور تحلیل عدم قطعیت زمانی تغذیه آبخوان، مقادیر مربوط به دوره خشک و تر بر اساس صدک‌های Q25 و Q75 بارش و آبدهی استخراج و نقشه‌های رتبه‌بندی تغذیه آبخوان مطابق شکل ۵ ارائه شده است.

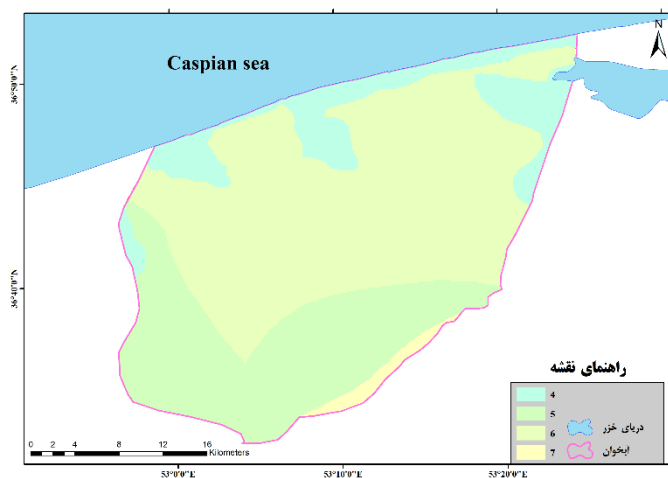


شکل ۵. رتبه‌بندی پارامتر تغذیه آبخوان باتوجه به رفتارسنجی دینامیک

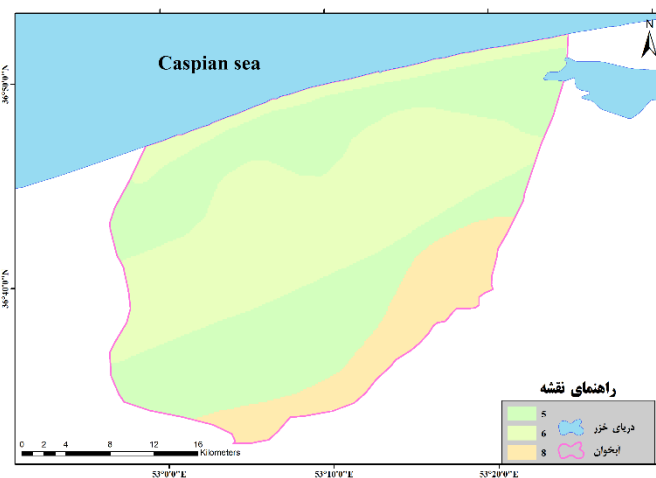
براساس نتایج، ضریب تغییرات ۸ درصدی تغذیه آبخوان در شرایط خشک بیشتر از شرایط تر محاسبه شد. این الگو نشان داد که پارامتر تغذیه آبخوان در شرایط کاهش بارش، حساسیت بیشتری نسبت به نوسانات اقلیمی و هیدرولوژیکی منطقه دارد. نتایج این بخش نشان داد که دو پارامتر عمق آب زیرزمینی و تغذیه آبخوان، بدلیل وابستگی مستقیم به شرایط زمانی، می‌تواند سهم قابل توجهی در عدم قطعیت زمانی-مکانی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC داشته باشد. در این حالت استفاده از مقادیر ثابت و بلندمدت برای این دو پارامتر ممکن است باعث کاهش دقت پهنه‌بندی آسیب‌پذیری شود، در حالی که تحلیل سناریوهای زمانی می‌تواند تصویر دقیق‌تری از تغییرات آسیب‌پذیری آبخوان ارائه دهد.

۲. توسعه شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC

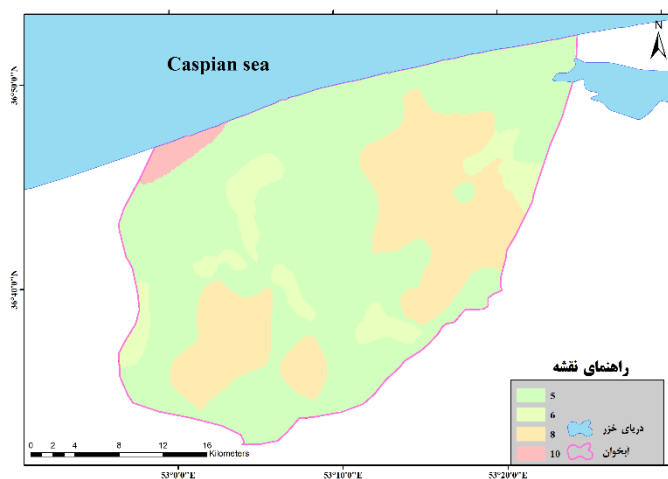
۵ پارامتر استاتیک آبخوان در محاسبه شاخص آسیب‌پذیری بصورت شکل ۶ رتبه‌بندی شده است. براساس لوگ‌های حفاری در این آبخوان که از دوره‌های قبل مورد بررسی قرار گرفت سه نقشه محیط آبخوان، خاک و محیط غیراشباع تحلیل و رتبه‌بندی گردید. شیب آبخوان نیز با استفاده از تحلیل مدل رقومی ارتفاع محاسبه و رتبه‌بندی گردید. میزان هدایت هیدرولیکی نیز براساس مطالعات مدلسازی آبخوان ساری-نکا و ارزیابی میزان قابلیت انتقال و ضخامت آبخوان ارزیابی و رتبه‌بندی گردید.



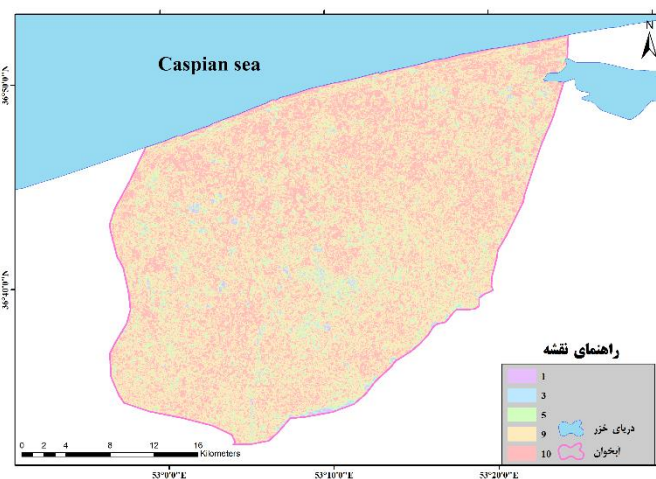
ب) رتبه‌بندی خاک



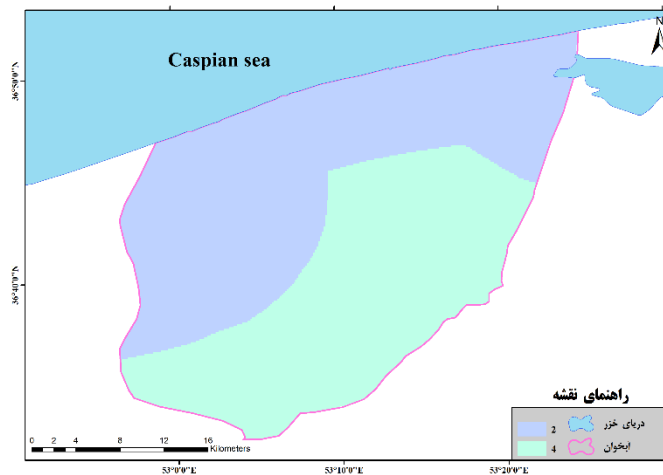
الف) رتبه‌بندی محیط آبخوان



د) رتبه‌بندی محیط غیراشباع

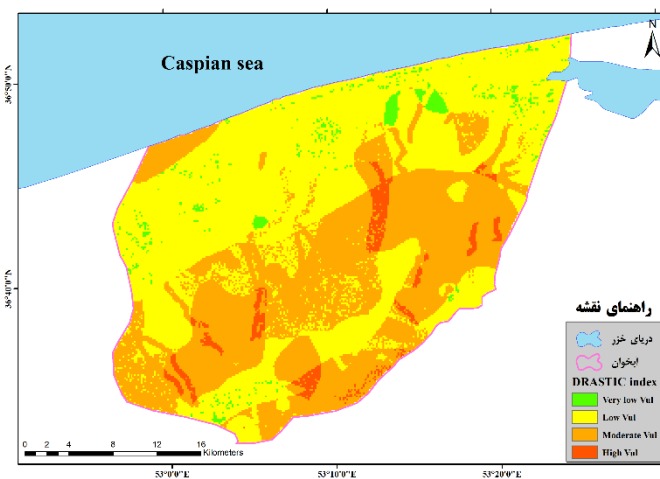


ج) رتبه‌بندی توپوگرافی

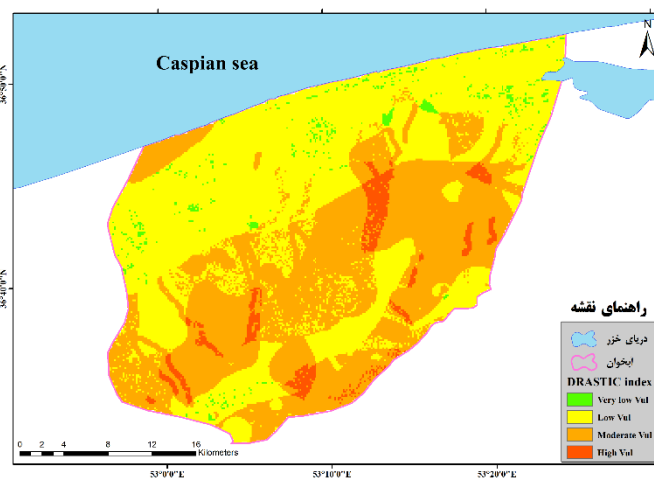


ه) رتبه‌بندی هدایت هیدرولیکی

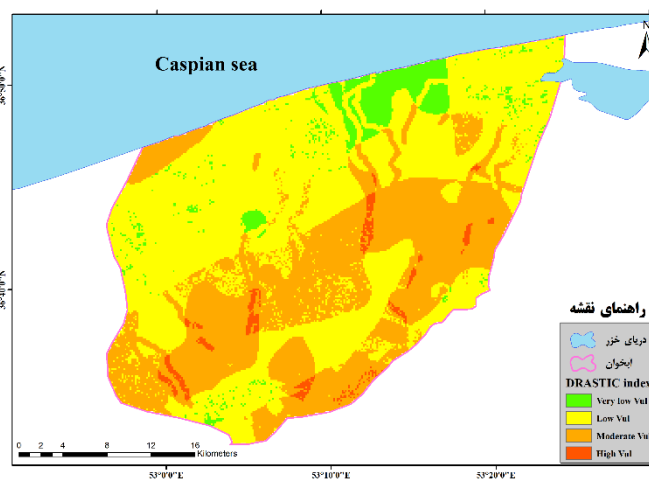
شکل ۶. رتبه‌بندی پارامترهای استاتیک در محاسبه شاخص آسیب‌پذیری دراستیک با توجه به محاسبه پارامترهای شاخص آسیب‌پذیری، میزان و رتبه‌بندی آسیب‌پذیری در ۳ کلاس مطابق شکل ۷ ارزیابی گردید.



ب) پهنه‌بندی شاخص DRASTIC-Q50



الف) پهنه‌بندی شاخص DRASTIC-Q75



ج) پهنه‌بندی شاخص DRASTIC-Q25

شکل ۷. طبقه‌بندی آسیب‌پذیری DRASTIC در آبخوان ساری-نکا در عدم قطعیت زمانی

نتایج محاسبه شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC در سه حالت Q25، میانه و Q75 نشان داد که تغییرات زمانی پارامترهای دینامیک این شاخص (تغذیه آبخوان و عمق آب زیرزمینی) موجب تغییر در الگوی پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آبخوان ساری-نکا شده است. مقایسه نقشه‌های پهنه‌بندی نشان داد که در حالت Q25 (بیانگر شرایط خشک‌تر و تغذیه کمتر آبخوان) سطح بیشتری از آبخوان در کلاس آسیب‌پذیری خیلی کم قرار گرفته که بیانگر ارتباط مستقیم بین میزان تغذیه آبخوان و مقدار شاخص آسیب‌پذیری است. از طرفی این کاهش تغذیه باعث کاهش امتیاز نهایی شاخص و گسترش پهنه‌های با آسیب‌پذیری کمتر شده است. در مقابل، در حالت Q75 (شرایط مرطوب‌تر و تغذیه بیشتر آبخوان) سطح بیشتری از آبخوان در کلاس‌های آسیب‌پذیری زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته که بیانگر این موضوع است که افزایش تغذیه در چنین آبخوان‌هایی می‌تواند انتقال آلاینده‌ها از سطح زمین به آبخوان را تسهیل کند. بنابراین، تابع توزیع آسیب‌پذیری نشان داد که در شرایط خشک، وسعت پهنه‌های دارای آسیب‌پذیری بالا کاهش یافته، در حالی که در شرایط تر، گسترش این پهنه‌ها محسوس‌تر بوده است.

بررسی هم‌زمان تابع توزیع دو پارامتر عمق آب زیرزمینی و تغذیه آبخوان نشان داد که اگرچه ضریب تغییرات عمق آب زیرزمینی بیشتر از تغذیه آبخوان بوده است، اما اثر آن بر تغییرات نقشه نهایی آسیب‌پذیری کمتر مشاهده شد. این موضوع را می‌توان به نزدیکی رتبه‌های غالب این پارامتر، به‌ویژه رتبه‌های ۷ و ۹ نسبت داد. این رتبه‌ها در بخش عمده‌ای از آبخوان قرار داشته و تغییرات زمانی عمق آب زیرزمینی در بسیاری از مناطق منجر به جابه‌جایی شدید در کلاس نهایی آسیب‌پذیری نشده است. از طرفی باتوجه به ضریب تغییرات تابع توزیع تغذیه آبخوان نسبت به عمق آب زیرزمینی کمتر بوده، اثر آن بر تغییرات پهنه‌های آسیب‌پذیر بیشتر مشهود است. این نتیجه نشان داد که حساسیت نقشه نهایی آسیب‌پذیری تنها تابع بزرگی تغییرات آماری یک پارامتر نیست، بلکه به وزن پارامتر، دامنه رتبه‌بندی، موقعیت مکانی تغییرات و نقش آن در ترکیب نهایی شاخص نیز بستگی دارد. بر این اساس، پارامتر تغذیه آبخوان در شرایط عدم قطعیت زمانی، نقش مؤثرتری در تغییر وسعت پهنه‌های آسیب‌پذیر نسبت به عمق آب زیرزمینی داشته است.

در مجموع، نتایج محاسبه دینامیک شاخص آسیب‌پذیری نشان داد که محاسبه شاخص براساس یک وضعیت ثابت نمی‌تواند به‌طور کامل بیانگر رفتار آسیب‌پذیری در شرایط متغیر زمانی باشد. لذا لحاظ نمودن عدم قطعیت زمانی در پارامترهای دینامیک شاخص DRASTIC می‌تواند دقت تفسیر مکانی آسیب‌پذیری آبخوان را افزایش دهد.

۳. واسنجی شاخص آسیب‌پذیری

با توجه به نتایج شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC و لزوم واسنجی وزن‌ها و رتبه‌های این شاخص مبتنی بر استفاده از دو رویکرد یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با هدف حداکثرسازی همبستگی بین شاخص و غلظت نیترات انجام گرفت. تابع هدف در فرآیند بهینه‌سازی به‌گونه‌ای تعریف گردید که مقدار همبستگی (همبستگی اسپیرمن) بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نیترات حداکثر شود. در فرآیند بهینه‌سازی، دامنه تغییرات وزن پارامترها بین ۰ تا ۷ و دامنه تغییرات رتبه‌ها بین ۱ تا ۱۰ در نظر گرفته شد. سپس دو مدل تلفیقی RF-HHO و CNN-HHO بصورت جداگانه شبیه‌سازی شدند. با توجه به لحاظ نمودن عدم قطعیت زمانی در داده‌های نیترات، مقدار همبستگی برای مدل‌های واسنجی شده به‌صورت کران‌دار محاسبه شد. این کران بیانگر تغییرات مقدار همبستگی در وضعیت‌های مختلف آماری نیترات، شامل Q25، میانه و Q75 است. نتایج حاصل از ارزیابی همبستگی شاخص اولیه و شاخص‌های واسنجی شده در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲. ارزیابی همبستگی واسنجی شاخص آسیب‌پذیری

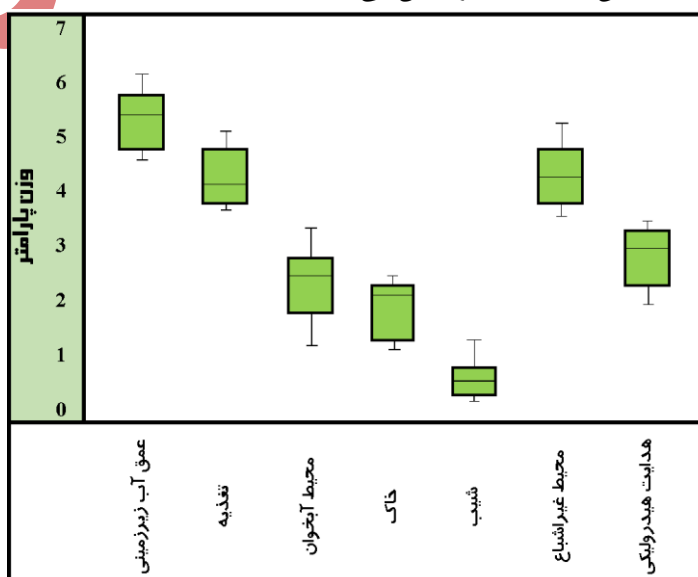
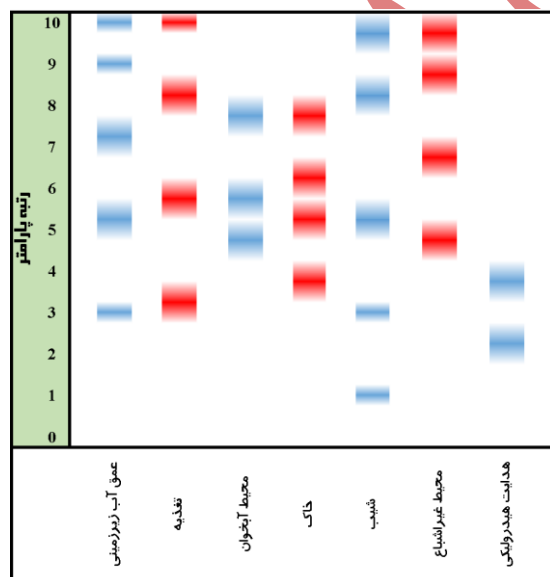
غلظت نیترات	شاخص آسیب‌پذیری
0.37	DRASTIC
0.62-0.64	DRASTIC- RF- HHO
0.67-0.68	DRASTIC- CNN HHO

به‌منظور بررسی معنی‌داری اختلاف عملکرد مدل‌ها، از آزمون Bootstrap جفتی بر پایه اختلاف ضریب همبستگی اسپیرمن استفاده شد. داده‌های غلظت نیترات و مقادیر شاخص آسیب‌پذیری حاصل از مدل‌های مختلف به‌صورت تصادفی و با جایگذاری باز نمونه‌گیری

شدند. در هر تکرار، ضریب همبستگی اسپیرمن بین غلظت نیترات و شاخص آسیب‌پذیری برای هر مدل محاسبه گردید و سپس اختلاف ضریب همبستگی بین مدل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. مقایسه‌ها شامل شاخص DRASTIC اولیه با مدل RF-HHO، شاخص DRASTIC اولیه با مدل CNN-HHO و همچنین مدل RF-HHO با مدل CNN-HHO بود. معنی‌داری اختلاف عملکرد مدل‌ها در سطح ۰/۰۵ بررسی و باتوجه به اختلاف کم (متوسط اختلاف ۴ درصد محاسبه شد) عملکرد دو مدل از نظر آماری معنی‌دار در نظر گرفته شد. نتایج جدول ۲ نشان داد که شاخص اولیه آسیب‌پذیری دارای همبستگی نسبتاً ضعیفی با غلظت نیترات بوده که لزوم واسنجی وزن و رتبه‌ها برای ارتقاء آن مشهود است.

پس از واسنجی شاخص با مدل RF-HHO، مقدار همبستگی به بازه ۰/۶۲ - ۰/۶۴ افزایش یافته که این افزایش نشان می‌دهد که بهینه‌سازی وزن‌ها و رتبه‌های شاخص آسیب‌پذیری با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین توانسته است ارتباط بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نیترات را بهبود بخشد. با این حال، مقدار همبستگی حاصل همچنان بیانگر یک رابطه متوسط تا نسبتاً قوی است و نشان می‌دهد که بخشی از تغییرات غلظت نیترات تحت تأثیر عواملی خارج از ساختار کلاسیک DRASTIC قرار دارد. در مدل CNN-HHO، مقدار همبستگی به بازه ۰/۶۷ تا ۰/۶۸ افزایش یافته که این مقدار نسبت به مدل RF-HHO ارتقاء یافته که نشان‌دهنده عملکرد بهتر رویکرد یادگیری عمیق در واسنجی شاخص آسیب‌پذیری است. برتری نسبی CNN-HHO را می‌توان به توانایی این مدل در شناسایی الگوهای مکانی و روابط غیرخطی پیچیده بین پارامترهای DRASTIC و غلظت نیترات نسبت داد. بنابراین، در میان دو رویکرد مورد بررسی، مدل CNN-HHO عملکرد دقیق‌تری در بهبود همبستگی شاخص آسیب‌پذیری با نیترات نشان داده است.

در مجموع، نتایج واسنجی نشان داد که تغییر وزن‌ها و رتبه‌های DRASTIC می‌تواند موجب بهبود قابل توجه رابطه بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نیترات شود. با این حال، با وجود افزایش همبستگی از ۰/۳۷ در شاخص اولیه به حدود ۰/۶۸ در بهترین مدل واسنجی‌شده، همبستگی نهایی همچنان در سطح متوسط تا نسبتاً قوی قرار دارد. این موضوع نشان داد که اگرچه واسنجی مبتنی بر مدل‌های هوشمند عملکرد شاخص DRASTIC را بهبود داده است، اما آسیب‌پذیری کیفی آبخوان تنها تابع پارامترهای هیدروژئولوژیکی DRASTIC نیست و عواملی مانند الگوی کاربری اراضی، شدت فعالیت‌های کشاورزی، میزان مصرف کودهای نیتروژنی، تراکم چاه‌ها و فرایندهای انتقال آلاینده نیز می‌توانند در توزیع مکانی نیترات مؤثر باشد. شکل ۸ تغییرات وزن‌ها و رتبه‌های بهینه‌شده پارامترهای شاخص DRASTIC را نشان می‌دهد.



الف) تغییرات وزن پارامترهای شاخص DRASTIC (ب) تغییرات رتبه پارامترهای شاخص DRASTIC
 شکل ۸. وزن‌ها و رتبه‌های بهینه‌شده پارامترهای شاخص DRASTIC پس از واسنجی با مدل‌های RF-HHO و CNN-HHO
 در جدول ۳ براساس حداقل و حداکثر مقادیر وزن‌های واسنجی‌شده برای هر پارامتر ارائه شده است.

جدول ۳. تحلیل واسنجی شده وزن پارامترهای شاخص آسیب‌پذیری با دو روش واسنجی

پارامتر DRASTIC	وزن اولیه	بازه وزن واسنجی شده RF-HHO	بازه وزن واسنجی شده CNN-HHO
عمق آب زیرزمینی	۵	۴-۶/۶	۶/۴-۲/۷
تغذیه خالص	۴	۳-۵/۶	۵/۳-۱/۷
محیط آبخوان	۳	۳/۱-۲/۱	۳/۱-۳/۲
خاک	۲	۲/۱-۳	۲/۱-۴/۱
شیب	۱	۱/۰-۲/۲	۱/۰-۳/۲
محیط غیراشباع	۵	۵/۳-۱/۵	۵/۳-۲/۶
هدایت هیدرولیکی	۳	۳/۱-۳/۸	۳/۱۴-۴/۹

نتایج نشان داد که در مدل CNN-HHO، بیشترین بازه وزنی مربوط به پارامتر عمق آب زیرزمینی با دامنه ۴/۷ تا ۶/۲ است که بیانگر اهمیت بالای این پارامتر در کنترل آسیب‌پذیری آبخوان نسبت به آلودگی نیتراتی است. پس از آن، پارامترهای محیط غیراشباع و تغذیه خالص بیشترین سهم را در ساختار واسنجی شده شاخص نشان دادند. در مقابل، پارامتر شیب دارای کمترین بازه وزنی است که این موضوع نشان می‌دهد که در شرایط هیدروژئولوژیکی آبخوان ساری-نکا، شیب نسبت به پارامترهای عمق آب زیرزمینی، تغذیه خالص و محیط غیراشباع تأثیر کمتری بر آسیب‌پذیری آبخوان داشته است. همچنین مقایسه دو مدل نشان داد که بازه وزن‌های به‌دست‌آمده در مدل RF-HHO اختلاف اندکی با CNN-HHO دارد، اما در اغلب پارامترها بازه‌های مدل CNN-HHO اندکی بزرگ‌تر بوده و این موضوع می‌تواند بیانگر حساسیت بیشتر این مدل به روابط غیرخطی بین پارامترهای DRASTIC و غلظت نیترات باشد. از نظر عملکرد کمی، ضریب همبستگی اسپیرمن بین شاخص DRASTIC اولیه و غلظت نیترات برابر با ۰/۳۷ بود. پس از واسنجی، این مقدار در مدل RF-HHO به بازه ۰/۶۲ تا ۰/۶۴ و در مدل CNN-HHO به بازه ۰/۶۷ تا ۰/۶۸ افزایش یافت. این نتایج نشان داد که مدل RF-HHO موجب بهبود ۶۷/۶ تا ۷۳ درصدی عملکرد شاخص نسبت به حالت اولیه شده است. همچنین، مدل CNN-HHO با بهبود حدود ۸۱/۱ تا ۸۳/۸ درصدی، بیشترین افزایش عملکرد را نشان داد. مقایسه دو مدل واسنجی شده نیز بیانگر آن است که مقدار همبستگی در مدل CNN-HHO حدود ۰/۰۴ تا ۰/۰۵ واحد بیشتر از مدل RF-HHO است. این اختلاف معادل بهبود نسبی حدود ۶/۳ تا ۸/۱ درصدی مدل CNN-HHO نسبت به RF-HHO است. بنابراین، هرچند هر دو مدل در افزایش انطباق شاخص آسیب‌پذیری با غلظت نیترات عملکرد مناسبی داشتند، مدل CNN-HHO توانست ارتباط قوی‌تری بین شاخص آسیب‌پذیری و وضعیت کیفی آبخوان ایجاد کند.

بحث

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که در نظر گرفتن عدم قطعیت زمانی در پارامترهای دینامیک شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC، شامل عمق آب زیرزمینی (D) و تغذیه خالص (R) در الگوی پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آبخوان تأثیرگذار است. در رویکرد کلاسیک DRASTIC معمولاً از مقادیر ثابت یا میانگین بلندمدت پارامترها استفاده می‌شود، در حالی که در آبخوان‌های ساحلی و کشاورزی، تغییرات زمانی بارش، تغذیه و سطح آب زیرزمینی می‌تواند بر فرآیند نفوذ، انتقال عمقی آلاینده‌ها و در نهایت مقدار شاخص آسیب‌پذیری اثرگذار باشد. از دیدگاه هیدروژئولوژیکی، افزایش تغذیه خالص می‌تواند موجب افزایش شست‌وشوی نیترات از سطح زمین و انتقال آن از ناحیه خاک و منطقه غیراشباع به آبخوان شود. به همین دلیل، در شرایط تر، پهنه‌های دارای آسیب‌پذیری بالا گسترش یافته‌اند، در حالی که در شرایط خشک‌تر، به دلیل کاهش تغذیه و کاهش پتانسیل انتقال عمقی آلاینده، وسعت کلاس آسیب‌پذیری خیلی کم افزایش پیدا کرده است. این یافته با نتایج Cervantes-Servin et al. (2023) هم‌خوانی دارد (Cervantes-Servin et al., 2023). در آن مطالعه با ارائه یک رویکرد زمان‌مند در ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان نشان داد که دو پارامتر عمق آب زیرزمینی و تغذیه خالص از عوامل

دینامیک اصلی در شاخص‌های مبتنی بر DRASTIC هستند و تغییرات زمانی آن‌ها می‌تواند باعث تغییر در الگوی مکانی آسیب‌پذیری شود. هم‌راستایی نتایج پژوهش حاضر با این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از یک نقشه ثابت آسیب‌پذیری ممکن است بخشی از رفتار واقعی آبخوان را نادیده بگیرد، به‌ویژه در مناطقی که تحت تأثیر نوسانات زمانی بارش، تغذیه و فعالیت‌های کشاورزی قرار دارند. بنابراین، بررسی سه وضعیت آماری IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} امکان نمایش بهتر اثر تغییرپذیری زمانی پارامترهای دینامیک را در پهنه‌بندی آسیب‌پذیری فراهم کرده است. از سوی دیگر، نتایج نشان داد که بزرگی تغییرات آماری یک پارامتر الزاماً به معنای اثرگذاری بیشتر آن بر مقدار نهایی شاخص نیست. اگرچه ضریب تغییرات عمق آب زیرزمینی بیشتر از تغذیه خالص بود، اثر تغذیه بر تغییرات نقشه نهایی آسیب‌پذیری آشکارتر مشاهده شد. این موضوع را می‌توان به نقش مستقیم تغذیه در انتقال عمقی آلاینده و ساختار وزنی-رتبه‌ای شاخص DRASTIC نسبت داد. تغذیه خالص علاوه بر کنترل مقدار آب نفوذی به آبخوان، فرایند شست‌وشوی نیتрат از سطح زمین و انتقال آن به ناحیه غیراشباع را تشدید می‌کند. در مقابل، اثر عمق آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه تا حدی تحت تأثیر تمرکز مقادیر در رتبه‌های نزدیک، به‌ویژه رتبه‌های غالب ۷ و ۹، قرار گرفته است؛ بنابراین با وجود نوسان آماری بیشتر، اثر آن به همان نسبت در نقشه نهایی منعکس نشده است.

نتایج پژوهش حاضر از نظر اهمیت تغذیه خالص و ضرورت واسنجی شاخص DRASTIC با یافته‌های (Khosravi et al., 2018) نیز قابل مقایسه است. اصلاح وزن‌ها و رتبه‌های شاخص DRASTIC با استفاده از روش‌های عینی و اعتبارسنجی براساس غلظت نیترات، عملکرد مدل را بهبود داده و تغذیه خالص از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر آسیب‌پذیری آبخوان است (Khosravi et al., 2018). در پژوهش حاضر نیز واسنجی شاخص با مدل‌های RF-HHO و CNN-HHO موجب افزایش همبستگی شاخص آسیب‌پذیری با غلظت نیترات شد. نتایج نشان داد که مقدار همبستگی بین غلظت نیترات و شاخص آسیب‌پذیری با دو مدل هوش مصنوعی افزایش قابل توجهی داشته و بیانگر بهبود نسبی مدل CNN-HHO نسبت به مدل RF-HHO است. عملکرد بهتر CNN-HHO را می‌توان ناشی از توانایی بیشتر ساختار یادگیری عمیق در استخراج روابط غیرخطی و الگوهای ترکیبی بین پارامترهای هیدروژئولوژیکی، تغذیه، عمق آب زیرزمینی، محیط غیراشباع و غلظت نیترات تشریح کرد.

نتیجه‌گیری

اثر عدم قطعیت زمانی بر واسنجی شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC در آبخوان ساری-نکا با تمرکز بر دو پارامتر متاثر از زمان (عمق آب زیرزمینی و تغذیه آبخوان)، نشان داد که استفاده از مقادیر ثابت و بلندمدت برای این پارامترها نمی‌تواند به‌طور کامل بیانگر شرایط متغیر زمانی آبخوان باشد و ممکن است موجب ساده‌سازی الگوی واقعی آسیب‌پذیری گردد. مقایسه سه وضعیت آماری IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} در تحلیل آسیب‌پذیری مبتنی بر دینامیک بودن داده‌ها سبب تغییر در سطح پهنه‌های آسیب‌پذیری گردید. این تغییر به‌گونه‌ای بود که در شرایط خشک‌تر، سطح بیشتری از آبخوان در کلاس آسیب‌پذیری خیلی کم قرار گرفت و بالعکس، در شرایط تر، وسعت پهنه‌های دارای آسیب‌پذیری بالا افزایش یافت. این موضوع بیانگر نقش مهم تغذیه آبخوان در افزایش پتانسیل انتقال آلاینده‌ها به آب زیرزمینی است. همچنین نتایج نشان داد که اثرگذاری پارامترها بر نقشه نهایی آسیب‌پذیری فقط تابع میزان تغییرات آماری آن‌ها نیست. اگرچه ضریب تغییرات عمق آب زیرزمینی بیشتر از تغذیه آبخوان بود، اما اثرگذاری پارامتر تغذیه در تغییرات شاخص آسیب‌پذیری آشکارتر مشاهده شد. این موضوع نشان داد که حساسیت شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC به ترکیبی از وزن پارامتر، رتبه‌بندی، توزیع مکانی و نحوه تلفیق پارامترها وابسته است و افزایش نوسان آماری یک پارامتر الزاماً به معنای اثرگذاری بیشتر آن در نقشه نهایی نیست.

واسنجی شاخص DRASTIC با استفاده از مدل‌های داده‌محور موجب بهبود ارتباط بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نیترات گردید. مقدار همبستگی شاخص DRASTIC اولیه با غلظت نیترات برابر با ۰/۳۷ بود که پس از واسنجی با مدل RF-HHO به بازه ۰/۶۲ تا ۰/۶۴ و با مدل CNN-HHO به بازه ۰/۶۷ تا ۰/۶۸ بهبود یافته است. براین اساس، مدل RF-HHO موجب بهبود ۶۷/۷ تا ۷۳ درصدی و مدل CNN-HHO موجب بهبود ۸۱/۱ تا ۸۳/۸ درصدی عملکرد شاخص نسبت به حالت اولیه شد. لذا استفاده از مدل یادگیری عمیق

CNN-HHO نسبت به مدل یادگیری ماشین RF-HHO عملکرد بهتری را براساس همبستگی بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نیترات نشان داد. این نتیجه بیانگر توانایی بالاتر مدل‌های یادگیری عمیق در شناسایی روابط غیرخطی و الگوهای مکانی مؤثر بر آسیب‌پذیری آبخوان است؛ هرچند این برتری باید در چارچوب داده‌های موجود، تراکم چاه‌های کیفی و شرایط محلی آبخوان تفسیر شود.

با وجود نتایج قابل قبول، این پژوهش دارای برخی محدودیت‌ها نیز است. نخست، ارزیابی کیفی آبخوان عمدتاً بر اساس غلظت نیترات انجام شد، در حالی که ورود سایر آلاینده‌ها و منابع آلودگی می‌تواند تصویر کامل‌تری از وضعیت کیفی آبخوان ارائه دهد. دوم، دقت نتایج به تعداد، پراکنش مکانی و کیفیت داده‌های چاه‌های مشاهده‌ای و کیفی وابسته است. همچنین، در این پژوهش عدم قطعیت زمانی عمدتاً برای پارامترهای دینامیک و وضعیت‌های آماری IQR_{25} ، میانه و IQR_{75} بررسی شد و سایر منابع عدم قطعیت، مانند تغییرات کاربری اراضی، الگوی مصرف کودهای نیتروژنی و شدت فعالیت‌های کشاورزی، به صورت مستقیم وارد مدل نشدند.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان داد که تلفیق تحلیل عدم قطعیت زمانی با واسنجی داده‌محور می‌تواند ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان را واقع‌بینانه‌تر و متناسب‌تر با شرایط محلی کند. از نظر کاربرد مدیریتی، نقشه‌های آسیب‌پذیری واسنجی شده می‌توانند برای اولویت‌بندی پهنه‌های حساس، تعیین مناطق نیازمند پایش کیفی بیشتر، کنترل مصرف کودهای نیتروژنی، مدیریت فعالیت‌های کشاورزی در نواحی پرخطر و حفاظت از محدوده چاه‌های بهره‌برداری مورد استفاده قرار گیرند. بر این اساس، استفاده از شاخص DRASTIC واسنجی شده، به‌ویژه در آبخوان‌های ساحلی و کشاورزی، می‌تواند ابزار مؤثرتری برای مدیریت منابع آب زیرزمینی و شناسایی پهنه‌های حساس به آلودگی باشد. برای افزایش دقت مطالعات آینده، پیشنهاد می‌شود علاوه بر پارامترهای هیدروژئولوژیکی DRASTIC، متغیرهایی مانند کاربری اراضی، شدت فعالیت‌های کشاورزی، میزان مصرف کودهای نیتروژنی، تراکم چاه‌ها و منابع آلاینده انسانی نیز وارد فرآیند مدل‌سازی و واسنجی شوند.

منابع

- Aller. (1987). *DRASTIC: A Standardized System for Evaluating Ground Water Pollution ...* - Google Books. [https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=UrTEoGnVlkeC&oi=fnd&pg=PR9&dq=DRASTIC:+A+Standardised+System+for+EvaluatingGroundwater+Pollution+Potential+Using+Hydrogeologic+Settings+\(EPA+600/2-00\).+&ots=UwkRW_1wSi&sig=54p-_n1tOlfi0c_Bqj2GNGK1fMw#v=onepage&q](https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=UrTEoGnVlkeC&oi=fnd&pg=PR9&dq=DRASTIC:+A+Standardised+System+for+EvaluatingGroundwater+Pollution+Potential+Using+Hydrogeologic+Settings+(EPA+600/2-00).+&ots=UwkRW_1wSi&sig=54p-_n1tOlfi0c_Bqj2GNGK1fMw#v=onepage&q)
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data* 2021 8:1, 8(1), 53-. <https://doi.org/10.1186/S40537-021-00444-8>
- Ashagrie, W. A., Tarkegn, T. G., Ray, R. L., Tefera, G. W., Demessie, S. F., Tsegaye, L., Adem, A. A., Worqlul, A. W., van Oel, P. R., Adgo, E., Hailelassie, A., Dile, Y. T., Mekonnen, M., & Chukalla, A. D. (2025). Assessing the vulnerability of groundwater to pollution under different land management scenarios using the modified DRASTIC model in Bahir Dar City, Ethiopia. *Heliyon*, 11(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42660>
- Baensaf, M. F., Rafati, M., & Moghaddam, H. K. (2025). Utilizing the concept of risk in calibrating the vulnerability of coastal-alluvial aquifers based on machine learning methods. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 22(16), 16747–16762. <https://doi.org/10.1007/S13762-025-06729-2/METRICS>
- Bordbar, M., Khosravi, K., Jun, C., Kim, D., Bateni, S. M., Safarzadeh, M., Moghaddam, H. K., & Azizi, S. (2025). Improving aquifer vulnerability assessment and its explainability in the Zanzan aquifer: Integrating DRASTIC model and optimized long short-term memory-based metaheuristic algorithms. *Results in Engineering*, 26, 104674. <https://doi.org/10.1016/J.RINENG.2025.104674>
- Cervantes-Servin, A. I., Arora, M., Peterson, T. J., & Pettigrove, V. (2023). Seasonal estimation of groundwater vulnerability. *Scientific Reports* 2023 13:1, 13(1), 9720-. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36194-1>

- George, N. J., Agbasi, O. E., Umoh, A. J., Ekanem, A. M., Udosen, N. I., Thomas, J. E., Aka, M. U., & Ejepu, J. S. (2025). Enhanced contamination risk assessment for aquifer management using the georesistivity and DRASTIC model in alluvial settings. *Cleaner Water*, 3, 100060. <https://doi.org/10.1016/J.CLWAT.2024.100060>
- Heidari, A. A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M., & Chen, H. (2019). Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future Generation Computer Systems*, 97, 849–872. <https://doi.org/10.1016/J.FUTURE.2019.02.028>
- Hossain, M. B., & Basak, R. (2025). Assessment of Groundwater Vulnerability with Drastic Index and Identifying Suitable Sites for Industries to Ensure the Sustainability of Groundwater Quality: A Case Study in Dhamrai Upazila, Dhaka District. <https://doi.org/10.2139/SSRN.5258928>
- Kardan Moghaddam, H., Rahimzadeh kivi, Z., Bahreinimotlagh, M., & Moghddam, H. K. (2022). Evaluation of the groundwater resources vulnerability index using nitrate concentration prediction approach. *Geocarto International*, 37(6), 1664–1680. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1797184>
- Khosravi, K., Sartaj, M., Tsai, F. T. C., Singh, V. P., Kazakis, N., Melesse, A. M., Prakash, I., Tien Bui, D., & Pham, B. T. (2018). A comparison study of DRASTIC methods with various objective methods for groundwater vulnerability assessment. *Science of The Total Environment*, 642, 1032–1049. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2018.06.130>
- Liu, Y., Wang, Y., & Zhang, J. (2012). New machine learning algorithm: Random forest. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 7473 LNCS, 246–252. https://doi.org/10.1007/978-3-642-34062-8_32/SAVE-RESEARCH
- Moghaddam, H. K., Rahimzadeh kivi, Z., Abtahizadeh, E., & Abolfathi, S. (2025). Sustainable water allocation under climate change: Deep learning approaches to predict drinking water shortages. *Journal of Environmental Management*, 385, 125600. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2025.125600>
- Prashanth, T., Ganguly, S., Banerjee, D., & Ganguly, S. (2025). Assessment of groundwater vulnerability of the Rupnagar block, Punjab, India using the DRASTIC-LUH model and electrical resistivity tomography. *Decontamination of Subsurface Water Resources System Using Contemporary Technologies*, 165–182. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-26639-3.00013-2>
- Sarkar, M., & Pal, S. C. (2021). Application of DRASTIC and Modified DRASTIC Models for Modeling Groundwater Vulnerability of Malda District in West Bengal. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(5), 1201–1219. <https://doi.org/10.1007/S12524-020-01176-7/METRICS>
- Shah, F., & Sharifi, A. (2025). Climate models for predicting precipitation and temperature trends in cities: A systematic review. *Sustainable Cities and Society*, 120, 106171. <https://doi.org/10.1016/J.SCS.2025.106171>
- Shinwari, F. U., Khan, M. A., Siyar, S. M., Liaquat, U., Kontakiotis, G., Zhuran, M., Shahab, M., & Alshehri, F. (2025). Evaluating the contamination susceptibility of groundwater resources through anthropogenic activities in Islamabad, Pakistan: a GIS-based DRASTIC approach. *Applied Water Science*, 15(4), 81-. <https://doi.org/10.1007/S13201-025-02374-9/FIGURES/13>
- Taghavi, N., Niven, R. K., Paull, D. J., & Kramer, M. (2022). Groundwater vulnerability assessment: A review including new statistical and hybrid methods. *Science of the Total Environment*, 822. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2022.153486>
- Tavakoli, M., Motlagh, Z. K., Sayadi, M. H., Ibraheem, I. M., & Youssef, Y. M. (2024). Sustainable Groundwater Management Using Machine Learning-Based DRASTIC Model in Rurbanizing Riverine Region: A Case Study of Kerman Province, Iran. *Water* 2024, Vol. 16, Page 2748, 16(19), 2748. <https://doi.org/10.3390/W16192748>
- Williams, S. A., Megdal, S. B., Zuniga-Teran, A. A., Quanrud, D. M., & Christopherson, G. (2024). Mapping Groundwater Vulnerability in Arid Regions: A Comparative Risk Assessment Using Modified DRASTIC Models, Land Use, and Climate Change Factors. *Land* 2025, Vol. 14, Page 58, 14(1), 58. <https://doi.org/10.3390/LAND14010058>

ویراستاری نشده