Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Modeling and evaluating the performance of groundwater resources drought index using XGBoost and SVM algorithms in Ghorveh-Dehgolan Plain in Kurdistan Province

Ebrahim Yousefi Mobarhan[*1], **Ali Khaleghi**[2]

1. Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Semnan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Semnan, Iran, Email: e.yousefi.m@gmail.com
2. Ph.D. Student, Depratment of Desert Management and Control, Faculty of Desert Studies, Semnan University, Semnan, Iran, Email: alikhaleghi8975@semnan.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Paper

Article history
Received: 06 January 2025
Revised: 16 February 2025
Accepted: 17 February 2025
Published online: 13 June 2025

Keywords:
Groundwater, GRI, Drought Index, Taylor Diagram, Machine Learning

ABSTRACT

The Ghorveh-Dehgolan plain is the largest plain in Kurdistan province, which is of great importance for this province in terms of agriculture, and knowledge of the status of groundwater resources and optimal management of the plain is a detailed study of groundwater level fluctuations. The aim of this research is to investigate and apply machine models to improve the accuracy of predictions and promote groundwater resource management in the Ghorveh-Dehgolan plain, where the Groundwater Resources Index (GRI) is a reliable indicator for monitoring the drought status of the study area during the period. It was used from 1379 to 1399. The results show that the value of the GRI index has a decreasing trend and in 1397, a high degree of hydrogeological drought occurred in the groundwater resources of this region, which in the continuation of this trend will be accompanied by a serious crisis of groundwater level reduction and the consequences for the region. Predictions using machine learning models show that both machine learning models (support vector machine and boost) fit well with the experimental data of the groundwater resource drought index. Validation of the models used in predicting this index using Taylor plot showed that the boost intensity model (XGBoost) with correlation coefficient (r=0.93) and root mean square error (RMSE=0.071) had the best performance in predicting the GRI index as well as the machine learning model. Support vector with correlation coefficient (r=0.87) and RMSE=0.149 showed high performance in predicting the index. The results of this study confirm that machine learning models are suitable for groundwater resource drought prediction indices, which are recommended in other similar areas.

Citation: Yousefi Mobarhan, E., & Khaleghi, A. (2025). Modeling and evaluating the performance of groundwater resources drought index using XGBoost and SVM algorithms in Ghorveh-Dehgolan Plain in Kurdistan Province, Iran. *Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems*, 13(1), 35-48.

DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3

Publisher: Iranian Rainwater Catchment Systems Association
© Author(s)

***Corresponding author:** Ebrahim Yousefi Mobarhan
Address: Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Semnan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Semnan, Iran.
Tel: +989112434496
Email: e.yousefi.m@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Modeling and evaluating the performance of groundwater resources drought index using XGBoost and SVM algorithms in Ghorveh-Dehgolan Plain in Kurdistan Province, Iran

Ebrahim Yousefi Mobarhan[*1], **Ali Khaleghi**[2]

1. Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Semnan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Semnan, Iran, Email: e.yousefi.m@gmail.com
2. PhD Student, Desert Management and Control, Faculty of Desert Studies, Semnan University, Semnan, Iran, Email: alikhaleghi8975@semnan.ac.ir

EXTENDED ABSTRACT

Introduction: Ghorveh-Dehgolan plain is the largest plain of Kurdistan province, which is the most active agricultural area in the province. In recent years, agricultural development has tended to increase the use of chemical fertilizers and has caused aquifers in the plain to be contaminated. Therefore, it is necessary to determine vulnerable areas for managing areas at risk. Droughts are natural occurrences that can have lasting effects on groundwater resources. To manage these impacts effectively, accurate assessment and efficient modeling are crucial. Predicting and monitoring droughts is essential for water resource planning and minimizing damage. Therefore, machine learning models have emerged as a valuable tool in this domain. Due to the subject and the best research study, the prediction and efficiency of measuring machines in Groundwater Resource Index (GRI) has not been addressed, so the aim of this study is to predict hydrological drought indices and identify the machine model in the machines. Predicting the groundwater resource drought index in the study area.

Methodology: Data on groundwater resources, such as groundwater level, precipitation, temperature, and other parameters, were collected from 2000 to 2021. During data preprocessing, the collected information was reviewed, and any incorrect or missing data were removed or corrected. The data were then normalized for use in machine learning models. Using the preprocessed data, the Groundwater resource index (GRI) was determined. For model training, XGBoost and SVM algorithms were trained to predict the GRI. The dataset was divided into training and test data. The performance of the trained models was evaluated using the test data, with metrics like correlation coefficient (R) and Root Mean Square Error (RMSE) used to assess prediction accuracy. In the following, Taylor's chart is used, which is a graphical tool for evaluating and comparing the performance of numerical models with observational data. The points on the graph show the performance of the models, and the closer these points are to the ideal position (perfect match with the observational data), the better the model performance.

Results and Discussion: The research findings on predicting the groundwater drought index using XGBoost and SVM models in the Ghorveh-Dehgolan plain were presented and analyzed. The predictions from both machine learning models demonstrated their ability to align with empirical data. The XGBoost model best predicted the GRI drought index, achieving a correlation coefficient of 0.93 and a root mean square error (RMSE) of 0.071. The SVM model also performed well, with a correlation coefficient of 0.87 and an RMSE of 0.149. The Taylor diagram, which compared observational and simulated data from the machine learning models, indicated that both models accurately predicted the GRI index and closely matched the observational data. This proves how well the proposed model is able to predict the GRI index values. These results are consistent with the research of Boo et al. (2024) in a study of groundwater level prediction using machine learning models, Shakeri et al. (2023) in assessing drought conditions and its prediction using machine learning algorithms, Pham et al. (2022) in groundwater level prediction using machine learning algorithms, and Saleh

***Corresponding author:** Ebrahim Yousefi Mobarhan
Address: Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Semnan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Semnan, Iran.
Tel: +989112434496
Email: e.yousefi.m@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

ISSN (Online): 2783-1531 - ISSN (Print): 2423-5970

and Rasel (2024) in the effectiveness of machine learning for groundwater level prediction. Also, the evaluation of the Taylor diagram confirms the results of the error criteria, which is consistent with the results of Faramarzpour et al. (2023) who used the Taylor diagram to predict the drought index of the Ajabshir region.

Conclusion: This study analyzed and predicted the groundwater drought index in the Ghorveh-Dehgolan plain using XGBoost and SVM machine learning algorithms. The results demonstrated that both models effectively predicted the GRI index, with XGBoost showing higher accuracy. The study suggests that machine learning algorithms are valuable tools for modeling and predicting drought indices and can enhance groundwater resource management. Additionally, incorporating more diverse data can improve the accuracy of these models and help planners and water resource managers develop better strategies. Comparative research on different machine learning models can also aid in choosing the most suitable model for various scenarios.

Ethical Considerations

Data availability statement: The datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

Funding: This research has received NO financial support.

Authors' contribution: Ebrahim Yousefi and Ali Khaleghi, as the authors of the paper, conducted all parts of the research and wrote the whole manuscript.

Conflicts of interest: The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Acknowledgement: The authors of this article sincerely thanks the Semnan Agriculture and Natural Resources Research & Education Center for financial and moral supports.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
مجله علمی سامانه‌های سطوح آبگیر باران ایران
شاپا الکترونیکی: ۲۷۸۳-۱۵۳۱ شاپا چاپی: ۲۴۲۳-۵۹۷۰

مدل‌سازی و ارزیابی عملکرد شاخص خشکسالی منابع آب زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های XGBoost و SVM در دشت قروه-دهگلان، استان کردستان

ابراهیم یوسفی مبرهن*[۱]، علی خالقی[۲]

۱. استادیار پژوهشی، بخش حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان سمنان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، سمنان، ایران، e.yousefi.m@gmail.com

۲. دانشجوی دکتری، مدیریت و کنترل بیابان، دانشکده کویرشناسی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، alikhaleghi8975@semnan.ac.ir

مشخصات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخچه مقاله
دریافت: ۱۷ دی ۱۴۰۳
بازنگری: ۲۸ بهمن ۱۴۰۳
پذیرش: ۲۹ بهمن ۱۴۰۳
انتشار برخط: ۲۳ خرداد ۱۴۰۴

واژه‌های کلیدی:
آب زیرزمینی، GRI، شاخص خشکسالی، نمودار تیلور، یادگیری ماشین

چکیده

دشت قروه-دهگلان بزرگ‌ترین دشت استان کردستان است که از نظر کشاورزی اهمیت زیادی برای این استان دارد و آگاهی از وضعیت منابع آب زیرزمینی و مدیریت بهینه دشت، بررسی دقیق نوسانات سطح آب زیرزمینی ضروری است. هدف این پژوهش، بررسی و به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و ارتقای مدیریت منابع آب زیرزمینی در دشت قروه- دهگلان است که شاخص خشکسالی منابع آب‌های زیرزمینی (GRI) به‌عنوان یک شاخص قابل اعتماد برای پایش وضعیت خشکسالی منطقه مورد مطالعه طی دوره زمانی ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۹ مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد، که مقدار شاخص GRI روند کاهشی داشته و در سال ۱۳۹۷ خشکسالی هیدروژئولوژیکی با درجات بالا در منابع آب زیرزمینی این منطقه رخ داده است که در صورت ادامه این روند، منطقه با بحران جدی کاهش سطح آب زیرزمینی و عواقب ناشی از آن مواجه خواهد شد. پیش‌بینی‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین نشان دادند که هر دو مدل یادگیری ماشین (ماشین بردار پشتیبان و افزایش گرادیان شدید) به خوبی با داده‌های تجربی شاخص خشکسالی منابع آب‌های زیرزمینی مطابقت دارند. صحت‌سنجی مدل‌های استفاده‌شده در پیش‌بینی این شاخص با استفاده از نمودار تیلور نشان داد مدل افزایش گرادیان شدید (XGBoost) با ضریب همبستگی (r=0.93) و خطای میانگین مربعات ریشه‌ای (RMSE=0.071) بهترین عملکرد را در پیش‌بینی شاخص GRI داشت همچنین مدل ماشین بردار پشتیبان با ضریب همبستگی (r=0.87) و RMSE=0.149، عملکرد بالایی در پیش‌بینی شاخص موردنظر نشان داد. نتایج این تحقیق موید این مطلب است که مدل‌های یادگیری ماشین ابزار مناسبی برای پیش‌بینی شاخص خشکسالی منبع آب زیرزمینی هستند لذا استفاده از آن‌ها در سایر محدوده‌های مشابه پیشنهاد می‌شود.

استناد: یوسفی مبرهن، ابراهیم، و خالقی، علی. (۱۴۰۴). مدل‌سازی و ارزیابی عملکرد شاخص خشکسالی منابع آب زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های XGBoost و SVM در دشت قروه-دهگلان، استان کردستان، شهرستان زابل. *سامانه‌های سطوح آبگیر باران*، ۱۳(۱)، ۳۵-۴۸.

DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3

ناشر: انجمن علمی سیستم‌های سطوح آبگیر باران ایران

© نویسندگان

* **نویسنده مسئول:** ابراهیم یوسفی مبرهن

نشانی: بخش حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان سمنان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، سمنان، ایران

تلفن: ۰۹۱۱۲۴۳۴۴۹۶

پست الکترونیکی: e.yousefi.m@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

مقدمه

خشکسالی از پدیده‌های جوی است که می‌تواند در هر ناحیه‌ای رخ دهد و منجر به خسارت‌های عمده اقتصادی، اجتماعی و محیطزیستی شود. این پدیده بخش‌های مختلف محیطی از جمله منابع آب‌های زیرزمینی را در طول دوره حاکمیت خود تحت تأثیر قرار می‌دهد. اثر خشکسالی بر روی منابع آب‌های زیرزمینی کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است (یوسفی‌مبرهن و زندی‌فر، ۱۴۰۲). خشکسالی حالتی نرمال و مستمر از اقلیم است. گرچه بسیاری به اشتباه آن را واقعه‌ای تصادفی و نادر می‌پندارند (سراج ابراهیمی و همکاران، ۱۴۰۲). پدیده تقریبا در تمامی مناطق اقلیمی رخ می‌دهد، گرچه مشخصات آن از یک منطقه به منطقه دیگر کاملا تفاوت می‌کند. خشکسالی یک اختلال موقتی است و با خشکی تفاوت دارد چرا که خشکی صرفاً محدود به مناطقی با بارندگی اندک است و حالتی دائمی از اقلیم است (عباسی نیا و همکاران، ۱۴۰۰). موضوع تغییر اقلیم از ابتدای دهه هشتاد میلادی مطرح شد. از دلایل آن می‌توان به تغییر محور چرخش زمین، افزایش گازهای گلخانه‌ای، فعالیت‌های انسانی، موقعیت جغرافیایی، نزدیک بودن به محیط‌های بزرگ اقیانوسی و باد غالب اشاره کرد که در این بین افزایش گازهای گلخانه‌ای نقش مؤثرتری را ایفا کرده است (Bakhtiari et al., 2021).

تأثیر خشکسالی هواشناسی در سیستم آب‌های زیرزمینی، به‌طور کلی در مقیاس زمانی ماهانه و سالانه (Van Lanen et al., 2000: Buiyan et al., 2006: Yousefi Mobarhan et al., 2023) اتفاق می‌افتد. ازآن‌جایی که لایه‌های آبدار زیرزمینی عمدتاً با بارش یا از طریق اندرکنش با آب‌های سطحی تغذیه می‌شوند، تأثیر تغییر اقلیم بر بارش و آب سطحی نهایتاً بر سیستم آب زیرزمینی اثر خواهد گذاشت. خشکسالی آب زیرزمینی هم‌چنین به ترکیب خطر فیزیکی و آسیب پذیری انسان در ارتباط با کاهش در دسترس بودن آب های زیرزمینی و دسترسی به دوره خشکسالی اشاره دارد (Villholth et al., 2013). در مطالعه El Motwakil و همکاران (۲۰۲۴) با عنوان پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی بر اساس سنجش از دور و یادگیری ماشین، مشخص شد که مدل GBR با مقدار R2 معادل ۰/۹۹، میانگین خطای مطلق (MAE) برابر با ۱/۹۴ و خطای میانگین مربعات ریشه (RMSE) معادل ۲/۹۸ عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد. این مدل نسبت به روش‌های سنتی که با روابط غیر خطی و نویز داده‌ها مقابله می‌کنند، بهبود چشم‌گیری دارد. به‌دلیل توانایی مدل GBR[1] در مدیریت روابط پیچیده و غیرخطی، دقت و استحکام بیش‌تری نسبت به روش‌های موجود ارائه می‌دهد.

خسروی ده کردی و همکاران (۱۳۹۸) خشکسالی‌های آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از GRI[2] مورد بررسی قرار دادند. بدین منظور، از آمار ۳۲ چاه پیزومتری در دشت شهرکرد را در دوره ۳۱ ساله (۹۴-۱۳۶۴) استفاده شد. شاهدی و جهانشاهی (۲۰۱۸) شاخص‌های هواشناسی منابع آب‌های زیرزمینی و هیدرولوژیکی را برای نظارت و پیش‌بینی خشکسالی در آب و هوای نیمه‌خشک مورد ارزیابی قرار دادند این پژوهش برای بررسی همبستگی بین شاخص‌ها و دوره‌های هم‌پوشانی ۳ تا ۴۸ ماهه در ایران مرکزی در طول سال ۱۹۷۰ بر شاخص‌های استاندارد بارش (SPI[3]) شاخص خشکسالی جریان (SDI[4]) و شاخص منابع آب زیرزمینی (GRI) متمرکز شده است. نتایج نشان داد که منطقه مورد مطالعه بیش از دو نوع خشکسالی دیگر به غیر از خشکسالی هواشناسی نیز آسیب دیده است. علاوه‌بر نتایج نشان داد که منطقه مورد مطالعه در سه دهه گذشته خشک‌تر شده است. مطالعه فرامرزپور و همکاران (۱۴۰۲) نشان داد که مدل LS-SVR عملکرد بهتری نسبت به ANFIS در پیش‌بینی شاخص‌ها دارد. در هر دو شاخص، LS-SVR مقدار خطای RMSE و MAPE برای SPI به‌ترتیب ۰/۷۴و ۰/۵۹ را پیش‌بینی کرد، درحالی‌که این مقادیر برای SDI به‌ترتیب ۰/۶۲ و ۰/۴۶ به‌دست آمد. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین ابزار مناسبی برای پیش‌بینی شاخص‌های خشکسالی هستند. لذا استفاده از آن‌ها برای پیش‌بینی شاخص‌های خشکسالی در سایر محدوده‌های مشابه پیشنهاد می‌شود. بررسی پورسعید و همکاران (۱۴۰۲) نشان داد که مدل‌های مختلف به‌طورکلی در پیش‌بینی منابع آب موفق عمل کرده‌اند. بر اساس نتایج شاخص‌های سنجش عملکرد، مدل SAELM بالاترین دقت را در شبیه‌سازی پارامترهای GWL و EC داشت، مدل LSSVM بیش‌ترین دقت را در شبیه‌سازی TDS نشان داد و مدل MLR به‌عنوان بهترین مدل در تخمین تغییرات پارامتر Salinity شناخته شد. در تحقیق دیگری Neguyen و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از ANFIS به پیش‌بینی شاخص استاندارد شده بارش (SPI) و تبخیر و تعرق بارش (SPEI[5]) پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد مدل ANFIS شاخص SPI را در مقایسه با شاخص SPEI با دقت بیش‌تری تخمین می‌زند. برای پیش‌بینی SPI مدل ANN، ANFIS و SVM را مقایسه کردند نتایج پژوهش آن‌ها بیانگر دقت زیاد مدل SVM در مقایسه با دو مدل دیگر بود. در مطالعه Mahammad و همکاران (۲۰۲۳) با عنوان دینامیک سطح آب زیرزمینی در منطقه دلتا بادبزنی نیمه‌گرمسیری و پیش‌بینی آینده آن با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشین"، نتایج نشان داد که

[1] Gradient Boosting Regressor
[2] Groundwater Resources Index
[3] Standardized Precipitation Index
[4] Streamflow Drought Index
[5] Standardized Precipitation Evapotranspiration Index

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

رگرسیون XGBoost[1] بهترین مدل بوده است، با مقدار r از ۰/۷۲- تا ۰/۹ و RMSE از ۴/۷۳ تا ۰/۵۲. پس از این مدل، رگرسیون‌های جنگل تصادفی (RF) رگرسیون خطی (LR)، نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) قرار گرفتند. در مقابل، رگرسیون درخت تصمیم (DT) ضعیف‌ترین عملکرد را در بین چاه‌های نمونه نشان داد، به‌طوری‌که مقدار r آن در بازه ۰/۲۴- تا ۰/۹۱ قرار داشت و مقدار RMSE آن نیز بالاترین مقدار را داشت، که بین که از ۰/۶۴ تا ۷/۰۷ متغیر بود.

در مجموع، افت سطح آب زیرزمینی و پیامدها حاصل از آن، یکی از معضلات حال حاضر کشور محسوب می‌شود. با توجه به تغییرات کاهشی در میزان بارش، وقوع خشک‌سالی‌های اخیر، افزایش فعالیت‌های کشاورزی، دامداری و صنعتی و هم‌چنین افزایش جمعیت به خصوص در ۱۰ سال اخیر باعث افزایش مصرف آب و در نتیجه کاهش ذخایر آب زیرزمینی و بیلان منفی سفره‌های آب دشت‌های قروه-دهگلان شده است (عباسی، ۱۳۹۵). با توجه به اهمیت موضوع و این‌که تاکنون تحقیقی به پیش‌بینی و کارایی ماشین‌های یادگیری در برآورد شاخص خشکسالی منابع آب زیرزمینی (GRI) پرداخته نشده است فلذا هدف از این بررسی، ارزیابی دقت این مدل‌ها در پیش‌بینی شاخص‌های خشکسالی هیدرولوژیکی و شناسایی بهترین مدل یادگیری ماشین در پیش‌بینی شاخص خشکسالی منبع آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه است.

مواد و روش تحقیق

منطقه مورد مطالعه

دشت قروه-دهگلان یکی از ۱۱ محدوده یا دشت حوزه آبریز سفیدرود بزرگ است که با متوسط بارندگی سالانه ۳۵۲ میلی‌متر و اقلیم نیمه‌خشک و سرد، در شرق شهرستان سنندج و شمال‌غربی همدان بین طول‌های جغرافیایی ´´۴۲ ´۱۴ °۴۷ تا ´´۰۶ ´۰۴ °۴۸ شرقی و عرض‌های جغرافیایی ´´۲۱ ´۰۶ °۳۵ تا ´´۰۹ ´۲۰ °۳۵ شمالی قرار دارد و از نظر زمین‌شناسی دشت قروه-دهگلان بخشی از زون ساختمانی سنندج-سیرجان بوده که جزء فعال‌ترین زون‌های ساختمانی ایران محسوب می‌شود (یوسفی مبرهن و زندی‌فر، ۱۴۰۲). حداقل و حداکثر دمای آن به‌ترتیب ۲۳- و ۴۱ درجه سانتی‌گراد است. میانگین رطوبت نسبی سالانه ۴۵ درصد و حداکثر تبخیر در تیر ماه به بیش از ۳۵۰ میلی‌متر می‌رسد اراضی دشت قروه-دهگلان غالبا جزء اراضی قابل کشت است، خاک این اراضی از نظر آبیاری و زراعت دارای استعداد و قابلیت زیادی بوده و کشت انواع گیاهان زراعی و بومی با هزینه کم عملکرد خوبی دارد این اراضی دارای خاک‌های سطحی عمیق با بافت متوسط تا سنگین و قدرت نگهداری آب زیاد هستند. موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است.

روش تحقیق

بررسی شاخص خشکسالی منابع آب زیرزمینی (GRI)

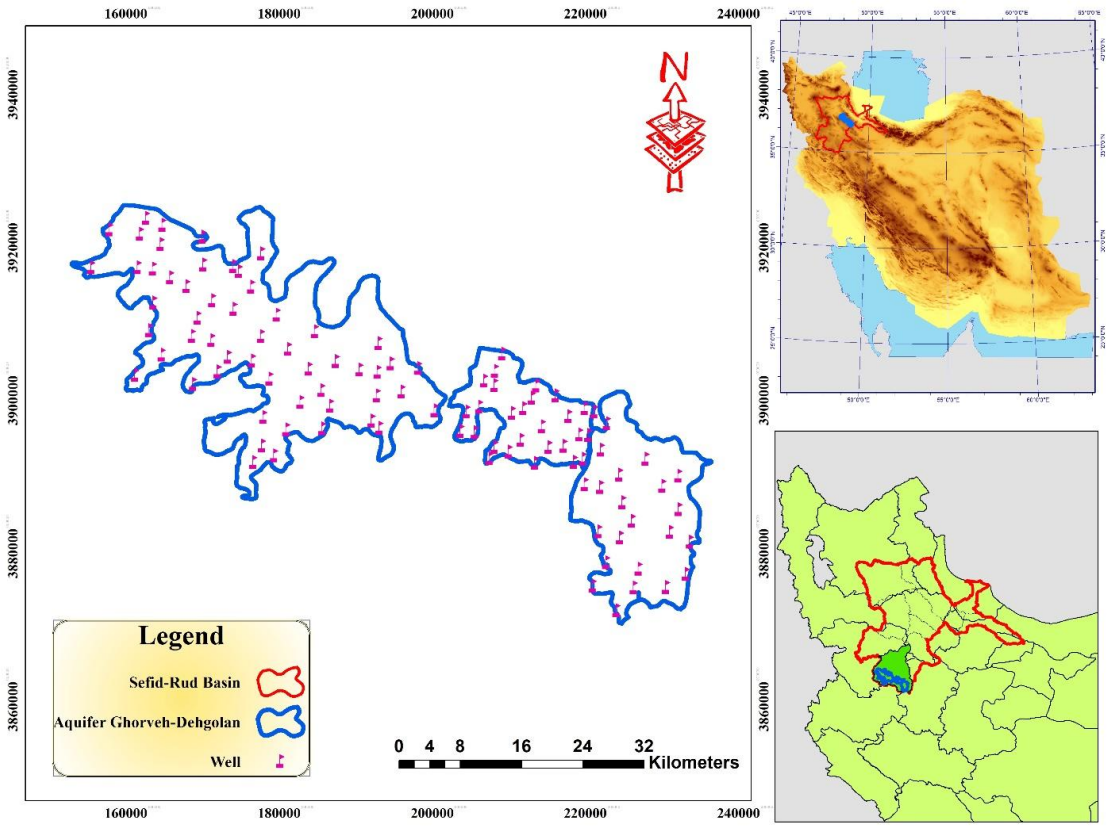
خشکسالی یکی از زیان‌بارترین، مخاطرات طبیعی به‌شمار می‌رود. در بین بلاهای طبیعی تهدیدکننده‌ی انسان و محیط‌زیست، خشکسالی هم از نظر فراوانی رخداد و هم از جنبه‌ی اندازه‌ی زیان‌های وارده در صدر قرار دارد (Yousefi Mobarhan et al., 2024). این پدیده در درازمدت موجب کاهش منابع آب، از طریق خشکیدگی جریان‌های سطحی و زیرزمینی می‌شود. بدین منظور از شاخص خشکسالی برای بیان کمی این پدیده استفاده شده است. معمولاً این شاخص‌ها به‌صورت نقطه‌ای محاسبه می‌شوند و لازم است تا به‌صورت مکانی پردازش شده و نقشه‌های مربوط ارائه شوند. شاخص خشکسالی آب زیرزمینی به‌عنوان شاخصی قابل اعتماد به‌منظور پایش وضعیت خشکسالی آب زیرزمینی پیشنهاد شد (Mendicino et al., 2008). شاخص GRI[2] نشان‌دهنده میزان آب ورودی به سفره‌های زیرزمینی است و می‌تواند برای بررسی وضعیت منابع آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گیرد. مقدار این شاخص با استفاده از رابطه (۱) محاسبه می‌شود (Adib et al., 2023).

$$GRI = \frac{D_{y,m} - \mu_{D,m}}{\sigma_{D,m}} \quad (۱)$$

که در آن $D_{y,m}$ مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در سال y و ماه m، $\mu_{D,m}$ و $\sigma_{D,m}$ به‌ترتیب میانگین و انحراف معیار مقادیر تراز آب زیرزمینی در ماه m در طول دوره آماری هستند (مندیسینو و همکاران، ۲۰۰۸). طبقه‌بندی مقادیر شاخص GRI در جدول ۱ نشان داده شده است.

[1] Extreme Gradient Boosting
[2] Groundwater Resource Index

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Figure 1- Geographical location of the study area

جدول ۱- طبقه بندی شدت خشکسالی با توجه به مقادیر GRI

Table 1- Classification of drought severity according to GRI values

ردیف	طبقات خشکسالی	GRI
۱	ترسالی بسیار شدید	≤۲
۲	ترسالی شدید	۲ – ۱/۵
۳	ترسالی متوسط	۱/۵ – ۱
۴	ترسالی ملایم	۱ – ۰/۵
۵	نرمال	۰/۵ – -۰/۵
۶	خشکسالی ملایم	-۰/۵ – -۱
۷	خشکسالی متوسط	-۱ – -۱/۵
۸	خشکسالی شدید	-۱/۵ – -۲
۹	خشکسالی بسیار شدید	≥ -۲

مدل‌سازی

جهت اجرای مدل‌سازی توسط مدل‌های یادگیری ماشین از داده‌های تراز سطح آب زیرزمینی برای منطقه مورد مطالعه استفاده شد. قبل از اجرای مدل داده‌ها به‌صورت تصادفی به دو سری تقسیم‌بندی شد که ۷۰ درصد برای اجرای مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی کارایی مدل استفاده شدند (Yousefi Mobarhan & Karim Sangchini 2021). در مرحله اجرای تمام لایه‌هایی که به‌عنوان متغیر مستقل شناخته

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

شدند به‌همراه ۷۰ در صد داده‌های وابسته برای مدل تعریف شد. در این مرحله به استثناء ۳۰ درصد از داده‌هایی که از قبل جدا شد و در مرحله آموزش مورد استفاده قرار نگرفتند، دقت پیش‌بینی مدل ارزیابی شد (داروند و همکاران، ۱۴۰۰). در این مطالعه از پنج مدل ماشین بردار پشتیبان، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون، جنگل تصادفی، افزایش گرادیان شدید و آنالیز تشخیص ترکیبی استفاده شد. بر اساس روش طبقه‌بندی Natural Break صورت گرفته است.

مدل‌های یادگیری ماشین

ماشین بردار پشتیبان (SVM): ماشین بردار ماشین عبارت است از یک ابرصفحه که مجموعه‌ی نمونه‌های مثبت و منفی را با حداکثر فاصله از هم جدا می‌کند. استفاده از ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یکی از راه حل‌ها در یادگیری ماشین و تشخیص الگو گسترش یافته است که توسط (Shi et al., 2020) ارائه شد.

مدل افزایش گرادیان شدید (XG Boost): سیستم یادگیری مبتنی بر بوستینگ گرادینت فریدمن است اما با برخی بهبودهایی که به ارتقا عملکرد کمک می‌کند XGBoost. از مدل دسته جمعی درختی استفاده می‌کند که مجموعه‌ای از درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART) است. این نوع بوستینگ، که از درخت‌ها به‌عنوان یادگیرنده‌های پایه استفاده می‌کند، را بوستینگ درختی می‌نامند. از آن‌جا که یک درخت برای دستیابی به نتایج خوب ممکن است کافی نباشد، چندین CARTs با هم می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند و پیش‌بینی نهایی، مجموع هر یک از نمرات CART است (Javed et al., 2024).

معیارهای ارزیابی خطا

برای ارزیابی الگوها معیارهای ارزیابی برای سنجش الگوها از خطای جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) استفاده شده است. هرچه مقدار RMSE و MAPE به صفر نزدیک‌تر باشند، کارایی مدل مورد نظر نیز بهتر است (فرامرزپور و همکاران، ۱۴۰۳).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{a}(x_p - x_o)^2}{n}} \quad (۲)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{a}|x_o - x_p|}{n} \times 100 \quad (۳)$$

در ادامه نمودار تیلور که ابزاری گرافیکی برای ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌های عددی با داده‌های مشاهداتی است استفاده می‌شود. این نمودار به‌طور هم‌زمان سه معیار آماری را نمایش می‌دهد: ضریب همبستگی (Correlation Coefficient)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، و انحراف استاندارد (Standard Deviation). محورهای نمودار شامل مقیاسی دایره‌ای برای همبستگی، فاصله از مرکز برای RMSE، و شعاع برای انحراف استاندارد است. نقاط روی نمودار، عملکرد مدل‌ها را نشان می‌دهند و هرچه این نقاط به موقعیت ایده‌آل (مطابقت کامل با داده‌های مشاهداتی) نزدیک‌تر باشند، عملکرد مدل بهتر است (Taylor, 2001).

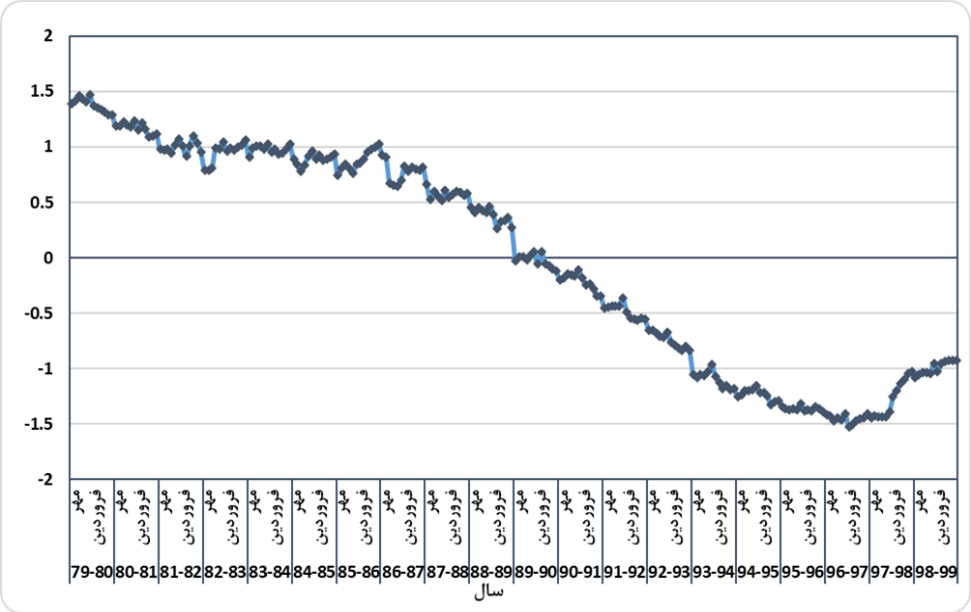
نتایج و بحث

پایش زمانی خشکسالی منابع آب زیرزمینی دشت

در سال‌های اخیر به‌علت کاهش منابع آب سطحی، افزایش شدید در استفاده از آب‌های زیرزمینی این دشت مشاهده می‌شود که به تبع آن سطح آب زیرزمینی در اکثر نواحی آن به‌صورت چشم‌گیری افت پیدا کرده است. در شکل ۲ مقادیر GRI در طول دوره آماری بیست ساله (۱۳۹۹-۱۳۷۹) برای آبخوان قروه نشان داده شده است. بر اساس این نمودار، GRI در طول دوره آماری بیست ساله روندی نزولی به سمت خشکسالی دارد به‌طوری که از سال ۱۳۹۰ شاخص خشکسالی منفی شده و تا پایان دوره آماری مقادیر منفی شاخص ادامه یافته که بیانگر کاهش سطح آب زیرزمینی در منطقه است. شدیدترین خشکسالی آب زیرزمینی در سال ۱۳۹۷ با رقم شاخص ۱/۵۲- به وقوع پیوسته است.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]



شکل ۲- تغییرات GRI آبخوان در دشت برای یک دوره بیست ساله (۱۳۹۹-۱۳۷۹)

Figure 2- Changes in the aquifer GRI in the plain over a twenty-year period (2000-2021)

تعیین شاخص‌های GRI و خشکسالی با مدل‌های یادگیری ماشین

جهت مدل‌سازی GRI با استفاده از اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و از مدل افزایش گرادیان شدید (XG Boost) استفاده شد. نتایج به‌دست آمده از این مدل‌های یادگیری ماشین بدین صورت است که مدل افزایش گرادیان شدید با همبستگی قوی و زیاد (r= 0.93)، و مدل ماشین بردار پشتیبان با همبستگی قوی (r= 0.87) بررسی شد. نتایج به شرح جدول ۲ نشان داده شده است. با توجه به جدول نتایج نشان داد که مدل افزایش گرادیان شدید بهترین عملکرد را در بین مدل‌های اجرا شده داشته است و به‌ترتیب عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی شدند.

جدول ۲- مقایسه مدل‌های یادگیری ماشین بر GRI

Table 2- Comparison of machine learning models on the GRI

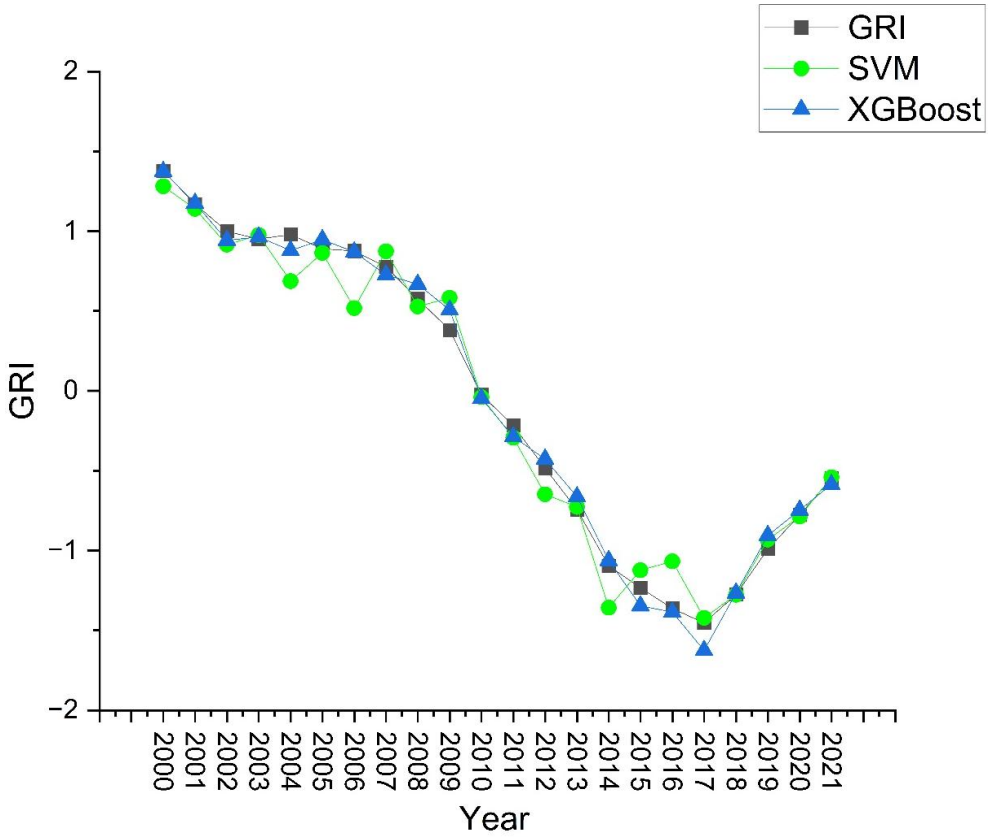
شاخص	مدل	r	R^2	MSE	RMSE	P-Value
GRI	SVM	۰/۸۷	۰/۷۶	۰/۰۲۲	۰/۱۴۹	۰/۴۰
	XG Boost	۰/۹۳	۰/۸۷	۰/۰۰۵	۰/۰۷۱	۰/۸۸

مقایسه بین مدل‌های یادگیری ماشین و داده‌های محاسبه شده

شکل ۳ مقایسه شاخص خشکسالی منابع آب زیرزمینی (GRI) با داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده توسط ۲ مدل یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان، افزایش گرادیان شدید، را نشان می‌دهد. در شکل ۳، مدل‌ها به خوبی با داده‌های تجربی مطابقت دارد. به‌طوری‌که نمودار داده‌های پیش‌بینی شده بر روی نمودار داده‌های تجربی قرار می‌گیرد. این ثابت می‌کند که مدل پیشنهادی تا چه حد قادر به پیش‌بینی مقادیر شاخص GRI است. این نتایج با تحقیقات Boo و همکاران (۲۰۲۴) در یک مطالعه پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین، Shakeri و همکاران (۲۰۲۳) در ارزیابی شرایط خشکسالی و پیش‌بینی آن با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، Pham و همکاران (۲۰۲۲) در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و Saleh و Rasel (۲۰۲۴) در کارایی یادگیری ماشین برای پیش‌بیتی سطح آب زیرزمینی همخوانی دارد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]



شکل ۳- مقایسه بین داده‌های تجربی و پیش بینی شده در مدل‌های استفاده شده

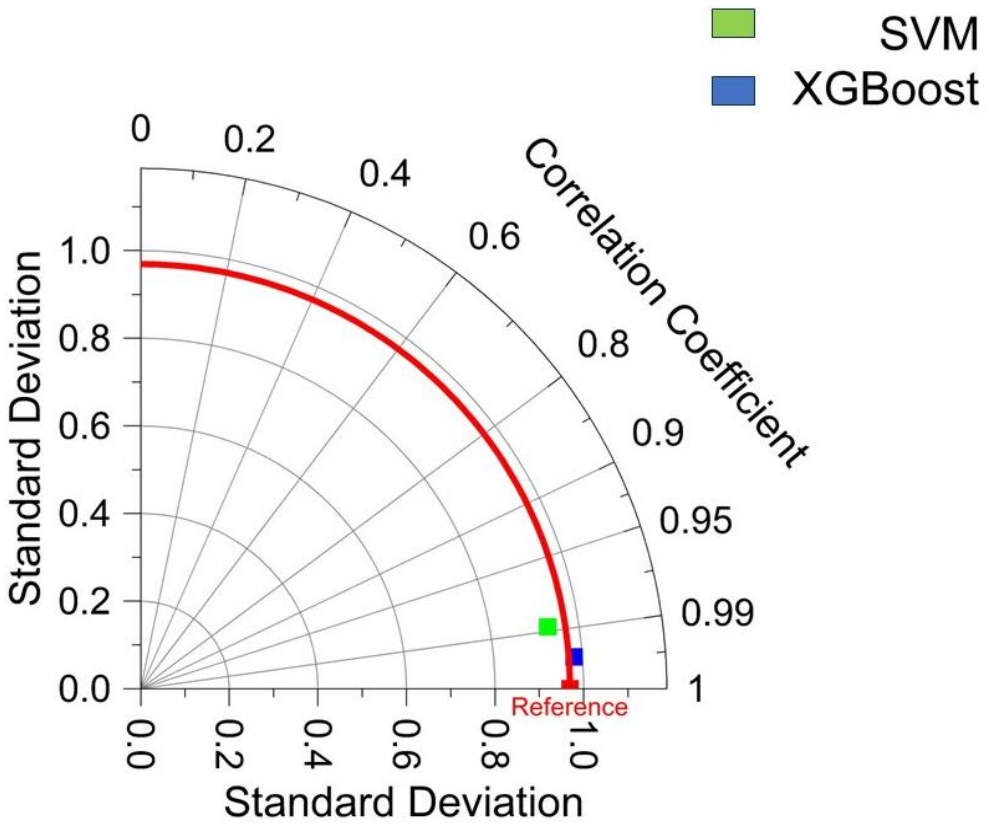
Figure 3- Comparison between empirical data and predicted data in the models used

صحت‌سنجی

برای صحت‌سنجی مدل‌های استفاده‌شده در پیش‌بینی شاخص GRI از نمودار تیلور استفاده و نتایج آن برای هر یک از شاخص‌ها در شکل ۴ نشان داده شده است. این نمودار با استفاده از انحراف معیار و ضریب همبستگی ترسیم می‌شود و مدل‌ها را با سه معیار انحراف معیار (محور عمودی)، RMSE (کمان‌های داخل ربع دایره) و ضریب همبستگی (کمان ربع دایره) مقایسه می‌کند. بر اساس این نمودار، مدلی که موقعیت آن به داده‌های مشاهده‌ای نزدیک‌تر باشد، تخمین بهتری از شاخص GRI ارائه می‌دهد. در نمودار مربوط به شاخص GRI، مدل SVM با ضریب همبستگی (r=0.87)، مدل XGBoost با ضریب همبستگی (r=0.93)، مشخص شده‌اند. داده‌های مشاهده‌ای با انحراف معیار (SD=0.94) قرار دارند، بنابراین مدل XGBoost که نزدیک‌ترین موقعیت به داده‌های مشاهده‌ای دارد، بهترین تخمین از شاخص GRI را ارائه می‌دهد. در نتیجه، ارزیابی نمودار تیلور نتایج معیارهای خطا را تأیید می‌کند که با نتایج فرامرزپور و همکاران (۱۴۰۲) که از نمودار تیلور در پیش‌بینی شاخص خشکسالی محدوده عجب‌شیر استفاده نمودند هم‌خوانی دارد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]



شکل ۴- نمودار تیلور براساس سری داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل‌های یادگیری ماشین

Figure 4- Taylor diagram based on observational and simulated data series with machine learning models

نتیجه‌گیری

آب‌های زیرزمینی دشت قروه–دهگلان در طی دهه‌های اخیر به‌دلیل برداشت بیش از تغذیه با کاهش کمی روبرو شده‌اند. شاخص خشکسالی آب زیرزمینی به‌عنوان شاخصی قابل اعتماد به‌منظور پایش وضعیت خشکسالی منطقه مورد مطالعه در دوره زمانی ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۹ مورد استفاده قرار گرفت. پیش‌بینی شاخص خشکسالی هیدرولوژیکی منابع آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین یکی از حوزه‌های پژوهشی کلیدی در مدیریت منابع آب و مقابله با تغییرات اقلیمی است. مدل‌های یادگیری ماشین، با استفاده از داده‌های گذشته و پارامترهای مختلفی هم‌چون تراز سطح آب زیرزمینی، قادر به پیش‌بینی دقیق‌تر و سریع‌تر شاخص‌های خشکسالی هستند. این مدل‌ها توانایی تحلیل پیچیدگی‌ها و روابط غیرخطی بین داده‌ها را دارند، که منجر به افزایش دقت پیش‌بینی‌ها می‌شود. در این مطالعه از پنج مدل یادگیری ماشین مختلف جهت بررسی و ارزیابی شاخص خشکسالی منبع آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گرفته‌اند: مدل افزایش گرادیان شدید (XGBoost) و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM). هر یک از این مدل‌ها با توجه به معیارهایی مانند ضریب همبستگی و خطای میانگین مربعات ریشه‌ای (RMSE) ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که مدل XGBoost با ضریب همبستگی (r=0.93) و RMSE=0.071 بهترین عملکرد را در پیش‌بینی شاخص خشکسالی هیدرولوژیکی داشت. نمودار تیلور به‌عنوان یکی از ابزارهای ارزیابی مدل‌ها استفاده شد و نتایج آن نشان داد که مدل XGBoost به داده‌های مشاهده‌ای نزدیک‌تر است، که این امر تأییدکننده صحت بالای پیش‌بینی‌های این مدل استدر نهایت، نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل XGBoost، می تواند به‌عنوان یک ابزار مؤثر در پیش‌بینی و مدیریت شاخص خشکسالی هیدرولوژیکی منابع آب زیرزمینی به‌کار گرفته شود. این یافته‌ها می تواند برای مدیران منابع آب و سیاست‌گذاران در تدوین راهبردهای مقابله با خشکسالی و مدیریت پایدار منابع آب زیرزمینی بسیار مفید باشد هم‌چنین یکی از توصیه‌های دیگر این مطالعه، استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سطح آب‌های زیرزمینی برای ارزیابی پیشرفت خشکسالی و مقایسه آن با یافته‌های این تحقیق است.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

ملاحظات اخلاقی

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

حمایت مالی: این تحقیق هیچ گونه حمایت مالی دریافت نکرده است.

مشارکت نویسندگان: ابراهیم یوسفی و علی خالقی بخش‌های مختلف مقاله توسط نام‌بردگان انجام و نگاشته شده است

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

سپاس‌گزاری: نویسندگان این مقاله از مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان سمنان برای حمایت‌های مالی و معنوی تشکر می‌کنند.

منابع

۱. پورسعید، مجتبی، پورسعید، امیرحسین، شعبانلو، سعید. (۱۴۰۲). شبیه‌سازی با استفاده از یادگیری ماشین و رگرسیون چندگانه در مهندسی هیدرولیک. *دانش آب و خاک*، ۳۳(۴)، ۱۹-۳۲. **https://doi.org/10.22034/ws.2021.48553.2445**

۲. جهانشاهی، افشین، مقدم نیا، علیرضا، و نهتانی، محمد. (۱۴۰۱). ارزیابی اثر خشکسالی بر منابع آب زیرزمینی با استفاده از شاخص SPI (مطالعه موردی: دشت شهربابک، استان کرمان) مهندسی اکوسیستم بیابان. ۵(۱۰)، ۸۵-۹۸. **https://deej.kashanu.ac.ir/article_112563.html?lang=fa**

۳. خسروی دهکردی، امیر، میرعباسی نجف آبادی، رسول، صمدی بروجنی، حسین، و قاسمی دستگردی، احمدرضا. (۱۳۹۸). پایش و پیش بینی خشکسالی‌های آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از شاخص GRI و مدل زنجیره مارکف. هیدروژئولوژی، ۴(۱)، ۱۱۱-۱۲۵. **SID. https://sid.ir/paper/268173/fa**

۴. داروند، سروه، خسروی، حسن، کشتکار، حمیدرضا، زهتابیان، غلامرضا، و رحمتی، امید. (۱۴۰۰). مقایسه مدل‌های یادگیری ماشینی جهت اولویت‌بندی مناطق مستعد تولید گرد و غبار. *مرتع و آبخیزداری*، ۷۴(۱)، ۵۳-۶۸ **https://doi.org/10.22059/jrwm.2021.321033.1580**

۵. زارعی، امیر، نکوئی اصفهانی، آزاده، نوروزی، ابراهیم، کاکاپور, وحید، و زارعی, سیروان. (۱۳۹۸). شناسایی مناطق تغذیه و تخلیه آبخوان دشت قروه با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS). *زمین‌شناسی محیط زیست*، ۱۳(۴۸)، ۳۹-۵۱. **https://journals.iau.ir/article_674212.html?lang=en**

۶. سراج ابراهیمی، رضا، اسلامیان، سعید، و زارعیان، محمد جواد. (۱۴۰۲). بررسی اثرات تغییر اقلیم و خشکسالی هواشناسی بر روی خشکسالی آب زیرزمینی در مناطق مرطوب و نیمه‌مرطوب (مطالعه موردی: دشت تالش)، *مهندسی منابع آب*، ۱۶(۵۶)، ۵۴-۶۸ **https://doi.org/10.30495/wej.2023.28800.2331**

۷. عباس نیا، علی، مرشدی، جعفر، ظهوریان، منیژه، و قربانیان، جبرائیل. (۱۴۰۰). تحلیل و مقایسه شاخص‌های SPI و GRI در ارزیابی خشک‌سالی هواشناسی و آب‌های زیرزمینی، مطالعه موردی: دشت مهران استان ایلام. *جغرافیای طبیعی*، ۱۴(۵۱)، ۹۵-۱۱۴. **https://dorl.net/dor/20.1001.1.20085656.1400.14.51.6.3**

۸. عباسی، فریده، فرزادمهر، جلیل، چپی، کامران، بشیری، مهدی، آذرخشی، مریم. (۱۳۹۵). تغییرات زمانی و مکانی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت قروه و دهگلان و ارتباط آن با خشکسالی. *هیدروژئولوژی*، ۱(۲)، ۱۱-۲۳. **https://doi.org/10.22034/hydro.2016.5002**

۹. فرامرزپور، مهتاب، صارمی، علی، خسروجردی، امیر، و بابازاده، حسین. (۱۴۰۲). ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی شاخص‌های خشک‌سالی (مطالعه موردی: محدوده عجب‌شیر). *اکوهیدرولوژی*. ۱۰(۳)، ۴۰۵-۴۱۹. **https://doi.org/10.22059/ije.2023.364229.1754**

۱۰. یوسفی مبرهن، ابراهیم، و زندی فر، سمیرا. (۱۴۰۲). بررسی و پایش زمانی شاخص GRI بر نوسانات سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت زنجان). حفاظت منابع آب و خاک ، ۱۲(۴)، ۸۷-۹۹. **https://doi.org/10.30495/wsrcj.2023.72140.11361**

۱۱. یوسفی مبرهن، ابراهیم، و زندی فر، سمیرا. (۱۴۰۲). پهنه‌بندی تغییرات افت سطح آب زیرزمینی و پایش زمانی خشک‌سالی در دشت قروه-دهگلان. *سامانه‌های سطوح آبگیر باران*، ۱۱(۱)، ۳۵-۱۷. **http://jircsa.ir/article-1-498-fa.html**

References

1. Abbasi, F., Farzadmehr, J., Chapi, K., Bashiri, M., & Azarakhshi, M. (2016). Spatial and temporal variations of groundwater quality parameters in Qorveh-Dehgolan Plain and its relationship with drought. Hydrogeology, 1(2), 11-23. https://doi.org/10.22034/hydro.2016.5002. [In Persian]
2. Abbasinia, A., Morshedi, J., Zohoriyan, M., & Ghorbaniyan, J. (2021). Analysis and comparison of SPI and GRI indices in assessing meteorological drought and groundwater, Case Study: Mehran Plain, Ilam Province. *Physical Geography Quarterly*, *14*, 95-114. https://dorl.net/dor/20.1001.1.20085656.1400.14.51.6.3. [In Persian]
3. Adib, A., Moradi, A., Lotfirad, M., Azizipour, M., & Liaghat, A. (2023). Investigating the relationship between meteorological, hydrological and groundwater resource droughts under the influence of upstream

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

dam reservoir effects. *Modeling Earth Systems and Environment*, *9*(3), 3609-3619. doi.org/10.1007/s40808-023-01710-9

4. Bakhtiari, B., Mahdavi, N., & Sayari, N. (2021). Variations and sensitivity analysis on Aridity Index (AI) in some climate samples in Iran. *Iran-Water Resources Research*, 17(1), 1-15.
5. Bhuiyan, C., Singh, R.P., & Kogan, F.N. (2006). Monitoring drought dynamics in the Aravalli region (India) using different indices based on ground and remote sensing data. *International Journal* of *Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8(4), 289-302.
6. Boo, K. B. W., El-Shafie, A., Othman, F., Khan, M. M. H., Birima, A. H., & Ahmed, A. N. (2024). Groundwater level forecasting with machine learning models: A review. *Water Research*, 121249.
7. Darvand, S., Khosravi, H., Keshtkar, H., Zehtabian, G., & Rahmati, O. (2021). Comparison of machine learning models to prioritize susceptible areas to dust production. *Journal of Range and Watershed Managment*, *74*(1), 53-68. https://doi.org/10.22059/jrwm.2021.321033.1580. [In Persian]
8. Faramarzpour, M., Saremi, A., Khosrojerdi, A., & Babazadeh, H. (2023). Evaluation of machine learning models in predicting drought indicators (Case Study: Ajabshir area). *Journal of Ecohydrology*, *10*(3), 405-419. https://doi.org/10.22059/ije.2023.364229.1754. [In Persian]
9. Jahanshahi, A., & Shahedi, K. (2018). Evaluation of meteorological, hydrological and groundwater resources indicators for drought monitoring and forecasting in a semi-arid climate. *Desert*, 23(1), 29-43. https://deej.kashanu.ac.ir/article_112563.html?lang=fa [In Persian]
10. Javed, S., Shahzad, M. I., & Shahid, I. (2024). Unveiling the nexus between atmospheric visibility, remotely sensed pollutants, and climatic variables across diverse topographies: A data-driven exploration empowered by artificial intelligence. *Atmospheric Pollution Research*, 102200.
11. Khosravi Dehkordi, A., Mirabbasi Najafabadi, R., Samadi Boroujeni, H., & Ghasemi Dastgerdi, A. (2019). Monitoring and forecasting groundwater droughts in Shahr-e Kord Plain using the GRI index and Markov chain model. *Hydrogeology*, 4(1), 111–125. https://sid.ir/paper/268173/fa. [In Persian]
12. Mahammad, S., Islam, A., Shit, P. K., Islam, A. R. M. T., & Alam, E. (2023). Groundwater level dynamics in a subtropical fan delta region and its future prediction using machine learning tools: sustainable groundwater restoration. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, *47*, 101385.
13. Mendicino, G., Senatore, A., & Versace, P. (2008). A groundwater resource index (GRI) for drought monitoring and forecasting in a Mediterranean climate. Journal of Hydrology, 357(3-4), 282-302.
14. Pham, Q.B., Kumar, M., Di Nunno, F., Elbeltagi, A., Granata, F., Islam, A. R. M. T., & Anh, D.T. (2022). Groundwater level prediction using machine learning algorithms in a drought-prone area. *Neural Computing and Applications*, *34*(13), 10751-10773.
15. Poursaeid, M., Poursaeid, A., & Shabanlou, S. (2023). Simulation using machine learning and multiple linear regression in hydraulic engineering. *Water and Soil Science*, *33*(4), 19-32. https://doi.org/10.22034/ws.2021.48553.2445. [In Persian]
16. Saleh, M. A., & Rasel, H. M. (2024). Machine learning for groundwater levels: uncovering the best predictors. *Sustainable Water Resources Management*, *10*(5), 166.
17. Seraj Ebrahimi, R., Eslamian, S., & Zareian, M. J. (2023). Investigation of the effects of climate change and meteorological drought on groundwater drought in wet and semi-humid areas (Case study: Talesh plain) Water Resources Engineering Journal. 2023; 16 (56): 53-68. https://doi.org/10.30495/wej.2023.28800.2331. [In Persian]
18. Shakeri, R., Amini, H., Fakheri, F., & Ketabchi, H. (2023). Assessment of drought conditions and prediction by machine learning algorithms using Standardized Precipitation Index and Standardized Water-Level Index (case study: Yazd province, Iran). *Environmental Science and Pollution Research*, *30*(45), 101744-101760.
19. Shi, L., Zhang, J., Zhang, D., Igbawua, T., & Liu, Y. (2020). Developing a dust storm detection method combining support vector machine and satellite data in typical dust regions of Asia. *Advances in Space Research*, 65(4), 1263-1278.
20. Taylor, K. E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D7), 7183-7192.
21. Van Lanen, H. A., & Peters, E. (2000). Definition, effects and assessment of groundwater droughts. In Drought and drought mitigation in Europe (pp. 49-61). Dordrecht: *Springer* Netherlands.
22. Villholth, K. G., Tøttrup, C., Stendel, M., & Maherry, A. (2013). Integrated mapping of groundwater drought risk in the Southern African Development Community (SADC) region. *Hydrogeology Journal*, 21(4), 863-885.
23. Yousefi Mobarhan, E., & E. Karimi Sangchini. (2021). Continuous rainfall-runoff modeling using HMS-SMA with emphasis on the different calibration scale. *Journal of Chinese Soil and Water Conservation*, 52 (2): 112-119.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]

24. Yousefi Mobarhan, E., Khaleghi, A., & Zandifar, S. 2024. Examining the evolving patterns of recent droughts and climate categorization's impact on groundwater reserves through the utilization of GRI and SPI indices in the southern plain of the Sefidroud Basin, Iran. PREPRINT (Version 1) available at *Research Square* [https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4447426/v1].
25. Yousefi Mobarhan, E. and Khaleghi, A. (2024). Analyzing the trend of changes in the dust storm index (DSI) and its relationship with the meteorological drought in the arid climate (Case Study: Semnan Province). *Environmental Sciences*, 22(2), 289-304. doi: 10.48308/envs.2024.1369.
26. Yousefi Mobarhan, E., & Zandifar, S. (2023). Investigating and Temporal Monitoring of GRI Index on the Fluctuations of Groundwater Table (Case Study: Zanjan Plain. *Journal of Water and Soil Resources Conservation*, 10(4), 127-142. [In Persian]
27. Yousefi Mobarhan, E., & Zandifar, S. (2023). Zoning of changes in the decreasing groundwater table and temporal monitoring of drought in the Ghorove-Dehgolan plain. *Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems*, 11(1), 17-35. 20.1001.1.24235970.1402.11.1.2.8. [In Persian]
28. Yousefi Mobarhan, E., Karimi Sangchini, E., & Lotfinasabasl, S. (2023). Scaling and corrosion quality zoning of groundwater in the aquifer of the ghorove– dehgolan plain. *Journal of Emergy, Life Cycle and System Analysis in Agriculture*, 2(2), 179-186. doi: 10.22034/jelsa.2024.416742.1053
29. Zareei, A., Nekouei Esfahani, A., Norouzi, E., Kakapour, V., & Zareei, S. (2019). Identification of feeding and drainage areas of Qorveh plain aquifer using geographic information system (GIS). *Iranian Journal of Environmental Geology*, 13(48), 39-51. https://journals.iau.ir/article_674212.html?lang=en. [In Persian]

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-09-15]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1404.13.1.3.3]