





Evaluation and Comparison of Different Data Mining Models for Identifying Areas at Risk of Gully Erosion: A case study of Mian Ab Watershed in Khuzestan Province

Yasmin Ghobishawi¹ , Reza Zakerinejad²  , Zeynab Miri³

1. Department of Physical Geography, Faculty of Geography Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Email: yasmineghobishawi@gmail.com

2. (Corresponding Author) Department of Physical Geography, Faculty of Geography Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Email: r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir

3. Department of Physical Geography, Faculty of Geography Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Email: zeynabmiri65@geo.ui.ac

Article Info

Article type:
[Research Article](#)

Article History:

Received:

25 October 2025

Revised:

27 January 2026

Accepted:

11 March 2026

Available online:

5 April 2026

Keywords:

*MianAb watershed,
gully erosion,
R software,
CART,
SVM.*

ABSTRACT

Gully erosion refers to the formation and expansion of erosional channels in the soil as a result of concentrated water flow. Generally, when the eroded channels on the land surface become so large that they can no longer be leveled through conventional farming operations, they are referred to as gullies. The objective of this study is to compare the CART and SVM models for identifying high-risk areas of gully erosion and determining the most influential parameters contributing to gully erosion in the Mian-Ab watershed of Shushtar County in Khuzestan Province. First, the locations of existing gullies were recorded using satellite images, Google Earth software, and the Global Positioning System (GPS). Then, the independent variables influencing gully erosion were prepared, and after assigning their respective values, modeling was conducted in R software to delineate or predict gully-prone areas. In total, 3,000 data records related to gully erosion were collected, with 70% used for training and 30% for testing the models. According to the results, the SVM model, with an R^2 value of 0.846, demonstrated higher accuracy compared to the CART model. Moreover, based on the gully erosion risk maps, the very low risk class covered the most significant portion of the watershed area (approximately 59%), followed by the low, moderate, high, and very high-risk classes, covering 12.27%, 10.29%, 9.23%, and 8.49% of the watershed area, respectively. Based on the findings, the land-use, vegetation cover, and soil texture indices played the most significant roles in the occurrence and expansion of gully erosion.

Cite this article: Ghobishawi, Y., Zakerinejad, R., & Miri, Z. (2026). Evaluation and Comparison of Different Data Mining Models for Identifying Areas at Risk of Gully Erosion: A case study of Mian Ab Watershed in Khuzestan Province. *Physical Geography Research Quarterly*, 58 (1), 1-18.

<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.387445.1007862>



Extended Abstract

Introduction

Soil erosion and sediment production are significant limitations in the use of water and soil resources. Currently, gully erosion is becoming one of the most significant forms of erosion worldwide and has thus received considerable attention from researchers in recent decades. Various studies have been conducted on how gully erosion occurs and develops in different climates. In many regions, a substantial amount of sediment generated in watersheds is attributed to gully erosion. Notably, around 125 million hectares of Iran's total land area of 165 million hectares are susceptible to water erosion. Soil erosion leads to soil degradation and abandonment of farmland, resulting in irreparable damage. Developing appropriate strategies for preventing and mitigating gully erosion requires a complete understanding of its dynamics and controlling factors. Given the development of machine learning models and their successful performance in various scientific fields, many researchers have utilized machine learning models for hazard mapping and predicting erosion risk. The results indicate the successful and accurate performance of these models. This study also evaluates the effectiveness of two machine learning algorithms, SVM and CART, in mapping the risk of gully erosion.

Methodology

In this study, the sensitivity of gully erosion in the Mianab-Shushtar watershed has been investigated, and machine learning methods have been utilized to predict gully erosion sensitivity. In the first step, a map of gully locations has been prepared, using various methods and tools including satellite images, aerial photographs, and field visits. Subsequently, topographic indices such as elevation, slope, slope aspect, soil texture, Stream Power Index (SPI), Topographic Wetness Index (TWI), vegetation cover (NDVI), lithology, distance from rivers, Terrain Ruggedness Index (TRI), distance from roads, soil erodibility index (K), rainfall erosivity index (R), and drainage density index are examined as

environmental parameters influencing gully erosion occurrence. In the next step, 70% of the gullies under study are randomly selected and used as training data, while the remaining 30% are utilized as validation data. In the following stage, the map of gully locations is entered into the SVM and CART models as the dependent variable, with the environmental layers serving as independent variables to model the occurrence of gully erosion.

Results and discussion

In this study, the variables of landforms, elevation, slope, slope direction and length, vegetation cover, soil texture, distance from roads, land-use, lithology, soil erodibility, topographic moisture, flow power, drainage density, erosive rainfall, and distance from rivers were selected and examined as influential factors in gully erosion. Erosion points were used as the dependent variable in this research. Field surveys and ground surveys were employed to collect these points. The exact locations of the gullies were recorded using handheld GPS and then reviewed and corrected using Google Earth software. In total, 3,000 gully erosion points were collected, representing the spatial distribution of this phenomenon in the area. Most points affected by this type of erosion are found in the southern and eastern regions of the watershed.

Next, to obtain a potential gully erosion map for the watershed, layers of the studied indicators were prepared. After preparing the independent and dependent variables, a risk zoning map for gully erosion was created using the CART model in R software. The correlation coefficient between the predicted values of the CART model and the observed values was 0.889. The R^2 coefficient for this model was calculated to be 0.791, which is considered an appropriate level of determination for models related to gully erosion.

According to the zoning map produced by the CART model, areas with very high risk are primarily concentrated in the eastern and southeastern parts of the basin, which coincide with sloped and foothill lands. Areas with high risk are distributed in a band adjacent to these regions. In contrast, areas with moderate risk are mainly located

in the center of the basin and near stream networks.

The results from the SVM model demonstrate its significant performance in predicting and assessing erosion. The evaluation results indicated a correlation coefficient of 0.92 between observed and predicted values, showing a robust correlation between actual and predicted data. Additionally, R^2 was calculated to be 0.846. Statistical indicators suggest that the SVM model successfully identified and modeled the complex patterns of gully erosion in the study area. Sensitivity analysis indicated that the most important factors affecting the SVM model included soil texture and the NDVI index. According to the zoning map from the SVM model, the "high risk" and "very high risk" classes are mainly concentrated in the eastern sections, close to tributaries and relatively steeper slopes. This geographical distribution may occur due to the high density of waterways alongside other influencing indicators of this phenomenon. Based on the results obtained from SVM and CART models, both models performed well and were able to predict gully erosion risk with reasonable accuracy; however, according to the results, the SVM model showed better performance.

Conclusion

The present study showed that machine learning models such as SVM and CART can play an important role in identifying and mapping the risk of gully erosion in the Miānāb watershed. A precise understanding of the factors affecting gully erosion and the implementation of appropriate management measures can significantly help reduce the damage caused by this phenomenon and preserve the region's natural resources. This research contributes to the advancement of scientific knowledge in the field of gully erosion and the application of data mining models in natural resource management, and it can provide a foundation for future studies in this area.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی جهت تهیه نقشه خطر فرسایش آبکندی در حوضه آبخیز میان آب شوستر

یاسمین غیبشاهی^۱، رضا ذاکری‌نژاد^۲، زینب میری^۳

۱- گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: yasmineghobishawi@gmail.com
۲- نویسنده مسئول، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir
۳- گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: zeynabmiri65@geo.ui.ac

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	فرسایش آبکندی در واقع تشکیل و گسترش کانال‌های فرسایشی در خاک در نتیجه جریان متمرکز آب است. به‌طور کلی وقتی آبراهه‌های فرسایش‌یافته موجود در سطح زمین به‌اندازه‌ای بزرگ باشند که نتوان آن‌ها را به‌وسیله عملیات کشت‌وزرع معمولی تسطیح کرد آبکنند نامیده می‌شوند. هدف این پژوهش مقایسه مدل‌های CART و SVM جهت شناسایی مناطق پرخطر فرسایش آبکندی و همچنین تعیین مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار در وقوع فرسایش آبکندی در حوضه میان آب شوستر در استان خوزستان است. ابتدا موقعیت آبکندهای موجود با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، نرم‌افزار گوگل ارث و سیستم تعیین موقعیت جهانی (GPS) ثبت شدند. سپس شاخص‌های مستقل تأثیرگذار در فرسایش آبکندی تهیه و پس از تخصیص مقادیر مربوط به شاخص‌های مستقل، مدل‌سازی جهت پهنه‌بندی یا پیش‌بینی مناطق مستعد فرسایش آبکندی در محیط نرم‌افزار R انجام شد. در مجموع ۳۰۰۰ داده مربوط به فرسایش آبکندی جمع‌آوری شدند که ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد جهت آزمون مدل‌ها به کار گرفته شدند. طبق نتایج مدل SVM با ثابت مقدار ۰/۸۴۶ برای شاخص R^2 از دقت بالاتری نسبت به مدل CART برخوردار بوده است. همچنین بر اساس نقشه‌های پهنه‌بندی، طبقه با خطر خیلی کم، بیشترین مساحت حوضه (حدود ۵۹ درصد) را به خود اختصاص داده و بعد از آن کلاس‌های خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد و خطر خیلی زیاد به ترتیب ۱۲/۲۷، ۱۰/۲۹، ۹/۲۳ و ۸/۴۹ درصد مساحت حوضه را در بر گرفته‌اند. طبق نتایج، شاخص‌های کاربری اراضی، پوشش گیاهی و بافت خاک بیشترین نقش را در وقوع و گسترش فرسایش آبکندی داشته‌اند.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۰۳	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۰۷	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۲۰	
تاریخ چاپ: ۱۴۰۵/۰۱/۱۶	
واژگان کلیدی: حوضه میان آب، فرسایش آبکندی، نرم‌افزار R، CART، SVM.	
استناد: غیبشاهی، یاسمین؛ ذاکری‌نژاد، رضا و میری، زینب. (۱۴۰۵). ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی جهت تهیه نقشه خطر فرسایش آبکندی در حوضه آبخیز میان آب شوستر. <i>مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی</i> ، ۵۸ (۱)، ۱-۱۸. http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.387445.1007862	

مقدمه

فرسایش خاک و تولید رسوب یک محدودیت عمده در استفاده از منابع آب و خاک است. امروزه فرسایش آبکندی به علت تولید رسوب زیاد و از بین بردن حداکثر زمین در حال تبدیل شدن به یکی از مهمترین انواع فرسایش در سراسر دنیا است، بنابراین در دهه‌های اخیر بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. فرسایش آبی یکی از علل اصلی تخریب زمین است که مشکلات مختلفی را ایجاد می‌کند و در مناطق مختلف پدودینامیکی و اقلیمی ایران رخ می‌دهد (Zakerinejad et al., 2021; Hosseinalizadeh et al., 2020). به طوری که حدود ۱۲۵ میلیون هکتار از ۱۶۵ میلیون هکتار اراضی کشور در معرض فرسایش آبی قرار دارند (رفاهی، ۱۳۸۸: ۵۰). این نوع از هدررفت خاک به عنوان یکی از عوامل اصلی تخریب سرزمین و بیابان‌زایی خصوصا در مناطق خشک و نیمه خشک می‌باشد (Masoudi & Zakerinejad, 2011; Zakerinejad & Maerker, 2014). فرسایش خاک باعث فقیر شدن خاک و متروک شدن مزارع شده و از این رو خسارت‌های جبران ناپذیری بر جای می‌گذارد، علاوه بر این با رسوب‌گذاری در آبراهه‌ها، مخازن سدها و بنادر و کاهش ظرفیت آبیگری آن‌ها، تشدید بیشینه سیل و تغییرات مورفولوژی رودخانه‌ها، زیان‌ها و خسارت فراوانی به وجود می‌آورد (Liu et al, 2019; Valentin et al., 2005). این نوع فرسایش یک مشکل اساسی برای مدیریت منابع طبیعی است که منجر به تخریب شدید اراضی و خسارت اقتصادی در مناطق مختلف جهان می‌شود (Zakerinejad et al, 2018; Chaplot et al., 2013). توسعه راهبردهای مناسب پیشگیری از فرسایش آبکندی و اصلاح آن مستلزم درک کامل دینامیک و عوامل کنترل‌کننده آن است (Castillo & Gómez, 2016). از این‌رو برای جلوگیری از رشد سریع آبکندها یا به حداقل رساندن خسارت ناشی از آن‌ها با استفاده از پهنه‌بندی نقشه خطر و شناسایی عوامل موثر بر آن می‌توان خطر وقوع این فرسایش را کاهش داد. لذا بررسی و مطالعه این فرسایش و دلایل ایجاد و تعیین عوامل موثر، ضروری است (بشارتی و همکاران، ۱۳۹۷؛ طهماسبی‌پور و همکاران، ۱۳۹۵). بسیاری از محققین برای پهنه‌بندی و پیش‌بینی خطر فرسایش از مدل‌های یادگیری ماشین و بهره بردند که نتایج حاصل از تحقیقات، بیانگر عملکرد موفق و دقیق این مدل‌ها بود (Filho et al. 2024; Gelete et al., 2024). پژوهش‌های گوناگونی در ایران به بررسی عوامل مؤثر بر فرسایش آبکندی در حوضه‌های مختلف پرداخته‌اند (مهرن و شیرانی، ۱۴۰۲؛ سعیدیان و همکاران، ۱۴۰۲؛ تیموریان و همکاران، ۱۴۰۱؛ خلیل‌آباد و مومنی دمنه، ۱۴۰۳). تحقیقات انجام شده نشان داده‌اند که عوامل متعددی از جمله شرایط توپوگرافی (مانند ارتفاع، شیب و فاصله از آبراهه)، ویژگی‌های اقلیمی (مانند بارش)، کاربری اراضی، مشخصات خاک، زمین‌شناسی و عوامل انسانی در ایجاد و گسترش فرسایش آبکندی نقش دارند برای مثال، شهبازی و همکاران (۱۴۰۰) در حوضه آبخیز سد گلستان، ارتفاع، بارندگی و عمق دره را مهم‌ترین عوامل مؤثر دانستند، وثوقی و همکاران (۱۴۰۳) در حوضه علامرودشت، شاخص‌های شیب، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، جهت شیب و ارتفاع را مؤثرترین عوامل تعیین نمودند درحالی که اسدی نلیوان و همکاران (۱۴۰۲) در حوضه کلاله، فاصله از جاده و کاربری اراضی را مؤثرتر دانستند. ابوطیب^۱ و همکاران (۲۰۲۳)، به ارزیابی اثربخشی سه مدل یادگیری ماشین RF^۲، SVM و LR^۳ پرداختند. آنها چندین عامل جغرافیایی و محیطی شامل عوامل توپوگرافی، ژئومورفولوژیکی، محیطی و هیدرولوژیکی که می‌توانند در فرسایش مؤثر باشند را به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده آسیب‌پذیری فرسایش در نظر گرفتند. آنها عملکرد مدل‌ها را با محاسبه مساحت زیر منحنی ROC (AUC) ارزیابی کرده و طبق نتایج بدست آمده مدل RF بیشترین دقت را داشت.

1. Aboutaib
2. Random Forest
3. Logistic Regression

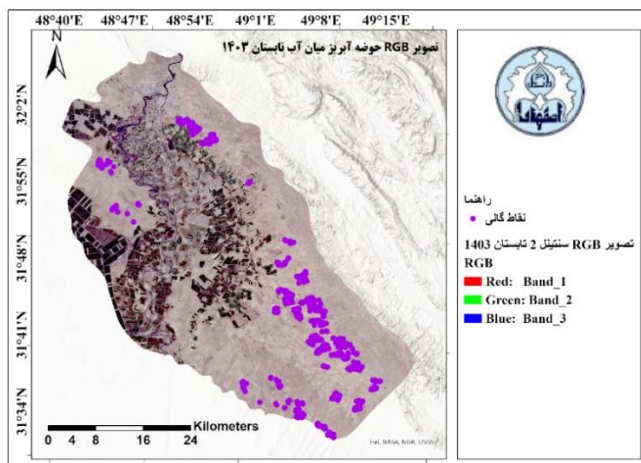
علاوه بر این، نتایج آنها نشان داد که عواملی مانند NDVI، لیتولوژی، زهکشی بیشترین تأثیر را داشته‌اند. فیزی^۱ و اسزابو^۲ (۲۰۲۴) با مقایسه چندین مدل یادگیری ماشین، مدل SVM را به دلیل دقت بالا و زمان محاسباتی کم، برای ارزیابی حساسیت آب‌کندی مناسب دانستند. هیتوری^۳ و همکاران (۲۰۲۴)، در مراکش مدل RF را به عنوان بهترین مدل در شناسایی مناطق مستعد فرسایش آب‌کندی معرفی کردند. اوراگبو^۴ و جولایا^۵ (۲۰۲۴) با بهره‌گیری از مدل‌های CatBoost، LightGBM و XGBoost، تغییرات فضایی-زمانی فرسایش خاک در اروپا را با دقت بالایی ثبت کردند. همچنین، الابرو^۶ و همکاران (۲۰۲۴) در عراق، با استفاده از داده‌های هوش مصنوعی، نشان دادند که تغییرات بارش، ویژگی‌های خاک، سنگ‌شناسی، شیب و فعالیت‌های انسانی در شدت فرسایش مؤثر هستند. ناه^۷ و همکاران (۲۰۲۴) نیز تأثیر شهرنشینی بر فرسایش دره‌ای در نیجریه را بررسی کرده و نزدیکی به سایت‌های دره‌ای، کاربری زمین، شیب و تراکم ساخت و ساز را از عوامل مهم تعیین‌کننده شدت فرسایش در مناطق شهری شناسایی کردند. در همین راستا، گاین^۸ و حق^۹ (۲۰۲۴)، با استفاده از الگوریتم BRT، به ارزیابی حساسیت فرسایش آب‌کندی در هند پرداختند و عملکرد قوی این الگوریتم را نشان دادند. در نهایت، محب‌زاده و همکاران (۲۰۲۴) با مقایسه چند الگوریتم مختلف، الگوریتم RF را به عنوان بهترین مدل برای تهیه نقشه حساسیت فرسایش آب‌کندی زودگذر در حوضه دریاچه ابری شمالی معرفی کردند. حوضه آبخیز میان‌آب به دلیل شرایط اقلیمی خاص، پوشش گیاهی محدود، خاک‌های سبک و شیب‌های تند مستعد فرسایش آب‌کندی است. شناسایی مناطق مستعد فرسایش آب‌کندی در این حوضه می‌تواند به برنامه‌ریزان و مدیران محلی در اتخاذ تصمیمات مناسب جهت حفاظت از منابع طبیعی و محیط زیست کمک کند. پژوهش حاضر به بررسی و مقایسه مدل‌های داده‌کاوی مختلف برای شناسایی مناطق خطر فرسایش آب‌کندی در حوضه آبخیز میان‌آب استان خوزستان می‌پردازد. در این حوضه، با وجود گسترش آب‌کندها، تاکنون پژوهشی جهت بررسی امکان فرسایش آب‌کندی و شناسایی مهم‌ترین عوامل موثر در تشکیل آب‌کندها انجام نشده است. از آنجایی که فرسایش آب‌کندی برای زیرساخت‌های انسانی، منابع آب و خاک، زمین‌های کشاورزی و کاربری اراضی مخاطرات زیادی ایجاد می‌کند، در این پژوهش سعی می‌شود تا مهم‌ترین عوامل موثر بر فرسایش آب‌کندی تعیین و ارزیابی گردند. در ادامه خطر وقوع فرسایش آب‌کندی پهنه-بندی می‌شود. همچنین در این پژوهش کارایی دو الگوریتم یادگیری ماشین SVM و CART در پهنه‌بندی خطر فرسایش آب‌کندی ارزیابی می‌شود.

روش پژوهش

در این پژوهش حساسیت فرسایش آب‌کندی در حوضه آبخیز میان‌آب- شوشتر مطالعه شده و به منظور پیش‌بینی حساسیت فرسایش آب‌کندی از روش‌های یادگیری ماشین کمک گرفته شده است. در گام نخست نقشه پراکنش نقاط آب‌کندی تهیه شده که برای تهیه این نقشه‌ها از روش‌ها و ابزار مختلفی شامل تصاویر ماهواره‌ای، عکس‌های هوایی و بازدیدهای میدانی کمک گرفته می‌شود. در واقع نقاط فرسایش آب‌کندی به‌عنوان متغیر وابسته در این پژوهش مورد

1. Phinzi
2. Szabo
3. Hitouri
4. Oraegbu
5. Jolaiya
6. Al-Abro
7. Nnah
8. Gayen
9. Haque

استفاده قرار گرفته و برای جمع‌آوری این نقاط، از برداشت میدانی و پیمایش زمینی استفاده شد. موقعیت دقیق آبکندها با استفاده از GPS دستی ثبت و سپس با استفاده از نرم‌افزار Google Earth بررسی و اصلاح گردید. در مجموع، تعداد ۳۰۰۰ نقطه فرسایش آبکندهی جمع‌آوری شد که نمایانگر پراکنش مکانی این پدیده در منطقه است. همانطور که در شکل ۲ ملاحظه می‌شود بیشتر نقاطی که دچار این نوع فرسایش شده‌اند در محدوده جغرافیایی نیمه جنوبی و شرقی حوضه آبریز فاقد پوشش گیاهی با بافت خاک‌های دارای شن و ماسه همراه با خاک لوم هستند.



شکل ۱. نقاط دارای فرسایش آبکندهی در تصاویر ماهواره ای حوضه آبریز میان آب

به عنوان نمونه تصاویر میدانی ثبت شده از برخی از آبکندها در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۲. تصاویر میدانی ثبت شده از برخی آبکندهای موجود در حوضه

جهت دستیابی به نقشه پتانسیل فرسایش آبکندی حوضه آبخیز بعد از تهیه نقاط فرسایش آبکندی، لایه‌های شاخص‌های مورد مطالعه تهیه گردید. در ادامه شاخص‌های توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، بافت خاک، شاخص توان جریان (SPI)، رطوبت توپوگرافی (TWI)، پوشش گیاهی (NDVI)، سنگ‌شناسی، فاصله از رودخانه، ناهمواری زمین (TRI)، فاصله از جاده، شاخص فرسایش‌پذیری خاک (K)، شاخص فرساینده‌گی باران (R) و شاخص تراکم زهکشی در قالب پارامترهای محیطی مؤثر در رخداد فرسایش آبکندی بررسی می‌شوند. در گام بعدی ۷۰ درصد از نقاط نواحی آبکندی مورد بررسی در پژوهش به صورت تصادفی انتخاب شده و به‌عنوان داده‌های آموزشی بکار گرفته می‌شوند و ۳۰ درصد باقی‌مانده در قالب داده‌های اعتبارسنجی استفاده می‌شوند. در مرحله بعدی نقشه پراکنش نقاط آبکندی به‌عنوان متغیر وابسته و لایه‌های محیطی به‌عنوان متغیر مستقل وارد مدل‌های SVM و CART شده و وقوع فرسایش آبکندی مدلسازی می‌شود. برای اعتبارسنجی مدل‌ها، مکان فرسایش آبکندی موجود در مجموعه داده‌های اعتبارسنجی با نقشه حساسیت فرسایش آبکندی به‌دست‌آمده از مدل‌ها مقایسه می‌شود. بعد از تعیین نقاط فرسایش آبکندی، شاخص‌های مورد مطالعه تشریح و نقشه‌های مربوطه استخراج شده‌اند. این شاخص‌ها را می‌توان در سه دسته کلی فاکتورهای توپوگرافی، عوامل اقلیمی و محیطی و فاکتورهای هیدرولوژی دسته‌بندی نمود.

فاکتورهای توپوگرافی

ارتفاع

ارتفاع از شاخص‌های توپوگرافی تأثیرگذار بر فرسایش آبکندی است. مدل رقومی ارتفاعی مورد استفاده در این پژوهش از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای ASTER با رزولوشن ۳۰ متر از سایت USGS دانلود و موزائیک گردید و مطابق با مرزهای حوضه آبریز برش زده شد (شکل ۵).

شیب

شیب در فرسایش آبی از عوامل مهم تخریب محسوب می‌شود. این شاخص با استفاده از ASTER GDEM با وضوح ۳۰ متر در نرم‌افزار ARCGIS تهیه شده و در شکل ۵ نمایش داده شده است.

جهت شیب

شیب‌های آفتابی و دامنه‌های جنوبی به دلیل کاهش پوشش گیاهی و افزایش خشکی خاک، بیشتر مستعد فرسایش هستند. در شکل ۵ نقشه جهت شیب حوضه آبخیز میان‌آب نشان داده شده که از مدل رقومی ارتفاعی ASTER با رزولوشن ۳۰ متر تولید گردید.

طول دامنه (LS)

فاکتور توپوگرافی (LS) تأثیر مقدار رواناب، سرعت آن و پتانسیل فرسایش را نشان می‌دهد. این شاخص با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی ASTER با رزولوشن ۳۰ متر و در نرم‌افزار SAGA GIS تولید گردید.

ناهمواری

شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) ابزاری کلیدی برای شناسایی مناطق مستعد فرسایش آبکندی است. نقشه لایه این شاخص با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی ASTER با رزولوشن ۳۰ متر تولید گردید.

عوامل اقلیمی و محیطی

پوشش گیاهی

پوشش گیاهی با تثبیت خاک با ریشه‌ها، افزایش مقاومت در برابر تنش برشی و کاهش سرعت جریان آب متمرکز، از

تشکیل و فرسایش آبکندی جلوگیری می‌کند (Yamaguchi & Izumi.1999).

انواع شاخص‌های پوشش گیاهی

شاخص پوشش گیاهی TGS^۱

نقشه این شاخص از داده‌های تصویری ماهواره Sentinel-2 با وضوح ۱۰ متر و طی بازه زمانی یک ساله (از ابتدای ژانویه تا پایان دسامبر سال ۲۰۲۳) و با اعمال فیلترهای کیفی مانند حذف تصاویر با پوشش ابر بیش از ۱۰ درصد، استخراج گردید. نتایج حاصل، در قالب نقشه‌ای مطابق شکل ۵ ترسیم گردید.

شاخص نسبی گیاهی RVI

برای تهیه نقشه این شاخص، تصاویر ماهواره‌ای لندست ۹ با دقت ۳۰ متر و در شرایط پوشش ابری کمتر از ۵ درصد در بازه زمانی سال ۱۴۰۲ (۲۰۲۳ میلادی) و محدوده جغرافیایی آبخیز میان‌آب استخراج شدند.

شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده با خاک (SAVI)^۲

شاخص پوشش گیاهی SAVI برای ارزیابی پوشش گیاهی در مناطق با پوشش گیاهی متغیر و یا در شرایطی که خاک بر نتایج تأثیر می‌گذارد، استفاده می‌شود. برای تهیه نقشه این شاخص از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۹ با دقت ۳۰ در سامانه Google Earth Engine استفاده شد و مطابق شکل ۵ تدوین گردید.

شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)^۳

NDVI ابزاری عملی و مقرون به صرفه برای مدیریت ریسک فرسایش آبکندی ارائه می‌دهد. برای این شاخص از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۹ مربوط به سال ۲۰۲۳ با دقت ۳۰ متر و در شرایط پوشش ابر کمتر از ۱۰ درصد در سامانه GoogleEarthEngine استفاده شد و نقشه حاصل در شکل ۵ نشان داده شده است.

بافت خاک

بافت خاک با استفاده از مجموعه داده OpenLandMap با تفکیک مکانی ۲۵۰ متر و طبقه‌بندی USDA تعیین شد. این داده‌ها در Google Earth Engine پردازش و با استفاده از نقشه رستری OpenLandMap برای ۶ عمق مختلف خاک تحلیل شدند.

فاصله از جاده

جاده‌ها به عنوان زیرساخت‌های انسانی، تأثیرات زیادی بر روی فرسایش خاک دارند. در این تحقیق شیپ فایل جاده‌ها از طریق نقشه OSM استخراج و سپس نقشه فاصله اقلیدسی از جاده‌ها در ARCGIS تهیه شد.

کاربری اراضی و پوشش سطح زمین

در این پژوهش، نقشه LULC حوضه آبریز میان‌آب-شوشتر با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای با وضوح بالا و مجموعه داده جهانی پوشش زمین تهیه شد. داده‌های Sentinel-1 و Sentinel-2 در GEE پردازش و با کدنویسی در GEE، نقشه پوشش زمین مطابق شکل ۵ تولید گردید.

سنگ‌شناسی

جنس سنگ از لحاظ فرسایش اهمیت خاصی دارد. درشتی و نوع سازند در تثبیت یا ممانعت از فرسایش خاک موثر است. از طرف دیگر ترکیبات شیمیایی سنگ نیز به طور غیر مستقیم در فرسایش خاک موثر است. خاک، در زمین‌های گرانیتی و سیلیسی کندتر از زمین‌های آهکی فرسایش می‌یابد (کردوانی، ۱۳۸۱). نقشه مربوط به زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه از نقشه زمین‌شناسی ایران با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ استخراج شد.

1. Tropical Grassland Species Index

2. soil-adjusted vegetation index

3. Normalized Difference Vegetation Index

فرسایش‌پذیری خاک

شاخص فرسایش‌پذیری خاک (K)، سهولت جدا شدن ذرات خاک در اثر ضربه قطرات باران و نیروی برشی رواناب را نشان می‌دهد. در این پژوهش، فاکتور فرسایش‌پذیری خاک (K) با استفاده از مدل جهانی فرسایش خاک 'USLE محاسبه گردید. برای محاسبه فاکتور K، داده‌های مکانی با کیفیت خوب از ویژگی‌های خاک، از جمله درصد شن و رس، و همچنین کربن آلی خاک، از پایگاه داده جهانی OpenLandMap با دقت ۲۵۰ متر استخراج شد.

هیدرولوژی

شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)

این شاخص اطلاعات تجمع جریان هیدرولوژیکی و شیب توپوگرافی را ترکیب می‌کند تا مناطقی با پتانسیل اشباع آب و خطر فرسایش را پیش‌بینی کند (Wilson & Gallant, 2000). نقشه شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی Aster با دقت ۳۰ متر در نرم‌افزار SAGA GIS مطابق شکل ۵ تولید گردید.

شاخص قدرت جریان (SPI)

نقشه شاخص قدرت جریان با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی ASTER با دقت ۳۰ متر و با کدنویسی در نرم‌افزار R تولید و در شکل ۵ نمایش داده شده است.

تراکم زهکشی یا آبراهه

نسبت طول کلیه آبراهه‌ها در یک حوضه آبخیز به مساحت آن را تراکم آبراهه می‌نامند. برای تهیه نقشه تراکم آبراهه‌ای ابتدا با استفاده از ابزارهای هیدرولوژی موجود در نرم‌افزار ArcGIS و مدل رقومی ارتفاعی Aster با دقت ۳۰ متر، مسیر آبراهه‌ها استخراج و به صورت شیپ فایل درآورده شد. سپس با بهره‌گیری از تابع Line Density، لایه تراکم آبراهه‌ای تولید گردید (شکل ۵).

فرساینده‌گی بارش

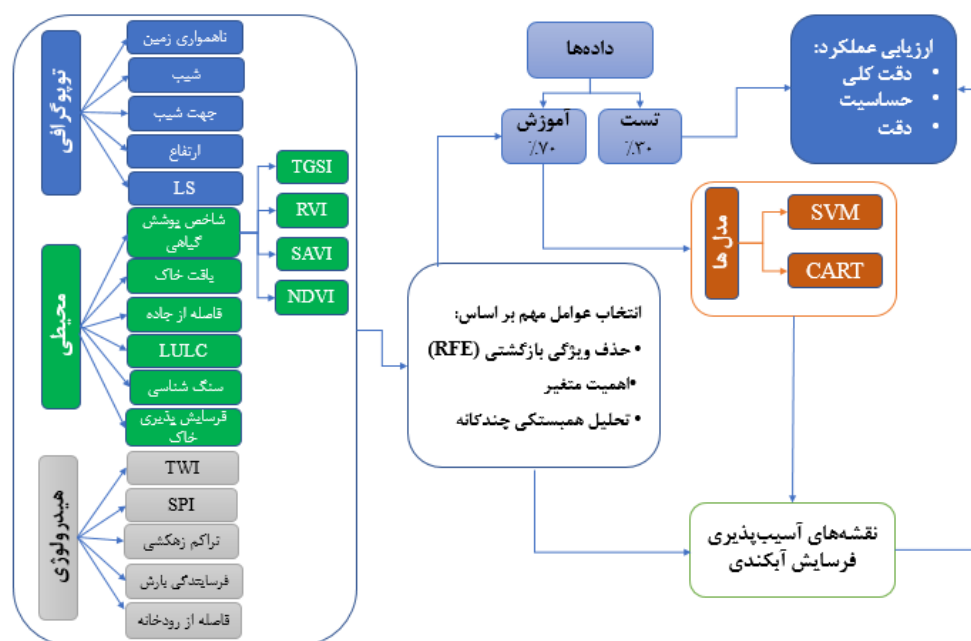
توان باران در ایجاد فرسایش را فرساینده‌گی باران می‌نامند (Wischmeier and Smith, 1978). فاکتور فرساینده‌گی باران (R) با استفاده از داده‌های بارنده‌گی جهانی از مجموعه داده‌های بارنده‌گی OpenLandMap در سامانه GEE، به ویژه محصول بارنده‌گی ماهانه SM2RAIN-MONITORING محاسبه شد. محاسبه شامل استخراج داده‌های بارنده‌گی برای حوضه‌میان آب- شوشتر بود که فهرست ایستگاه‌ها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱. ایستگاه‌های بارش حوضه میان‌آب-شوشتر

نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع	متوسط بارنده‌گی سالیانه (میلی‌متر)
دانشگاه ملائانی	۴۸/۸۷	۳۱/۶	۲۸	۱۶۶/۷
عرب حسن	۴۸/۸۷	۳۱/۸۳	۲۸	۲۰۱/۲
سدشاور	۴۸/۶	۳۱/۸۵	۳۳	۲۱۶/۱
شوشتر	۴۸/۸۳	۳۲/۰۵	۴۱	۲۷۳/۷
گتوند	۴۸/۸۱	۳۲/۲۲	۶۹	۲۸۴/۴
کارون	۴۸/۷۲	۳۲/۰۸	۷۳	۲۱۳/۵
رغیوه	۴۹/۲	۳۱/۵۵	۸۰	۱۷۵/۵
مسجدسلیمان	۴۹/۲۴	۳۱/۹۸	۲۷۲	۳۴۱
هفت شهیدان	۴۹/۰۵	۳۲/۱۳	۴۰۲	۳۴۸/۷

فاصله از رودخانه

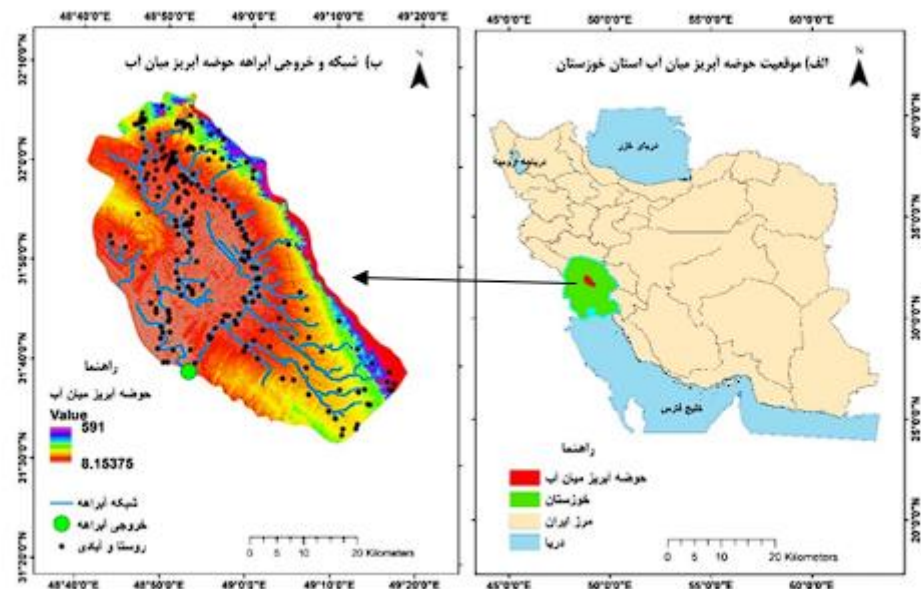
فاصله از رودخانه با اثرگذاری بر عواملی نظیر سرعت جریان آب، پوشش گیاهی و فعالیت‌های انسانی بر شدت فرسایش آبکندی مؤثر بوده و نقش مهمی در ایجاد و توسعه دره‌ها یا فرسایش آبکندی ایفا می‌کند. برای تهیه نقشه این شاخص، ابتدا با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی ماهواره ASTER با دقت ۳۰ متر شبکه آبراهه منطقه استخراج و از تابع فاصله اقلیدسی معکوس برای تهیه نقشه فاصله از رودخانه مطابق شکل ۴ استفاده شد. نمایی از گام‌های کلی پژوهش در شکل ۴ نمایش داده شده است.



شکل ۴. مراحل اجرای پژوهش

محدوده مورد مطالعه

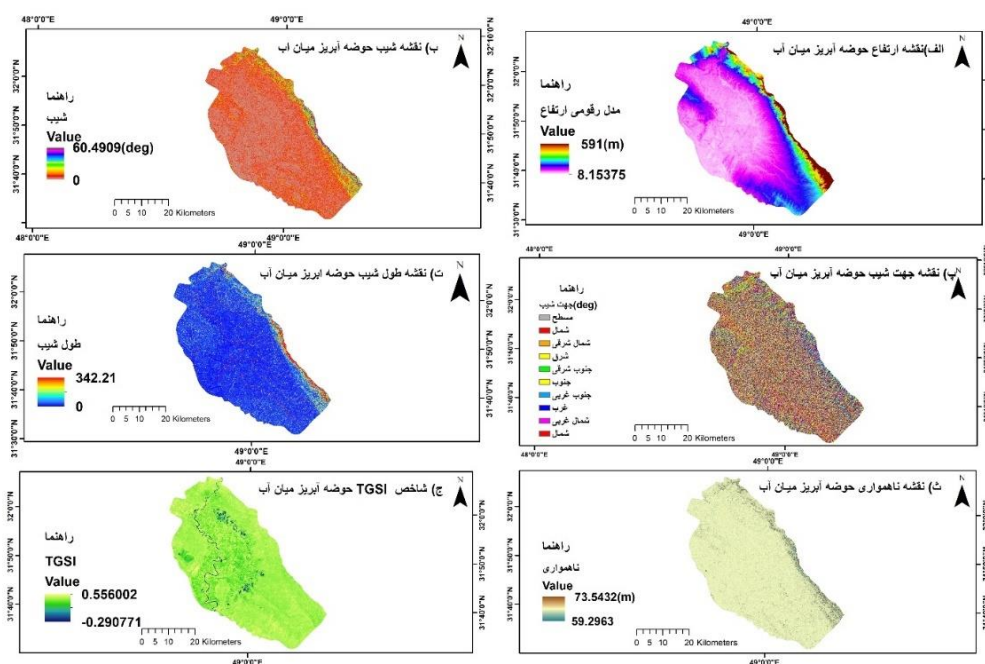
حوضه میان آب مطابق شکل ۱، در شهرستان شوشتر استان خوزستان بین طول جغرافیایی $31^{\circ}36'$ شرقی و عرض جغرافیایی $48^{\circ}45'$ تا $39^{\circ}01'$ شمالی و تقریباً در فاصله ۴۰ کیلومتری شمال اهواز قرار گرفته است. مساحت حوضه مورد مطالعه 1302053 و متوسط ارتفاع ۲۹۲ متر است. متوسط حداکثر دما حوضه میان آب در گرم‌ترین ماه سال (تیر) $45/9$ و متوسط حداقل دمای هوا در سردترین ماه سال (دی) $6/5$ درجه سلسیوس است. به‌طورکلی دمای هوا در تمام ماه‌های سال بالا بوده و حتی در سردترین ماه سال دمای زیر صفر وجود ندارد. متوسط بارندگی سالانه حوضه میان آب شوشتر 322 میلی‌متر است.

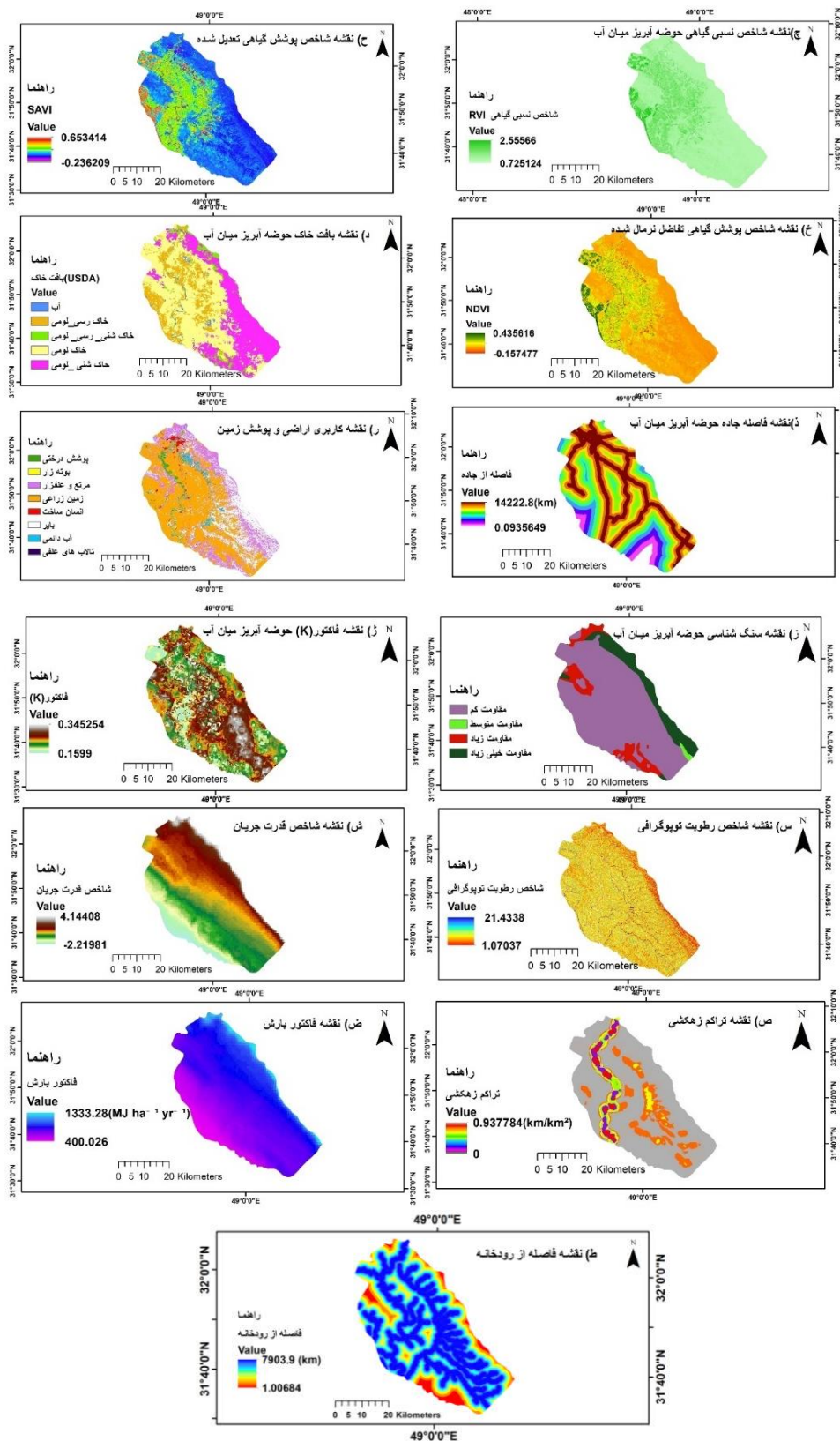


شکل ۵. الف) موقعیت جغرافیایی حوزه مورد مطالعه ب) شبکه و خروجی ابراهه حوزه

یافته‌ها

در ابتدای این بخش نقشه‌های تهیه شده برای شاخص‌های مختلف در حوزه آبریز میان آب ارائه شده که مطابق شکل ۵ می‌باشند.





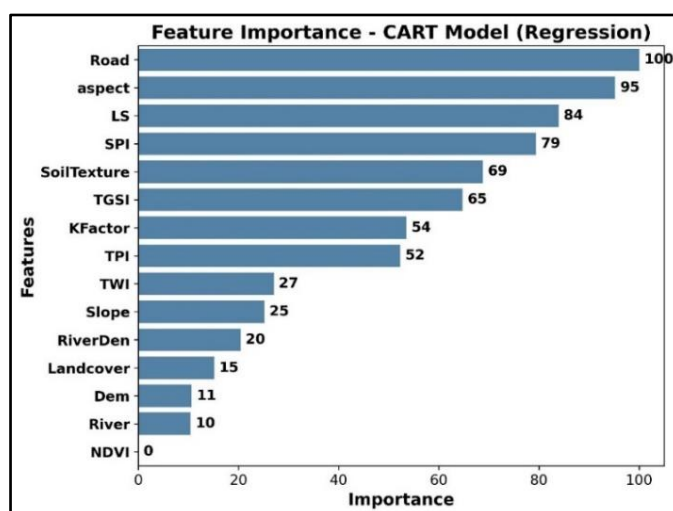
شکل ۵. نقشه شاخص های حوضه آبخیز میان آب (الف) ارتفاع، (ب) شیب، (پ) جهت شیب، (ت) طول شیب، (ث) ناهمواری، (ج) TGSi، (ج) RVI، (ح) SAVI، (خ) NDVI، (د) بافت خاک، (ذ) فاصله از جاده، (ر) کاربری اراضی، (ز) سنگ شناسی، (ژ) فاکتور K، (س) رطوبت توپوگرافی، (ش) قدرت جریان، (ص) تراکم زهکشی، (ض) بارش، (ط) فاصله از رودخانه.

بعد از تهیه نقشه‌های مربوط به شاخص‌های مختلف، در ادامه با استفاده از مدل‌های CART و SVM نقشه پهنه‌بندی فرسایش آبکندی حوضه تهیه خواهد شد.

مدل CART

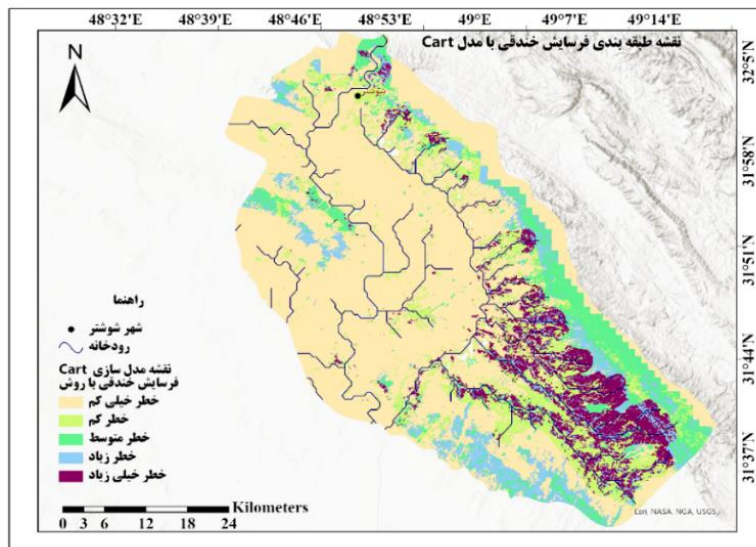
با توجه به ویژگی‌های مدل یادگیری ماشین CART، این مدل می‌تواند قابلیت بالایی در مدلسازی فرسایش آبکندی داشته باشد. ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده مدل CART و مشاهده شده ۰,۸۸۹ بود که نشان‌دهنده یک رابطه قوی و مثبت است. برای این مدل ضریب تعیین (R^2) برابر ۰,۷۹۱ و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر ۰,۰۹۳ محاسبه شدند که بیانگر خطای نسبی پایین و عملکرد مناسب مدل است.

مطابق شکل ۶ بر اساس نتایج حاصل از مدل CART، شاخص فاصله از جاده‌ها به‌عنوان مهم‌ترین عامل مؤثر بر فرسایش آبکندی در حوضه آبریز میان‌آب بوده و بعد از آن، جهت شیب و عامل توپوگرافی LS در رتبه‌های دوم و سوم قرار دارند.



شکل ۶. نمودار درصد اهمیت شاخص‌ها در پهنه‌بندی فرسایش آبکندی با مدل یادگیری ماشین CART

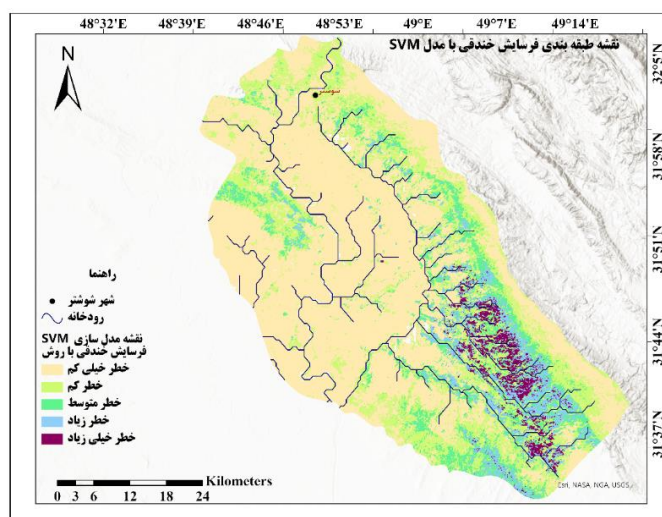
نقشه طبقه‌بندی خطر فرسایش آبکندی که با استفاده از مدل CART بدست آمده در شکل ۷ نشان داده شده است. طبق نتایج حاصل، مناطق با خطر بسیار زیاد عمدتاً در بخش شرقی و جنوب شرقی حوضه، که با زمین‌های شیب‌دار و کوهپایه‌ای انطباق دارند، متمرکز شده‌اند. مناطق با خطر کم و بسیار کم عمدتاً در بخش‌های غربی، شمال غربی و مرکزی حوضه گسترش یافته‌اند. بر اساس داده‌ها، بیشترین بخش منطقه در طبقه "خطر خیلی کم" قرار دارد که مساحتی برابر با ۱۲۰۱,۲۴ کیلومترمربع یا حدود ۵۹,۷۱ درصد از کل مساحت را در برمی‌گیرد. پهنه‌های "خطر کم" نیز با مساحت ۲۴۶,۹۱ کیلومترمربع (۱۲,۲۷ درصد) همچنان از وضعیت پایداری نسبی برخوردارند. در طبقه "خطر متوسط"، مساحتی معادل ۲۰۷,۰۶ کیلومترمربع (۱۰,۲۹ درصد) از منطقه قرار دارد. پهنه‌های دارای "خطر زیاد" و "خیلی زیاد" به ترتیب مساحتی برابر با ۱۸۵,۵۹ کیلومترمربع (۹,۲۳ درصد) و ۱۷۰,۸۷ کیلومترمربع (۸,۴۹ درصد) را در بر گرفته‌اند و اقدامات حفاظتی و مدیریتی فوری در این مناطق ضروری است.



شکل ۷. نقشه طبقه‌بندی فرسایش آبکندی با مدل یادگیری ماشین CART حوضه آبریز میان آب مدل SVM

نتایج حاصل عملکرد قابل توجه این مدل را در پیش‌بینی و ارزیابی فرسایش نشان می‌دهد. نتایج ارزیابی مدل نشان‌دهنده ضریب همبستگی 0.92 بین مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده است. علاوه بر این در این مدل، ضریب تعیین (R^2) برابر 0.846 و RMSE برابر 0.081 محاسبه شد که دقت بالای مدل را در پیش‌بینی فرسایش آبکندی نشان می‌دهد.

تحلیل حساسیت مطابق نشان داد که مهم‌ترین عوامل شامل بافت خاک با ضریب اهمیت 0.156 و شاخص NDVI با ضریب 0.150 بودند. سایر عوامل مؤثر شامل کاربری اراضی (0.043)، فاصله از جاده‌ها (0.034) و فاکتور فرسایش‌پذیری خاک (0.032) بودند. در مقابل، شاخص‌های توپوگرافی مانند TPI و TWI کمترین تأثیر را در مدل نشان دادند. نقشه طبقه‌بندی خطر فرسایش آبکندی مدل SVM در شکل ۸ نشان داده شده است.



شکل ۸. نقشه طبقه‌بندی فرسایش آبکندی با مدل یادگیری ماشین SVM حوضه آبریز میان آب

طبق شکل ۸، کلاس‌های «خطر زیاد» و «خطر خیلی زیاد» در بخش‌های شرقی، نزدیک به شاخه‌های فرعی رودخانه‌ها و شیب‌های نسبتاً تندتر متمرکز شده‌اند. با تجزیه و تحلیل توزیع جغرافیایی و مساحت هر طبقه، در نقشه

پهنه‌بندی فرسایش آبکندی، الگوی توزیع خطر فرسایش با عوامل محیطی مانند شیب، پوشش گیاهی، بافت خاک، نزدیکی به جریان‌های سطحی، نوع کاربری اراضی، مجاورت با جاده‌ها، ارتباط تنگاتنگی دارد. نواحی با بافت خاک ضعیف و نفوذپذیری کمتر نیز حساسیت بیشتری به فرسایش نشان می‌دهند. علاوه بر این، نزدیکی به جاده‌ها و نوع کاربری زمین، به‌ویژه در مناطق با پوشش کم، احتمال فرسایش آبکندی را افزایش می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل از مدل‌های SVM و CART می‌توان چنین بیان داشت که هر دو مدل عملکرد مناسبی داشته و تا حد زیادی توانسته‌اند خطر فرسایش آبکندی را با دقت مناسب پیش‌بینی نمایند البته طبق نتایج، مدل SVM عملکرد بهتری از خود نشان داده است.

بحث

طبق نتایج حاصل، مدل SVM عملکرد بهتری از خود نشان داد، در مقابل مدل CART هرچند عملکرد و دقت کمتری در تفکیک مناطق مستعد فرسایش آبکندی داشته، اما به دلیل درک آسان، می‌تواند برای تحلیل‌های سریع و کلی مفید باشد. این یافته‌ها با نتایج فینزی و اسزابو (۲۰۲۴) که مدل SVM را به دلیل دقت بالا و زمان محاسباتی کم، به عنوان ابزاری ایده‌آل برای ارزیابی حساسیت آبکندی معرفی کردند مطابقت دارد اما برخلاف پژوهش انجام شده در هند، توسط گاین و همکاران (۲۰۱۹) می‌باشد چرا که طبق نتایج آن‌ها مدل CART عملکرد بهتری نسبت به SVM داشت. این تفاوت ممکن است ناشی از تفاوت در شرایط محیطی و نوع داده‌های استفاده‌شده باشد. طبق نتایج پژوهش حاضر، شاخص‌های کاربری اراضی، پوشش گیاهی و بافت خاک بیشترین نقش را در وقوع و گسترش فرسایش آبکندی داشته‌اند، در حالی که طبق نتایج شهبازی و همکاران (۱۴۰۰) در حوضه آبخیز سد گلستان شاخص‌های ارتفاع، بارندگی و عمق دره مهم‌ترین عوامل مؤثر بوده‌اند. از طرفی وثوقی و همکاران (۱۴۰۳) در حوضه علامرودشت، شاخص‌های شیب، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، جهت شیب و ارتفاع را مؤثرترین عوامل تعیین نمودند. علاوه بر موارد ذکر شده، اسدی نلیوان و همکاران (۱۴۰۲) در حوضه کلاله، فاصله از جاده و کاربری اراضی را مؤثرتر دانستند. از میان پژوهش‌های بین‌المللی انجام شده نیز می‌توان به یافته‌های الابرو و همکاران (۲۰۲۴) در عراق اشاره کرد که تغییرات بارش، ویژگی‌های خاک، سنگ‌شناسی، شیب و فعالیت‌های انسانی را مؤثرترین عوامل دانستند در حالی که ناه و همکاران (۲۰۲۴) در نیجریه، نزدیکی به سایت‌های دره‌ای، کاربری زمین، شیب و تراکم ساخت و ساز را عوامل تعیین‌کننده شدت فرسایش شناسایی کردند. با بررسی پژوهش‌های مختلف مشخص می‌شود که شباهت‌ها و تفاوت‌هایی در اولویت‌بندی لایه‌های حاصل از این پژوهش و سایر پژوهش‌ها وجود دارد که ممکن است ناشی از شباهت‌ها و تفاوت‌ها در شرایط محیطی و زمین‌شناسی مناطق مورد مطالعه باشد. علاوه بر این، تفاوت در روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها و دقت لایه‌های استفاده‌شده نیز می‌تواند بر نتایج و دقت تأثیر بگذارد (Hasanuzzaman & Zakernejad et al., 2016; ۱۴۰۲). (Shit)

نتیجه‌گیری

در حالت کلی، مدل‌های یادگیری ماشین با قابلیت‌های خاص خود می‌توانند در شرایط مختلف مورد استفاده قرار گیرند و هر کدام نقاط ضعف و قوت مخصوص به خود را دارند. پژوهش حاضر نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین SVM و CART می‌توانند نقش مهمی در شناسایی و پهنه‌بندی خطر فرسایش آبکندی در حوضه آبریز میان‌آب ایفا کنند. شناخت

دقیق عوامل موثر بر فرسایش آبکندی و اجرای اقدامات مدیریتی مناسب می‌تواند به کاهش خسارات ناشی از این پدیده و حفظ منابع طبیعی منطقه کمک شایانی کند. نتایج این پژوهش نشان داد که مناطق با خطر زیاد و خیلی زیاد فرسایش آبکندی، عمدتاً در بخش‌های شرقی حوضه و در نزدیکی شاخه‌های فرعی رودخانه‌ها و شیب‌های نسبتاً تندتر متمرکز شده و این مناطق نیازمند توجه ویژه و اجرای طرح‌های مدیریت پایدار خاک و آب هستند. از طرفی پژوهش حاضر شاخص‌های کاربری اراضی، پوشش گیاهی و بافت خاک را به عنوان موثرترین شاخص‌ها در وقوع و گسترش فرسایش آبکندی معرفی نمود. بطور کلی این پژوهش به ارتقای دانش علمی در حوضه فرسایش آبکندی و کاربرد مدل‌های داده‌کاوی در مدیریت منابع طبیعی کمک کرده و می‌تواند پایه‌ای برای مطالعات آتی در این زمینه فراهم آورد. در پژوهش‌های آتی، بهره‌گیری از الگوریتم‌های جدیدتر و پیشرفته‌تر یادگیری ماشین، در کنار افزایش تعداد نمونه‌ها و استفاده از داده‌های به‌روزتر می‌تواند مدنظر قرار گرفته و موجب بهبود دقت مدل‌ها شده و امکان شناسایی الگوهای پیچیده‌تر را فراهم آورد.

حامی مالی

بر اساس اظهار نویسندگان این مقاله حامی مالی نداشته است.

سهم نویسندگان

در پژوهش نویسندگان در تمامی مراحل و بخش‌های انجام پژوهش سهم برابر داشته‌اند.

تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافی در ارتباط با نویسندگی یا انتشار مقاله ندارند.

تقدیر و تشکر

از تمامی کسانی که در انجام پژوهش حاضر یاری‌رسان بوده‌اند، به ویژه کسانی که کار ارزیابی کیفیت مقاله را عهده دار بوده‌اند، تشکر و قدردانی می‌نماییم.

منابع

- اسدی نلیوان، امید؛ رابط، علیرضا؛ وکیلی تجربه، فرزانه؛ رضانی، مرضیه؛ مومنی، محمد و حیدری، کهزاد. (۱۴۰۲). پهنه‌بندی حساسیت فرسایش خندقی با استفاده از مدل‌های CART, ANN و RF. *مهندسی و مدیریت آبخیز*، ۱۵ (۲)، ۱۷۱-۱۵۵. <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2022.356379.1920>.
- بشارتی، بشیر؛ عابدینی، موسی و اصغری، صیاد. (۱۳۹۷). بررسی و تجزیه و تحلیل عوامل موثر بر ایجاد و توسعه فرسایش خندقی در حوضه آبخیز شور چای. *فصل‌نامه تحقیقات جغرافیایی*، ۳۳ (۲)، ۲۰۶-۲۲۲. [doi:10.29252/geores.33.2.206](https://doi.org/10.29252/geores.33.2.206).
- تیموریان، تیمور؛ نظری سامانی، علی اکبر؛ فیض نیا، سادات؛ احمدآلی، خالد و سلیمان پور، سید مسعود. (۱۴۰۱). شناخت توزیع مکانی احتمال رخ داد فرسایش خندقی با مدل پیشینه‌ی آنتروپی. *نشریه پژوهش‌های آبخیزداری*، ۳۵(۱۳۵)، ۲-۱۵. [doi:10.22092/wmrj.2021.354647.1415](https://doi.org/10.22092/wmrj.2021.354647.1415).
- خلیل آباد، هادی و مومنی دمنه، جواد. (۱۴۰۳). ارزیابی کارایی مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در تهیه نقشه اشکال فرسایش حوضه‌های آبخیز مناطق خشک مطالعه موردی: حوضه آبخیز دشت مختاران، خراسان جنوبی. *پژوهش‌های فرسایش محیطی*، ۱۴ (۴)، ۱۴۵-۱۱۹. [doi:10.61186/jeer.14.4.119](https://doi.org/10.61186/jeer.14.4.119).

- ذاکری‌نژاد، رضا. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل‌های رقومی ارتفاع جهت تهیه نقشه پتانسیل فرسایش آبکندی با استفاده از مدل مکسنت و سامانه اطلاعات جغرافیایی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز سمیرم، جنوب استان اصفهان). *سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی*، ۱۱، (۳)، ۱۰۶-۱۲۲. doi:10.30495/girs.2020.674955
- ذاکری‌نژاد، رضا. (۱۴۰۲). تهیه نقشه میزان فرسایش و رسوب حوضه آبخیز خسویه با استفاده از مدل USPED و سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و مقایسه آن با رخساره‌های فرسایش آبی. *پژوهش‌های فرسایش محیطی*، ۱۳ (۳)، ۲۵۶-۲۳۹. doi:20.1001.1.22517812.1402.13.3.12.8
- ذاکری‌نژاد، رضا و معاوی، مهشید. (۱۴۰۳). بررسی اثرات تغییرات کاربری اراضی در پوشش گیاهی (مطالعه موردی: حوضه میاناب شوشتر در بازه زمانی (۲۰۲۰-۲۰۰۰)). *مطالعات جغرافیایی مناطق خشک*، (۵۵)، ۱۴۷-۱۳۲. doi:10.22034/jargs.2023.407397.1049
- رفاهی، حسینقلی. (۱۳۸۵). *فرسایش آبی و کنترل آن*. چاپ پنجم، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.
- سعیدیان، حمزه؛ شیرانی، کوروش؛ سلاجقه، افشین و احمدی، رامین. (۱۴۰۲). بررسی عملکرد مدل پیشینه آنتروپی در تعیین اهمیت عوامل موثر محیطی در ایجاد فرسایش خندقی در مناطق نیمه‌خشک. *نشریه رویکردهای نوین در مهندسی آب و محیط زیست*، ۲(۱)، ۱۴۴-۱۲۹.
- شهبازی، علی؛ وکیلی تجره، فرزانه؛ الوندی احسان؛ بیات، اصغر و اسدی نلیوان امید. (۱۴۰۰). ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و حداکثر آنتروپی در پهنه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی حوزه آبخیز سد گلستان. *مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران*، ۱۵ (۵۲)، ۱۲-۲۳. doi:20.1001.1.20089554.1400.15.52.4.6
- طهماسبی‌پور، ناصر، رحمتی، امید و قربانی‌نژاد، سمیرا. (۱۳۹۵). پیش‌بینی حساسیت به فرسایش آبکندی منطقه‌ی سیمره بر اساس مدل عامل قطعیت و تعیین اهمیت عوامل مؤثر بر آن. *اکوهیدرولوژی*، ۳ (۱)، ۹۳-۸۳. doi:10.22059/ije.2016.59192
- کردوانی، پرویز. (۱۳۸۱). *کتاب حفاظت خاک*. تهران: انتشارات دانشگاه تهران.
- یوسفی مبرهن، ابراهیم و شیرانی، کورش. (۱۴۰۲). ارزیابی کارایی مدل پیشینه بی‌نظمی در شناسایی عوامل مؤثر بر فرسایش خندقی و تعیین پهنه‌های حساس در حوزه آبخیز علاء سمنان. *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز*، ۱۴ (۲۸)، ۵۴-۳۷. doi:10.61186/jwmmr.14.28.37
- وٹوقی، شیمیا؛ ذاکری‌نژاد، رضا و انتظاری، مژگان. (۱۴۰۳). پیش‌بینی فرسایش خندقی و شناسایی عوامل مؤثر بر آن با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی و مدل‌های تغییر اقلیمی BCC-CSM2-MR برای سال‌های ۲۰۲۰-۲۰۴۰ (مطالعه موردی: حوضه آبخیز علامرودشت). *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۸ (۹۰)، ۱۹۱-۱۴۳. doi: 10.22034/gp.2023.57572.3169

References

- Aboutaib, F., Krimissa, S., Pradhan, B., Elaloui, A., Ismaili, M., Abdelrahman, K., & Namous, M. (2023). Evaluating the effectiveness and robustness of machine learning models with varied geo-environmental factors for determining vulnerability to water flow-induced gully erosion. *Frontiers in Environmental Science*, 11, Article 1207027. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1207027>
- Al-Abru, D. J. K., & Al-Moardah, P. D. H. J. U. (2024). The role of artificial intelligence data in estimating the extent of gully erosion the basin is Wadi Khashm Al-Mujadar. *South Eastern European Journal of Public Health*, 695-708. <https://doi.org/10.70135/seejph.vi.1278>
- Asadi Nalivan, O., Rabet, A., Vakili tajareh, F., Ramezani, M., Momeni, M., & Heydari, K. (2023). Zoning gully erosion susceptibility using ANN, CART and RF models. *Watershed Engineering and Management*, 15(2), 155-171. <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2022.356379.1920> [In Persian]
- Besharati, B., Abedini, M., & Asghari, S. (2018). Analyzing and investigating effective factors on creating and promoting gully erosions in Shorchay watershed. *GeoRes*, 33(2), 206-222. <https://doi.org/10.29252/geores.33.2.206> [In Persian]

- Burrough, P. A., McDonnell, R. A., & Lloyd, C. D. (2015). *Principles of geographical information systems*. Oxford University Press.
- Castillo, C., & Gómez, J. A. (2016). A century of gully erosion research: Urgency, complexity and study approaches. *Earth Science Reviews*, 160, 300–319. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.07.009>
- Chaplot, V. (2013). Impact of terrain attributes, parent material and soil types on gully erosion. *Geomorphology*, 186, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.10.031>
- Filho, J. D. P. M., Guerra, A. J. T., Cruz, C. B. M., Jorge, M. D. C. O., & Booth, C. A. (2024). Machine learning models for the spatial prediction of gully erosion susceptibility in the Pirai Drainage Basin, Paraíba Do Sul Middle Valley, Southeast Brazil. *Land*, 13(10), Article 1665. <https://doi.org/10.3390/land13101665>
- Gayen, A., & Haque, S. M. (2024). Gully erosion susceptibility using advanced machine learning method in Pathro River Basin, India. In R. Sarkar, S. Saha, B. R. Adhikari, & R. Shaw (Eds.), *Geomorphic risk reduction using geospatial methods and tools* (pp. xx-xx). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-7707-9_2
- Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Saha, S., Keesstra, S., & Bai, S. (2019). Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms. *Science of the Total Environment*, 668, 124–138. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.436>
- Gelete, T. B., Pasala, P., Abay, N. G., Woldemariam, G. W., Yasin, K. H., Kebede, E., & Aliyi, I. (2024). Integrated machine learning and geospatial analysis enhanced gully erosion susceptibility modeling in the Erer watershed in Eastern Ethiopia. *Frontiers in Environmental Science*, 12, Article 1410741. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1410741>
- Hasanuzzaman, M., & Shit, P. (2024). Assessment of gully erosion susceptibility using four data-driven models AHP, FR, RF and XGBoosting machine learning algorithms. *Natural Hazards Research*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.05.001>
- Hitouri, S., Meriame, M., Ajim, A. S., Pacheco, Q. R., Nguyen-Huy, T., Bao, P. Q., & Varasano, A. (2024). Gully erosion mapping susceptibility in a Mediterranean environment: A hybrid decision-making model. *International Soil and Water Conservation Research*, 12(2), 279–297. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2023.09.008>
- Hosseinizadeh, M., Alinejad, M., Mohammadian Behbahani, A., Khormali, F., Kariminejad, N., & Pourghasemi, H. R. (2020). A review on the gully erosion and land degradation in Iran. In P. Shit, H. R. Pourghasemi, & G. S. Bhunia (Eds.), *Gully erosion studies from India and surrounding regions* (pp. 393–403). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23243-6_26
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Kordavani, P. (2002). *Soil conservation* (7th ed.). Tehran University Press [In Persian]
- Liu, G., Zheng, F., Jia, L., Jia, Y., Chang, X., Zhang, Hu, F., & Zhang, J. (2019). Interactive effects of raindrop impact and groundwater seepage on soil erosion. *Journal of Hydrology*, 578, Article 124066. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124066>
- Masoudi, M., & Zakerinejad, R. (2011). A new model for assessment of erosion using desertification model of IMDPA in Mazayjan plain, Fars province, Iran. *Ecology, Environment and Conservation*, 17(3), 489–594.
- Mohebzadeh, H., Biswas, A., & DeVries, B. (2024). Transferability of predictive models to map susceptibility of ephemeral gullies at large scale. *Natural Hazards*, 120, 4527–4561. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06377-0>
- Nnah, S. I., Esehie, S., & Ikwueze, U. H. (2024). Impact of urbanization on gully erosion in Benin City, Edo State using remote sensing and GIS. *International Journal of Innovative Environmental Studies Research*, 12(2), 33–44.
- Oraegbu, A., & Jolaiya, E. (2024). Mapping soil erosion classes using remote sensing data and ensemble models. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 48(4/W12), 135–142. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W12-2024-135-2024>

- Phinzi, K., & Szabo, S. (2024). Predictive machine learning for gully susceptibility modeling with geo-environmental covariates: Main drivers, model performance, and computational efficiency. *Natural Hazards*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06481-9>
- Poesen, J., Nachtergaele, J., Verstraeten, G., & Valentin, C. (2003). Gully erosion and environmental change: Importance and research needs. *Catena*, 50(2-4), 91-133. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(02\)00143-1](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(02)00143-1)
- Pourghasemi, H. R., Sadhasivam, N., Kariminejad, N., & Collins, A. L. (2020). Gully erosion spatial modelling: Role of machine learning algorithms in selection of the best controlling factors and modelling process. *Geoscience Frontiers*, 11(6), 2207-2219. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.03.005>
- Refahi, H. (2006). *Water erosion and its control* (5th ed.). Tehran University Press [In Persian]
- Saeediyani, H., Shirani, K., Salajegheh, A., & Ahmadi, R. (2023). Investigating the performance of the entropy maximum model in determining the importance of effective environmental factors in creating gully erosion in semi-arid areas. *Journal of New Approaches in Water Engineering and Environment*, 2(1), 129-144. <https://doi.org/10.22034/nawee.2023.407297.1047> [In Persian]
- Sarkar, R., Saha, S., Adhikari, B. R., & Shaw, R. (Eds.). (2024). *Geomorphic risk reduction using geospatial methods and tools*. Springer.
- Shahbazi, A., Vakili tajareh, F., Alvandi, E., Bayat, A., & Asadi nalivan, O. (2021). Assessment of artificial neural network models and maximum entropy in zoning of gully erosion sensitivity of Golestan Dam basin. *jwmseir*, 15(52), 12-23. <http://doi.org/20.1001.1.20089554.1400.15.52.4.6> [In Persian]
- Tahmasebipoor, N., Rahmati, O., & Ghorbani Nejad, S. (2016). Prediction of gully erosion susceptibility in Seimare region using certainty factor model and importance analysis of conditioning factors. *Iranian Journal of Eco Hydrology*, 3(1), 83-93. <https://doi.org/10.22059/ije.2016.59192> [In Persian]
- Teimurian, T., Nazari Samani, A., Feiznia, S., Ahmadaali, K., & Soleimanpour, S. M. (2022). Determining the spatial distribution of gully erosion probability using the MaxEnt model. *Watershed Management Research*, 35(2), 2-15. <https://doi.org/10.22092/wmrj.2021.354647.1415> [In Persian]
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Valentin, C., Poesen, J., & Li, Y. (2005). Gully erosion: Impacts, factors and control. *Catena*, 63(2-3), 132-153. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2005.06.001>
- Vosoghi, S., Zakerinejad, R., & Entezari, M. (2025). Prediction of gully erosion and identifying factors affecting it using the maximum entropy model and BCC-CSM2-MR climate change models for the years 2020-2040 (case study: Alamarvdasht watershed). *Journal of Geography and Planning*, 28(90), 141-163. <https://doi.org/10.22034/gp.2023.57572.3169> [In Persian]
- Wilson, J. P., & Gallant, J. C. (2000). *Terrain analysis: Principles and applications*. Wiley.
- Wischmeier, W. H., & Smith, D. D. (1978). *Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning* (Agriculture Handbook No. 537). U.S. Department of Agriculture.
- Xia, J., Cai, C., Wei, Y., & Wu, X. (2019). Granite residual soil properties in collapsing gullies of south China: Spatial variations and effects on collapsing gully erosion. *Catena*, 174, 469-477. <https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2018.11.015>
- Yamaguchi, S., & Izumi, N. (1999). Effects of vegetation on gully formation. *Doboku Gakkai Ronbunshuu B*, 43, 605-610. <https://doi.org/10.2208/PROHE.43.605>
- Yousefi Mobarhan, E., & Shirani, K. (2023). Assessment of maximum entropy (ME) to identify effective factors on gully erosion and determination of sensitive areas in Alaa Semnan watershed. *Journal of Watershed Management Research*, 14(28), 37-54. <https://doi.org/10.61186/jwmr.14.28.37> [In Persian]
- Zakerinejad, R. (2020). Evaluation of DEMs to the modeling of the potential of gully erosion using Maxent model (Case study: Semirom catchment in the south of Isfahan Province, Iran). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 11(3), 106-122. <https://doi.org/10.30495/girs.2020.674955> [In Persian]

- Zakerinejad, R., Christian, S., Volker, H., & Michael, M. (2021). Spatial distribution of water erosion using stochastic modeling in the southern Isfahan Province, Iran. *Geografia Fisica e Dinamica Quaternaria*, 44(2), 203–216. <https://doi.org/10.4461/GFDQ.2021.44.14>
- Zakerinejad, R., & Moavi, M. (2023). Investigating the effects of land use changes on vegetation (Case study: Mian-Ab watershed in the period 2000-2020). *Arid Regions Geographic Studies*, 15, 132-147. <https://doi.org/10.22034/jargs.2023.407397.1049> [In Persian]
- Zakerinejad, R., Omran, A., Hochschild, V., & Maerker, M. (2018). Assessment of gully erosion in relation to lithology in the Southwestern Zagros Mountains, Iran using ASTER data, GIS and stochastic modeling. *Geografia Fisica e Dinamica Quaternaria*, 41(2), 95-104. <https://doi.org/10.4461/GFDQ.2018.41.15>
- Zakerinejad, R., Hochschild, V., Rahimi, M., & Maerker, M. (2016). Morphotectonic analysis of the Zagros Mountains using high resolution DEM to assess gully erosion processes: A case study in the Fars province, Southwest of Iran. *International Geoinformatics Research and Development Journal*, 7(1), 1-17.
- Zakerinejad, R., & Maerker, M. (2014). Prediction of gully erosion susceptibilities using detailed terrain analysis and maximum entropy modeling: A case study in the Mazayejan Plain, Southwest Iran. *Geografia Fisica e Dinamica Quaternaria*, 37(1), 67–76. <https://doi.org/10.4461/GFDQ.2014.37.7>