



Landslide Susceptibility Zoning Using MLR Modeling Technique: A Case Study of Deh-Sheikh Basin

Mahshid Moavi¹ | Heeva Elmizadeh^{2✉} | Mojgan Entezari³

1. Department of Natural Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, Isfahan University, Isfahan, Iran.
E-mail: m.moavi2018@gmail.com
2. Corresponding Author, Department of Marine Geology, Faculty of Marine Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran. E-mail: elmizadeh@kmsu.ac.ir
3. Department of Natural Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.
E-mail: m.entezari@geo.ui.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received: 12 March 2025

Revised: 25 July 2025

Accepted: 19 August 2025

Published: 10 May 2026

Keywords:

MLR algorithm,
hazard zoning,
Deh Sheikh Basin,
landslide,
machine learning.

ABSTRACT

This research aimed to map landslide susceptibility in the Dehsheikh watershed in northeastern Khuzestan province, identifying high-risk areas and proposing practical solutions using the Multiple Linear Regression (MLR) algorithm. The study examined 15 influential parameters across four main categories: geological factors (formations, faults, earthquakes), topographic factors (slope, aspect, elevation), environmental factors (precipitation, land use, vegetation cover), and hydrological factors (distance from rivers, Topographic Wetness Index (TWI), and SPI).

In this study, 129 historical landslide points were identified and 2,500 random points were generated as control samples. The data were split into a 70:30 ratio for model training and testing. After preparing information layers in ArcGIS, SAGA-GIS, and ENVI software, modeling was performed using the MLR algorithm in the RStudio environment.

The ROC curve validation showed the model had excellent performance in landslide prediction with AUC = 0.909 for training data and AUC = 0.906 for test data ($p < 0.01$). Factor analysis revealed the geological formations had the greatest impact on landslide occurrence (coefficient = 0.60, $p < 0.001$). Specifically, the Quaternary and Gachsaran formations showed the highest sensitivity due to their unfavorable geotechnical characteristics. Slope (0.47, $p < 0.001$) and distance from rivers (0.34, $p < 0.01$) were secondary influencing factors. In contrast, elevation (-0.09), faults (-0.10), and NDVI (-0.16) had the least impact on landslides ($p > 0.05$).

This study demonstrated that integrating field methods and remote sensing with machine learning algorithms provides a powerful tool for landslide risk management. However, limitations include the resolution of input data and spatial scale of analysis. Simultaneous consideration of natural and human factors can make planning for high-risk areas more effective. Implementation of proposed solutions including biological measures, water resource control, and structural measures could lead to significant damage reduction. Future studies are recommended to use combined methods with higher resolution data and three-dimensional modeling approaches.

Cite this article: Moavi, M., Elmizadeh, H. & Entezari, M. (2026). Landslide Susceptibility Zoning Using MLR Modeling Technique: A Case Study of Deh-Sheikh Basin. *Journal of Geography and Planning*, 30(96), 66-82. <http://doi.org/10.22034/gp.2025.66379.3379>



© The Author(s).

DOI: <http://doi.org/10.22034/gp.2025.66379.3379>

Publisher: University of Tabriz.

Introduction

Landslides rank among the most destructive natural hazards, annually causing substantial human casualties and economic losses globally. This phenomenon, characterized by the downward movement of soil and rock masses under various triggers, leads to infrastructure damage, community displacement, and depletion of natural resources (Tian et al., 2025: 1). Primary triggering factors include natural elements such as intense precipitation, seismic activity, and snowmelt, alongside anthropogenic influences like land-use modifications. These collectively compromise slope stability, precipitating slope failures. The mechanics of large-scale mass movements are further governed by lithological characteristics, topographic irregularities, and climatic variations, all contributing to slope instability (Wang et al., 2020: 2). Notably, dynamic hydrological processes and pronounced elevation gradients serve as key predisposing factors. Human interventions, particularly infrastructure development and vegetation removal, exacerbate susceptibility. Consequently, strategic planning of slope modifications and settlement placement is imperative to mitigate risks in vulnerable zones (Ahyuni et al., 2023: 1).

Materials and Methods

This study employed an integrated methodological framework combining field-based investigations with advanced geospatial analysis techniques to comprehensively assess landslide susceptibility. The research approach began with an extensive review of existing literature and case studies to establish theoretical foundations, followed by systematic field surveys to ground-truth potential conditioning factors. Through this dual approach, we identified and categorized four primary parameter groups influencing slope stability:

1. Geological (lithology, fault density)
2. Climatic-environmental (precipitation, vegetation index)
3. Topographic (slope, aspect, elevation)
4. Hydrological (drainage proximity, water table)

The analytical core of the study utilized Multiple Linear Regression (MLR) modeling, selected for its demonstrated effectiveness in handling complex, multivariate environmental datasets. The MLR approach offered three key advantages for this research: first, its capacity to process multiple continuous predictors simultaneously; second, its ability to establish precise quantitative relationships between variables; and third, its utility in generating predictive equations through coefficient estimation. The derived model took the form:

$$L = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Where: L = Landslide probability; X_n = Independent variables; β_n = Regression coefficients and ε = Error term.

A rigorous data processing protocol ensured consistency across all geospatial datasets. All input layers were standardized to: a uniform coordinate system (UTM WGS84 Zone 39), consistent spatial resolution (30m pixel size), and compatible file format (GeoTIFF raster layers). The landslide inventory, comprising 129 verified historical events, was compiled through a multi-source verification process integrating: high-resolution satellite imagery interpretation (Google Earth), systematic field validation surveys, and archival records analysis. This comprehensive approach to data collection and preparation enabled robust model development while maintaining scientific rigor throughout the analytical process. The standardized methodology not only facilitated accurate susceptibility mapping for the study area but also established a replicable framework for similar investigations in other landslide-prone regions.

Results

The results revealed distinct patterns in factor influences, with geological composition ($\beta=0.69$), slope gradient ($\beta=0.53$), and proximity to watercourses ($\beta=0.50$) showing the strongest positive correlations with landslide occurrence. Conversely, elevation, distance to faults, and vegetation density demonstrated minimal impact. Statistical validation confirmed all factors were significant ($p < 2.2 \times 10^{-16}$), though with varying degrees of influence. The study area was classified into five susceptibility zones, with high and very high risk areas comprising nearly half (48.89%) of the total watershed. Model validation produced excellent performance metrics, with Area Under Curve (AUC) values of 0.909 for training data and 0.906 for testing data, indicating high predictive accuracy. The findings highlight how specific geological formations, particularly Quaternary sediments and Gachsaran salts, combined with steep slopes and riverbank erosion, create optimal conditions for slope failures. Human activities, especially road construction altering natural drainage patterns, were found to

significantly exacerbate landslide risks. These results provide valuable insights for land-use planning and risk mitigation strategies. The robust model performance demonstrates MLR's effectiveness for regional landslide assessment, while the detailed susceptibility mapping enables targeted intervention in high-risk areas. Future research directions could incorporate temporal dynamics and higher resolution data to further refine predictive capabilities. This study contributes to improved understanding of landslide triggers and offers practical tools for disaster risk reduction in vulnerable mountainous regions. The factor correlation analysis yielded important insights into landslide susceptibility in the study area. Strong positive associations were observed between landslide occurrence and three key factors: geological formation showed the highest correlation ($r=0.60$), followed by slope gradient ($r=0.47$) and proximity to rivers ($r=0.34$). These findings align with established geological principles, as weaker rock formations and steeper slopes naturally exhibit reduced stability, while riverbank erosion actively undermines slope support. Conversely, minimal correlations were found for elevation ($r=-0.09$), distance to faults ($r=-0.10$), and vegetation density as measured by NDVI ($r=-0.16$). The negative values suggest these factors may have a slight stabilizing effect, particularly in the case of vegetation cover which helps bind soil through root systems. Notably, all variables demonstrated statistically significant relationships with landslide occurrence ($p<2.2\times10^{-16}$), though their effect magnitudes varied considerably in the MLR model. Geological units exhibited the strongest influence ($\beta=0.69$), followed by slope angle ($\beta=0.53$) and drainage network proximity ($\beta=0.50$). The susceptibility zonation revealed a concerning distribution of risk across the watershed. High and very high risk areas together accounted for 48.89% of the total study area (135.92 km² out of 278.10 km²), with very high risk zones concentrated along the Karun River valley and steeper slopes of the Dehdez route. Medium risk areas comprised 26.86% of the watershed, while low and very low risk zones were limited to higher elevations and more stable geological formations, covering 24.40% of the area combined. Model validation metrics confirmed the robustness of our approach, with AUC values of 0.909 for training data and 0.906 for testing data. These excellent performance scores indicate the MLR model successfully identified and quantified the complex relationships between landslide triggers and occurrences in the region. The minimal difference between training and testing AUC values (0.003) further suggests the model generalizes well to new data without overfitting.

Conclusion

This study conclusively demonstrates that slope instability in the region is primarily governed by three interconnected factors: the lithological composition of Quaternary sediments and Gachsaran formations, steep topographic gradients exceeding 30 degrees, and ongoing fluvial undercutting along the Karun River. Human activities, particularly the construction and maintenance of the Dehdez route roadway, were found to significantly exacerbate these natural risks through three mechanisms: alteration of natural drainage patterns, increased hydrostatic pressure in slopes, and removal of critical slope support structures. The research outcomes provide actionable insights for land management and disaster mitigation. First, slope stabilization measures should be prioritized in high-risk zones, particularly where vulnerable geological formations intersect with steep slopes. Second, revised land-use planning regulations should account for the demonstrated susceptibility patterns, potentially restricting development in high-risk areas. Third, infrastructure development guidelines should incorporate geotechnical assessments that consider the full range of factors identified in this study. For future research, three promising directions emerge: (1) incorporation of temporal factors to enable dynamic modeling of seasonal and climate change impacts, (2) integration of higher resolution topographic data from LiDAR surveys to improve micro-scale risk assessments, and (3) development of probabilistic risk assessment approaches to quantify potential damage scenarios. These advancements would further enhance the practical utility of landslide susceptibility models for regional planning and disaster preparedness.

Keywords: MLR algorithm, hazard zoning, Deh Sheikh Basin, landslide, machine learning.



پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش با استفاده از تکنیک مدل سازی MLR (مطالعه موردی: حوضه آبریز ده‌شیخ)

مهشید معاوی^۱، هیوا علمیزاده^۲✉، مژگان انتظاری^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: m.moavi2018@gmail.com

۲. نویسنده مسئول، دانشیار، گروه زمین‌شناسی، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه خرمشهر، خرمشهر، ایران. رایانامه: elmizadeh@kmsu.ac.ir

۳. دانشیار، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: m.entezari@geo.ui.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۸

تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۲/۲۰

کلیدواژه‌ها:

الگوریتم MLR،

پهنه‌بندی خطر،

حوضه آبریز ده‌شیخ،

زمین لغزش،

یادگیری ماشین.

این پژوهش با هدف پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در حوضه آبریز ده‌شیخ در شمال شرق استان خوزستان، به شناسایی مناطق پرخطر و ارائه راهکارهای عملی با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندگانه (MLR) پرداخته است. داده‌های مورد بررسی شامل ۱۵ پارامتر مؤثر در چهار گروه اصلی عوامل زمین‌شناسی (سازندها، گسل‌ها، زلزله)، عوامل توپوگرافیکی (شیب، جهت شیب، ارتفاع)، عوامل محیطی (بارش، کاربری اراضی، پوشش گیاهی) و عوامل هیدرولوژیکی (فاصله از رودخانه، SPI، TWI) بودند. در این مطالعه، ۱۲۹ نقطه زمین لغزش تاریخی شناسایی و ۲۵۰۰ نقطه تصادفی به عنوان نمونه‌های کنترل تولید شد و داده‌ها به نسبت ۷۰ به ۳۰ برای آموزش و آزمون مدل تقسیم شدند. پس از تهیه لایه‌های اطلاعاتی در نرم‌افزارهای ArcGIS، SAGA-GIS و ENVI، مدل سازی با الگوریتم MLR در محیط RStudio انجام گرفت. اعتبارسنجی نمودار ROC نشان داد که مدل با مقدار $AUC = 0.909$ برای داده‌های آموزشی و $AUC = 0.906$ برای داده‌های آزمایشی، عملکرد بسیار خوبی در پیش‌بینی زمین لغزش دارد. تحلیل عوامل مؤثر نشان داد که سازندهای زمین‌شناسی با ضریب 0.60 بیشترین تأثیر را در وقوع زمین لغزش دارند. به‌ویژه سازندهای کواترنری و گچساران به دلیل ویژگی‌های ژئوتکنیکی بیشترین حساسیت را نشان دادند. شیب با ضریب 0.47 و فاصله از رودخانه با ضریب 0.34 در رده‌های بعدی عوامل مؤثر قرار گرفتند. در مقابل، شاخص ارتفاع (-0.09) ، گسل (-0.10) و NDVI (-0.16) کمترین تأثیر در زمین لغزش دارند. این پژوهش نشان داد که تلفیق روش‌های میدانی و سنجش از دور با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، ابزار قدرتمندی برای مدیریت خطر زمین لغزش محسوب می‌شود و توجه همزمان به عوامل طبیعی و انسانی می‌تواند برنامه‌ریزی برای مناطق پرخطر را اثربخش‌تر کند. همچنین اجرای راهکارهای پیشنهادی شامل اقدامات بیولوژیک، کنترل منابع آب و تمهیدات سازه‌ای می‌تواند به کاهش قابل توجه خسارات منجر شود. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی از روش‌های ترکیبی و داده‌های با دقت بالاتر استفاده شود.

استناد: معاوی، مهشید؛ علمیزاده، هیوا و انتظاری، مژگان (۱۴۰۵). پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش با استفاده از تکنیک مدل سازی MLR (مطالعه موردی: حوضه

آبریز ده‌شیخ). جغرافیا و برنامه‌ریزی، ۳۰ (۹۶)، ۶۶-۸۲

<http://doi.org/10.22034/gp.2025.66379.3379>



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه تبریز.

مقدمه

زمین‌لغزش به عنوان یکی از مخاطرات طبیعی پیچیده، نتیجه تعامل عوامل محیطی و فعالیت‌های انسانی است که سالانه خسارات گسترده‌ای به همراه دارد. این پدیده که به حرکت توده‌های خاک و سنگ در اثر عوامل مختلف اطلاق می‌شود، می‌تواند باعث تخریب زیرساخت‌ها، آواره شدن جوامع و از بین رفتن منابع طبیعی شود (تیان^۱ و همکاران، ۲۰۲۵؛ یای^۲ و همکاران، ۲۰۲۵). زمین‌لغزش معمولاً به دلیل ترکیبی از عوامل طبیعی از جمله بارش شدید، ذوب برف، زلزله، و همچنین عوامل انسانی مانند تغییر کاربری زمین رخ می‌دهد. این عوامل می‌توانند با کاهش مقاومت برشی خاک و سنگ، پایداری شیب‌ها را تضعیف کرده و در نهایت منجر به زمین‌لغزش شوند. از دیدگاه زمین‌شناسی، حرکات توده‌ای در مقیاس بزرگ طی زمین‌لغزش‌ها تحت تأثیر لایه‌های خاص زمین‌شناسی، توپوگرافی ناهموار و تغییرات آب‌وهوایی شکل می‌گیرند که درجه بالایی از ناپایداری دامنه‌ها را موجب می‌شوند (رودریگوئز^۳ و همکاران، ۲۰۲۴؛ لی^۴ و همکاران، ۲۰۲۴؛ وانگ^۵ و همکاران، ۲۰۲۰؛ همچنین، پویایی فرآیندهای هیدرولوژیکی و الگوهای ارتفاعی خاص ناشی از تغییرات زیاد در ارتفاع، از جمله عواملی هستند که احتمال وقوع زمین‌لغزش را افزایش می‌دهند (چن^۶ و همکاران، ۲۰۲۴؛ دی و داس^۷، ۲۰۲۵). علاوه بر عوامل طبیعی، فعالیت‌های انسانی مانند ساخت‌وساز جاده‌ها و جنگل‌زدایی می‌توانند به تشدید این مخاطره دامن بزنند. به‌ویژه، توسعه شهری و جاده‌سازی در دامنه‌های ناپایدار بدون در نظر گرفتن ملاحظات ژئوتکنیکی، خطر زمین‌لغزش را به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد (روهان^۸ و همکاران، ۲۰۲۳؛ اهیونی^۹ و همکاران، ۲۰۲۳). بنابراین، برنامه‌ریزی مناسب برای ساخت‌وساز در مناطق مستعد و اجرای روش‌های پایدارسازی شیب‌ها می‌تواند به کاهش خسارات ناشی از این پدیده کمک کند.

به‌طور کلی، زمین‌لغزش یکی از مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفیک در مناطق دامنه‌ای و کوهستانی محسوب می‌شود. حرکات توده‌ای به عنوان فرآیندهای ژئومورفیک پیوسته، نه تنها چشم‌انداز طبیعی را تغییر می‌دهند، بلکه مانعی برای توسعه شهرهای واقع در مناطق کوهستانی هستند. این پدیده‌ها تهدیدی جدی برای زندگی، دارایی‌ها و منابع طبیعی به‌شمار می‌روند. فعالیت‌های انسانی با تأثیر عمیق بر اکوسیستم‌های حساس کوهستانی، پایداری دامنه‌ها را کاهش داده و خطر زمین‌لغزش را تشدید می‌کنند. از سوی دیگر، توسعه پایدار مناطق کوهستانی نقش کلیدی در رشد اقتصادی ملی، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه دارد. برنامه‌ریزی برای کاهش مخاطرات طبیعی مانند زمین‌لغزش می‌تواند تلفات جانی و خسارات اقتصادی را کاهش داده و زمینه را برای رشد اقتصادی سالم فراهم کند (فنگ^{۱۰} و همکاران، ۲۰۲۵؛ رمانی^{۱۱} و همکاران، ۲۰۱۷).

برای شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش، روش‌های کمی متنوعی وجود دارد که عمدتاً به دو دسته روش‌های آماری و یادگیری ماشینی تقسیم می‌شوند (دهال و همکاران، ۲۰۲۴؛ دهال و لومباردو^{۱۲}، ۲۰۲۳). روش‌های آماری مانند تحلیل دو متغیره، رگرسیون لجستیک و مدل‌های خطی تعمیم‌یافته، احتمال وقوع زمین‌لغزش را بر اساس متغیرهای محیطی محاسبه می‌کنند. از سوی دیگر، مدل‌های پیشرفته هوش مصنوعی با دقت بالاتری قادر به پیش‌بینی مناطق پرخطر هستند (سبری^{۱۳} و همکاران، ۲۰۲۴؛ یادو^{۱۴} و همکاران، ۲۰۲۳؛ هالدر^{۱۵} و همکاران، ۲۰۲۵). از دیدگاه مکانیک خاک، زمین‌لغزش زمانی رخ می‌دهد که نیروهای محرک (ناشی از وزن توده خاک، بارش، یا نیروهای دینامیکی مانند زلزله) از نیروهای مقاوم (چسبندگی و اصطکاک

1. Tian
2. Ye
3. Rodrigues
4. Li
5. Wang
6. Chen
7. Dey & Das
8. Rohan
9. Ahyuni
10. Feng
11. Ramani
12. Dahal & Lombardo
13. Sabri
14. Yadav
15. Halder

داخلی مواد) پیشی بگیرند. این تعادل بحرانی اغلب با افزایش فشار آب حفره‌ای در خاک‌های رسی یا سست تشدید می‌شود که ضرورت مطالعات دقیق در مناطق مستعد را آشکار می‌سازد. منطقه شمال شرق خوزستان به دلیل ویژگی‌های زمین‌شناسی و توپوگرافی خاص، از جمله فعالیت‌های زمین‌ساختی شدید، لرزه‌خیزی بالا، وجود سازندهای حساس و شبکه هیدروگرافی فصلی، مستعد وقوع زمین‌لغزش‌های متعدد است. با این حال، مطالعات سیستماتیک در زمینه زمین‌لغزش در حوضه آبریز ده‌شیخ بسیار محدود بوده و این تحقیق به دنبال پر کردن این شکاف تحقیقاتی است. هدف اصلی این پژوهش، پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک چندمتغیره است. این پژوهش به عنوان اولین مطالعه جامع با هدف پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در این منطقه با استفاده از الگوریتم رگرسیون لجستیک چندمتغیره (MLR) به شناسایی پارامترهای کلیدی مؤثر در وقوع زمین‌لغزش پرداخته و راهکارهای مدیریت ریسک را ارائه می‌دهد. مدل‌های کمی مانند MLR نه تنها برای پهنه‌بندی خطر، بلکه در مدیریت بحران نیز کاربرد دارند. یافته‌های این تحقیق می‌تواند مبنایی برای مطالعات آینده و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی در برنامه‌ریزی کاربری اراضی، طراحی زیرساخت‌ها و سیستم‌های هشدار منطقه باشد.

پیشینه پژوهش

در مطالعات داخلی، پژوهش‌های متعددی به بررسی عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش و مدل‌سازی خطر آن پرداخته‌اند. شریفی‌پیشون و همکاران (۱۴۰۰) در مطالعه‌ای در حوضه آبریز وهرگان استان اصفهان از روش رگرسیون چندمتغیره خطی استفاده کردند. نتایج نشان داد راه‌های ارتباطی بر دامنه‌های پرشیب با خاک سست (ضریب $0/411$) مهمترین عامل بوده و پس از آن لیتولوژی ($0/362$)، بارش ($0/299$) و کاربری اراضی ($0/286$) بیشترین تأثیر را داشته‌اند. این در حالی بود که پوشش گیاهی و شاخص TWI کمترین نقش را ایفا کردند. نظریاتی و فلاح (۱۴۰۲) در جنگل‌های هیرکانی از سه مدل داده‌کاوی شامل جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم استفاده نمودند. یافته‌ها نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین $0/99$ از دقت بالاتری برخوردار است. در این مطالعه، شدت بارندگی به عنوان مهمترین عامل شناسایی شد. صدیقی و قاسمی (۱۴۰۲) در چهارمحال و بختیاری با مدل رگرسیون لجستیک نشان دادند که $13/8$ درصد منطقه در خطر شدید زمین‌لغزش قرار دارد. عوامل انسانی مانند جاده‌سازی غیراصولی در کنار عوامل طبیعی (جنس زمین، شیب و بارندگی) نقش تعیین‌کننده‌ای داشتند. در مطالعات جدیدتر، ساداتی و همکاران (۱۴۰۳) در حوضه تجن مازندران به مقایسه مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین‌بردار پشتیبان پرداختند. انتظاری و همکاران (۱۴۰۳) با استفاده از مدل همپوشانی ریسک-آسیب‌پذیری به بررسی وضعیت زمین‌لغزش حوضه آبریز طارم پرداختند. همچنین سپه‌وند و بیرانوند (۱۴۰۳)، به پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان، رگرسیون فرآیند گاوسی^۱، با دو کرنل^۲ و جنگل تصادفی به مطالعه بخشی از حوضه آبریز هراز پرداختند. مقایسه نتایج تحلیل حساسیت مدل‌ها نشان داد ارتباط معناداری بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهداتی با استفاده از مدل‌های استفاده شده وجود دارد و جهت‌شیب حساس‌ترین پارامتر در پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش می‌باشد.

در سطح بین‌المللی، کرکاج^۳ و همکاران (۲۰۲۰) به مقایسه الگوریتم جنگل تصادفی و رگرسیون خطی چندگانه در پیش‌بینی سرعت وقوع زمین‌لغزش منطقه کوهستانجک پرداختند. نتایج نشان داد خطای RMSE الگوریتم RF نسبت به مدل MLR کمتر است و پیش‌بینی سرعت وقوع زمین‌لغزش مدل RF نسبت به مدل MLR بهتر و با دقت‌تر است. همچنین ذوب برف در دامنه‌ها، بارش و افزایش آب‌های زیرزمینی در سرعت وقوع زمین‌لغزش نقش دارند. نتایج نیراج^۴ و همکاران (۲۰۲۳)، به بررسی تأثیر عوامل مختلف بر حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندمتغیره (MLR) پرداختند. نتایج نشان داد نزدیکی به جاده‌ها یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش است. این ارتباط قوی عمدتاً ناشی از اختلال در پایداری طبیعی شیب‌ها در اثر فعالیت‌های راه‌سازی و تغییر الگوهای زهکشی استن. شان می‌دهد که ترکیب عوامل انسانی (مانند

1 Gaussian process regression

2 With two kernels

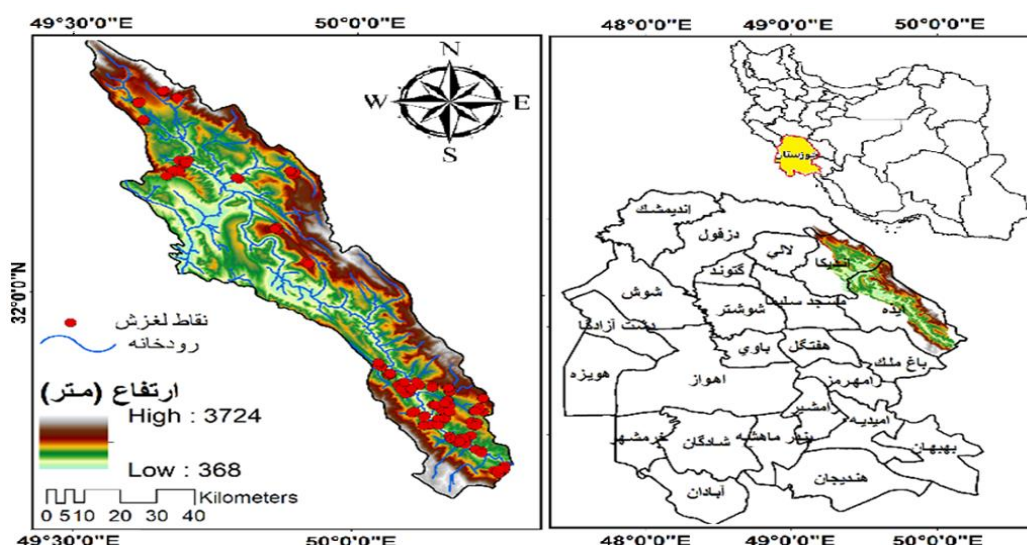
3 Krkac

4 Niraj

جاده‌سازی) و طبیعی (مانند پوشش گیاهی) می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر پایداری شیب‌ها داشته باشد. عباسوف^۱ و همکاران (۲۰۲۴) با بررسی حساسیت پارامترهای ژئوتکنیکی در مدل‌سازی زمین‌لغزش‌های ناشی از بارندگی، نشان دادند که عدم قطعیت ۱۰ درصدی در این پارامترها می‌تواند به ۲۰ درصد عدم قطعیت در پایداری شیب منجر شود. مطالعه لی و همکاران (۲۰۲۴)، به بررسی روش‌های ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با تکنیک‌های یادگیری ماشین پرداختند. نتایج پژوهش نشان داد ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین با داده‌های ژئومورفولوژیکی می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را تا ۳۰ درصد افزایش دهد و تلفیق داده‌های میدانی با تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند خطای مدل‌سازی را به‌طور محسوسی کاهش دهد. پژوهش یعقوبی و همکاران (۲۰۲۴) با بررسی سیستماتیک ۱۲۰ مطالعه معتبر در حوضه مهندسی ژئوتکنیک، به نتایج قابل توجهی دست یافته است. این متاآنالیز نشان می‌دهد که روش‌های یادگیری عمیق در پنج سال اخیر رشد ۴۵ درصدی در کاربردهای ژئوتکنیکی داشته‌اند. یافته‌های این تحقیق حاکی از آن است که الگوریتم‌های یادگیری گروهی به‌طور متوسط ۱۵ درصد دقت بالاتری نسبت به روش‌های کلاسیک نشان می‌دهند. با این حال، چالش‌های مهمی از جمله نیاز به داده‌های باکیفیت و مشکل تفسیرپذیری مدل‌های پیچیده همچنان باقی است. مطالعه اخیر آگبولا^۲ و همکاران (۲۰۲۴)، در کارولینای شمالی نشان داد که نمونه‌گیری تصادفی غیرلغزشی تأثیر قابل توجهی بر عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین دارد. با بررسی پیشینه تحقیق مشخص می‌شود اگرچه مطالعات متعددی در زمینه مدل‌سازی زمین‌لغزش انجام شده، اما پژوهش‌های اندکی به منطقه مورد مطالعه پرداخته‌اند. این تحقیق با هدف مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش حوضه آبریز ده‌شیخ-شمال شرق خوزستان با بهره‌گیری از الگوریتم یادگیری ماشین و رگرسیون خطی چندگانه (MLR) درصدد پر کردن این خلأ پژوهشی است. نوآوری این مطالعه در ترکیب روش‌های کمی با ویژگی‌های خاص زمین‌شناسی و هیدرولوژیکی منطقه است که می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی قرار گیرد.

روش پژوهش

محدوده مورد مطالعه با مختصات جغرافیایی ۲۳°-۴۹° تا ۲۱°-۵۰° طول شرقی و ۲۶°-۳۱° تا ۳۹°-۳۲° عرض شمالی قرار گرفته است. بخش عمده‌ای (۹۹/۷ درصد کل مساحت) آن در استان خوزستان واقع می‌باشد (شکل ۱). این حوضه با مساحت ۲۹۹/۳ کیلومتر مربع از بلندی‌های کوه کینو در شمال سدعباسپور شروع شده و به سمت جنوب شرقی تا محل تلاقی رودخانه خرسان با شاخه اصلی رودخانه کارون کشیده می‌شود. سد عباسپور و دریاچه آن در این محدوده واقع می‌باشند (گزارش منابع طبیعی استان خوزستان، ۱۳۹۷: ۴۶). ترکیب توپوگرافی منطقه (ارتفاعات و دشت‌ها) همراه با سیستم هیدرولوژیکی فعال، شرایط خاصی را برای مطالعات زمین‌لغزش فراهم می‌کند. بخش کوهستانی منطقه به دلیل شیب‌های تند و فعالیت‌های تکتونیکی، مستعد حرکات توده‌ای است، در حالی که بخش دشتی بیشتر تحت تأثیر فرآیندهای رسوبی و تغییرات سطح آب زیرزمینی قرار دارد. این تنوع شرایط، لزوم مطالعه دقیق و سیستماتیک منطقه را توجیه می‌نماید.



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه

روش‌شناسی پژوهش

این مطالعه با رویکردی سیستماتیک به بررسی عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش پرداخته است. در مرحله اول، از طریق ترکیب مطالعات کتابخانه‌ای جامع و بازدیدهای میدانی دقیق، مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار شناسایی شدند. با توجه به پیچیدگی موضوع و تعدد متغیرهای مؤثر، عوامل شناسایی شده در چهار گروه اصلی عوامل زمین‌شناسی، اقلیمی و محیطی، توپوگرافیکی و هیدرولوژیکی طبقه‌بندی گردیدند:

در بخش زمین‌شناسی، پارامترهایی مانند لیتولوژی، ساختارهای تکتونیکی، گسل‌ها و ویژگی‌های مهندسی سنگ‌ها مورد توجه قرار گرفت. داده‌های این بخش عمدتاً از نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ سازمان زمین‌شناسی کشور مربوط به منطقه مسجد سلیمان استخراج شد. داده‌های کاربری اراضی از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ به تاریخ ۲۰۲۴/۳/۲۶ و قدرت تفکیک مکانی ۲۸/۵ متر تهیه گردید. همچنین داده‌های بافت خاک از سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری استان و داده‌های جاده از نقشه‌های OSM استخراج و نقشه بافر آن تهیه شد. عوامل اقلیمی شامل متغیرهای بارندگی و دما از ایستگاه‌های سینوپتیک منطقه برای دوره ۲۰ ساله (۱۳۸۲-۱۴۰۲) اخذ گردید.

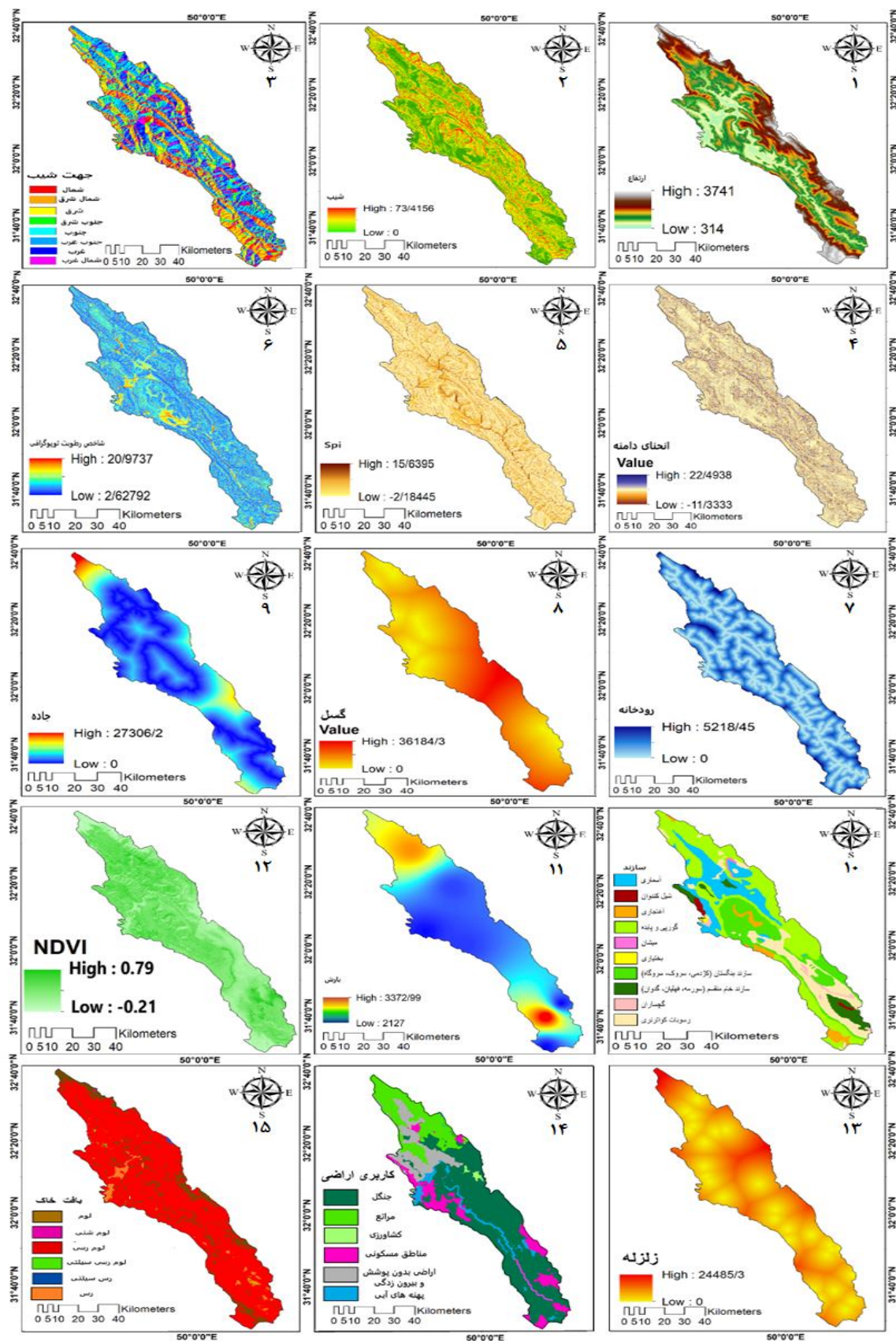
در بخش توپوگرافی، پارامترهای شیب، جهت شیب، انحنای دامنه و ارتفاع از مدل رقومی ارتفاعی از مدل رقومی ASTER با تفکیک ۳۰ متر استخراج شد. شاخص NDVI نیز با استفاده از تصاویر لندست ۸ به تاریخ ۲۰۲۴/۳/۲۶ در نرم افزار ENVI 5.6 تهیه گردید.

ویژگی‌های هیدرولوژیکی مانند شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) (رابطه ۱) و شاخص قدرت جریان (SPI) (رابطه ۲) نیز از طریق تصاویر ماهواره‌ای و DEM منطقه مورد مطالعه استخراج و در نرم افزار SAGA-GIS بدست آمد (ساداتی و همکاران، ۱۴۰۳).

$$TWI = \ln (A_s / (\tan(\beta))) \quad \text{رابطه ۱}$$

$$SPI = A_s \tan \beta \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن: A_s : سطح ویژه حوضه بر حسب مساحت تجمعی بالادست و β : درجه شیب و تمایل نیروهای گرانشی را به انتقال آب پایین دست (بر حسب $\tan \beta$ به عنوان شیب هیدرولیکی تقریبی) می‌باشد (دسترنج^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). (شکل ۲).



شکل ۲. به ترتیب نقشه‌های پارامتر ۱: ارتفاع ۲: شیب ۳: جهت شیب ۴: انحنای دامنه ۵: SPI ۶: TWI ۷: رودخانه ۸: گسل ۹: جاده ۱۰: زلزله ۱۱: بارش ۱۲: NDVI ۱۳: سازندهای زمین‌شناسی ۱۴: کاربری اراضی ۱۵: بافت خاک

الگوریتم MLR

الگوریتم رگرسیون خطی چندگانه (MLR) تأثیر نسبی چندین متغیر مستقل را به صورت کمی ارزیابی نموده و عوامل با بیشترین تأثیر بر متغیر وابسته (خطر زمین‌لغزش) را شناسایی می‌کند و با ایجاد یک رابطه خطی بین متغیرهای پیش‌بین‌کننده و پاسخ، امکان مدل‌سازی خطر زمین‌لغزش را فراهم می‌سازد (رمانی، ۲۰۱۷؛ نیراج و همکاران، ۲۰۲۳). در این پژوهش، پیاده‌سازی الگوریتم MLR با استفاده از کتابخانه caret در محیط RStudio انجام شد. این کتابخانه امکان اجرای طیف وسیعی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل رگرسیون خطی، درختان تصمیم و شبکه‌های عصبی را فراهم می‌کند. به منظور افزایش دقت مدل، تمامی داده‌های ورودی با روش فازی‌سازی در بازه [0,1] نرمال‌سازی شدند. همچنین از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف در نرم‌افزار SPSS و نمودار (Q-Q plot) در RStudio برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها استفاده گردید.

$$L = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m + \varepsilon \quad (\text{رابطه ۳})$$

که در آن؛ L : نشان‌دهنده احتمال وقوع زمین‌لغزش در هر واحد نمونه‌برداری؛ X_1 تا X_m : متغیرهای مستقل (پارامترهای مؤثر)؛ β_0 تا β_m : ضرایب برآورد شده توسط مدل و ε : خطای مدل می‌باشد (رمانی، ۲۰۱۷؛ نیراج و همکاران، ۲۰۲۳).

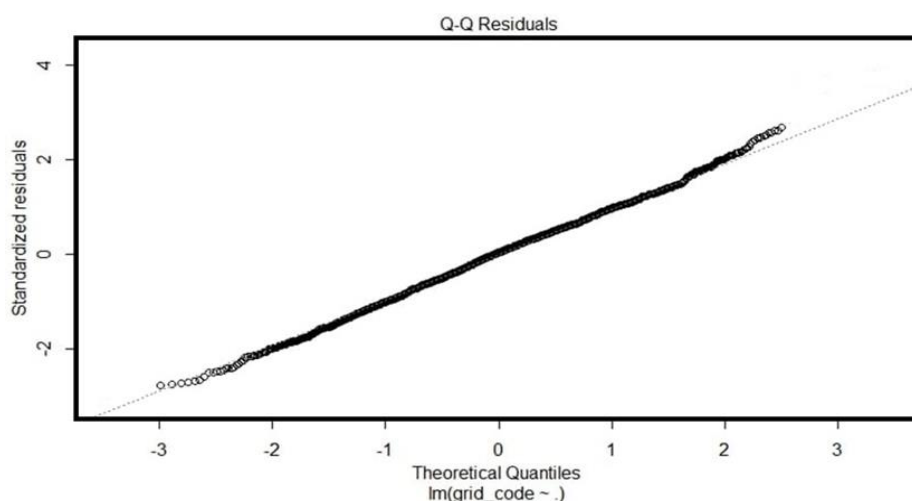
فرآیند اعتبارسنجی با تقسیم‌بندی داده‌ها به دو مجموعه آموزش (۷۰٪) و آزمون (۳۰٪) به صورت تصادفی انجام شد. از مجموع ۲۶۲۹ پیکسل مورد مطالعه، ۱۹۷۴ پیکسل برای آموزش مدل و ۶۵۵ پیکسل برای ارزیابی عملکرد آن اختصاص یافت. برای سنجش دقت مدل از شاخص مساحت زیر منحنی (AUC) برای منحنی ROC استفاده شد. چنان‌چه سطح زیر منحنی بیش از ۰/۹۰ باشد، قدرت تشخیص مدل بسیار بالا در نظر گرفته می‌شود (ذاکری‌نژاد و عموشاهی، ۱۴۰۱: ۱۳۷).

بعد از تهیه لایه‌های مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، کلیه عوامل به فرمت رستری یکسان‌سازی شدند. در ادامه داده‌ها به فرمت رستری (TIFF) تبدیل و همراه با لایه آموزشی متشکل از ۱۲۹ نقطه زمین‌لغزش (برداشت شده از تصاویر Google Earth، بازدیدهای میدانی و داده‌های تاریخی) به محیط RStudio منتقل شدند.

برای ارزیابی دقیق تأثیر هر عامل، از روش‌های آماری پیشرفته استفاده شد. وزن‌دهی پارامترها با در نظر گرفتن مطالعات پیشین و شرایط خاص منطقه انجام گرفت. روابط بین عوامل مختلف از طریق تحلیل‌های همبستگی مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت، نقشه نهایی پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز ده‌شیخ با استفاده از این الگوریتم تولید گردید. نوآوری اصلی این پژوهش در ترکیب روش‌های کمی و کیفی و استفاده همزمان از داده‌های میدانی، سنجش از دور و تحلیل‌های آماری است. این رویکرد امکان ارزیابی دقیق‌تر خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه را فراهم کرده است.

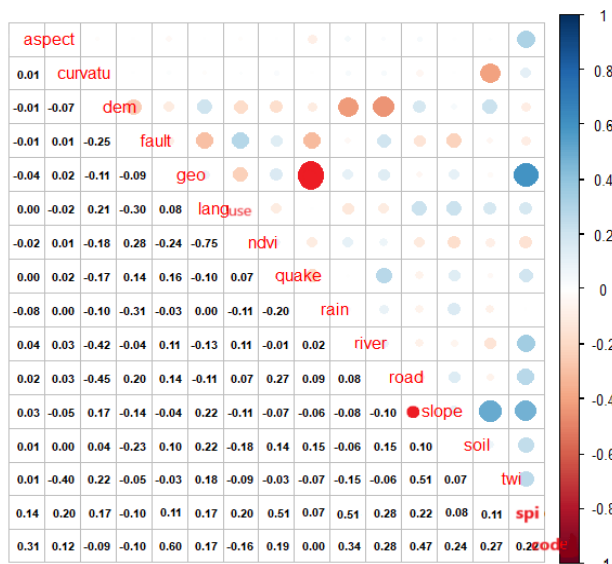
نتایج

در این پژوهش، داده‌های مربوط به زمین‌لغزش‌ها از طریق ترکیب سه منبع نقاط لغزشی تاریخی، بازدیدهای میدانی و تصاویر Google Earth جمع‌آوری و آماده‌سازی شدند. در مجموع، ۱۲۹ نقطه زمین‌لغزشی شناسایی و ثبت شدند. برای افزایش دقت تحلیل و ایجاد تعادل در مجموعه داده‌ها، ۲۵۰۰ نقطه تصادفی نیز به عنوان نمونه‌های لغزشی تولید گردید. تمامی این داده‌ها پس از آماده‌سازی، به همراه لایه‌های اطلاعاتی مؤثر (شامل ۱۵ پارامتر محیطی) به محیط نرم‌افزار RStudio منتقل شدند. همانطور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، بیشتر نقاط داده در این نمودار نزدیک به خط راست قرار گرفته‌اند. این الگوی خطی نشان‌دهنده توزیع تقریباً نرمال باقیمانده‌های مدل است.



شکل ۳. بررسی نرمال بودن داده‌ها در الگوریتم MLR

نتایج مدل‌سازی نشان می‌دهد که سه عامل زمین‌شناسی (با ضریب تأثیر $0/60$)، شیب ($0/47$) و فاصله از رودخانه ($0/34$) بیشترین نقش را در وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه داشته‌اند. از میان عوامل زمین‌شناسی، سازندهای کواترنر شامل رسوبات آبرفتی و خاک‌های برجای سست به دلیل عدم تحکیم کافی و مقاومت کم در برابر نیروهای برشی، بیشترین حساسیت را به حرکات توده‌ای نشان می‌دهند. همچنین سازند گچساران متشکل از مارن، گچ و شیل، به دلیل ویژگی‌های ژئوتکنیکی نامناسب از جمله جذب آب و تورم پذیری، شرایط مساعدی برای ناپایداری شیب‌ها ایجاد می‌کنند. هم‌جهتی شیب لایه‌های سنگی با شیب طبیعی دامنه‌ها نیز به عنوان یک عامل تشدیدکننده عمل کرده است (شکل ۴). در مقابل، شاخص ارتفاع ($-0/09$)، فاصله از گسل ($-0/10$) و کمترین همبستگی را با پدیده زمین‌لغزش نشان داده‌اند. این نتایج حاکی از آن است که تراکم پوشش گیاهی، به ویژه در ارتفاعات بالاتر، نقش بازدارنده در وقوع زمین‌لغزش داشته است. همچنین، فاصله نسبی گسل‌های فعال از نقاط لغزشی، تأثیر محدود ساختارهای تکتونیکی را در ناپایداری‌های منطقه نشان می‌دهد (شکل ۵).



شکل ۴. همبستگی پارامترها در وقوع خطر زمین لغزش



شکل ۵. عوامل تشدید زمین لغزش با ناپایداری دامنه با شکستگی‌ها و درزه‌های باز ناحیه لغزش

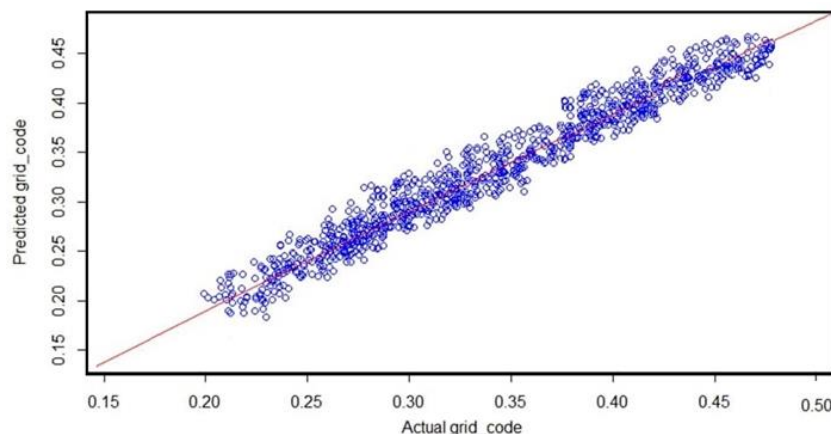
نتایج تحلیل‌های آماری در این مطالعه نشان می‌دهد که تمامی پارامترهای مورد بررسی با مقادیر P-value کمتر از $(2e-16)$ ، تأثیر معناداری بر وقوع زمین لغزش داشته‌اند. با این حال، شدت این تأثیرات به طور قابل توجهی متفاوت بوده است. بر اساس مقادیر (Estimate Std) پارامترهای سازندهای زمین‌شناسی ($0/69$)، شیب ($0/53$)، رودخانه ($0/50$) و جهت شیب ($0/41$) بیشترین تأثیر را در وقوع زمین لغزش نشان داده‌اند که بیانگر اهمیت ویژه ویژگی‌های زمین‌شناسی و مورفولوژیکی منطقه است. در مقابل، پارامترهایی مانند NDVI ($0/03$) و ارتفاع کمترین تأثیر را داشته‌اند که نشان‌دهنده نقش حفاظتی پوشش گیاهی مترکم و تأثیر محدود ارتفاع در ناپایداری‌های منطقه می‌باشد. جدول (۱).

جدول ۱. تأثیر پارامترها در زمین لغزش

پارامتر	Estimate Std	Error t	T value	Pr(> t)
سازندهای زمین شناسی	۰/۶۹	۰/۰۰۱۰	۶۸/۱۴	<2e-16 ***
شیب	۰/۵۳	۰/۰۰۱۲	۸۱/۳۳	<2e-16 ***
رودخانه	۰/۵۰	۰/۰۰۱۸	۷۲/۷۶	<2e-16 ***
جهت شیب	۰/۴۱	۰/۰۰۱۴	۳۶/۳۶	<2e-16 ***
جاده	۰/۳۹	۰/۰۰۱۰۶	۷۰/۱۸	<2e-16 ***
TWI	۰/۳۷	۰/۰۰۱۰۹	۶۰/۲۲	<2e-16 ***
بافت خاک	۰/۳۱	۰/۰۰۱۵	۳۹/۰۷	<2e-16 ***
SPI	۰/۲۹	۰/۰۰۱۷	۵۳/۲۲	<2e-16 ***
زلزله	۰/۱۵	۰/۰۰۱۶	۲۴/۲۱	<2e-16 ***
کاربری اراضی	۰/۱۳	۰/۰۰۲۰	۲۰/۱۱	<2e-16 ***
انحنای دامنه	۰/۱۰	۰/۰۰۲۹	۲۴/۱۴	<2e-16 ***
بارش	۰/۰۹	۰/۰۰۲۲	۲۳/۴۶	<2e-16 ***
گسل	۰/۰۸	۰/۰۰۴۰	۳۶/۰۰۷	<2e-16 ***
ارتفاع	۰/۰۵	۰/۰۰۵۸	۰/۱۰۵	<2e-16 ***
NDVI	۰/۰۳	۰/۰۰۲۱	۰/۰۶۲	<2e-16 ***

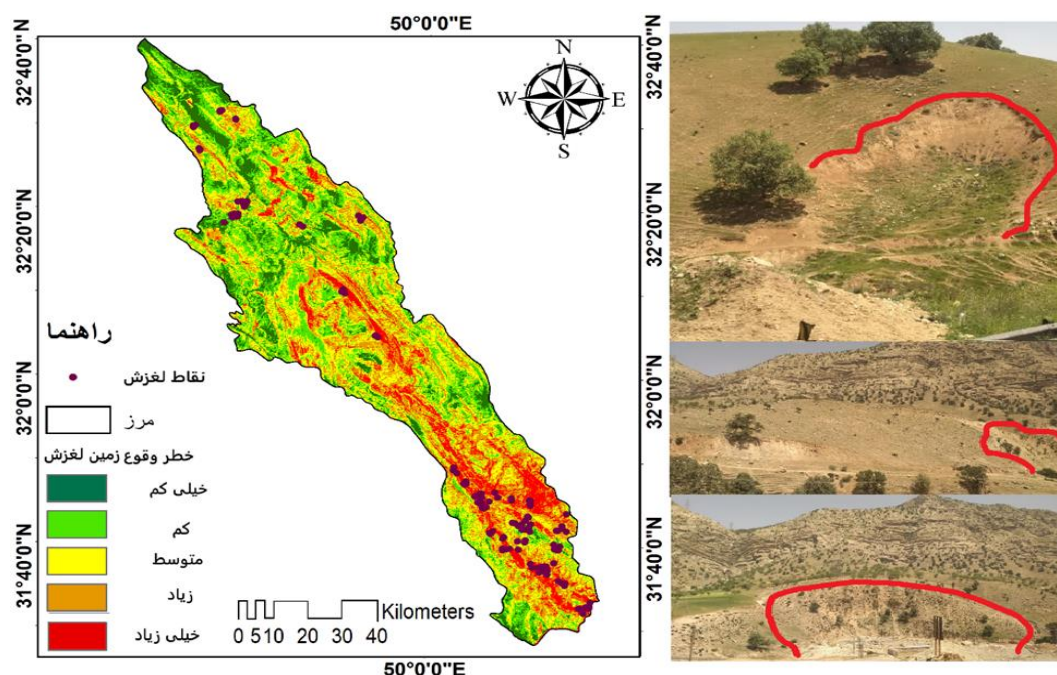
نتایج تحلیل نمودار ارزیابی مدل خطی پیش‌بینی خطر زمین لغزش (شکل ۶) حاکی از آن است که مدل در بازه احتمال ($0/20$) تا ($0/50$) از دقت قابل قبولی برخوردار است، به طوری که نقاط آبی به خوبی حول خط رگرسیون متمرکز شده‌اند. این موضوع نشان‌دهنده توانایی مناسب مدل در پیش‌بینی مناطق با خطر متوسط تا زیاد است. با این حال، در مقادیر بالاتر از $0/50$ ، پراکندگی نقاط افزایش یافته که حاکی از کاهش دقت مدل در پیش‌بینی مناطق با خطر بسیار زیاد می‌باشد (شکل ۶). به طور کلی، این

نمودار نشان می‌دهد که مدل خطی توسعه یافته به عنوان ابزاری مفید توانسته است احتمال وقوع زمین‌لغزش را پیش‌بینی کند. این موضوع از همبستگی نسبتاً قوی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده (یعنی قرار گرفتن نقاط آبی نزدیک به خط قرمز) در بازه‌ی (۰/۲۰) تا نزدیک (۰/۵۰) مشخص است.



شکل ۶. نمودار خطی برای پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش محدوده مورد مطالعه

نتایج پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندگانه (MLR) نشان داد که حوضه مورد مطالعه را می‌توان به پنج کلاس خطر تقسیم نمود. بر اساس تحلیل‌های انجام شده، ۳۰/۱۹ درصد از مساحت حوضه (۷۵/۱۲ کیلومتر مربع) در کلاس خطر زیاد و ۲۶/۸۶ درصد (۷۲/۸۰ کیلومتر مربع) در کلاس خطر متوسط قرار گرفته‌اند که مجموعاً بیش از نیمی از منطقه را شامل می‌شوند. مناطق با خطر خیلی زیاد نیز ۱۸/۷۰ درصد (۶۰/۸۰ کیلومتر مربع) از مساحت حوضه را به خود اختصاص داده‌اند. در مقابل، تنها ۲۴/۴۰ درصد از منطقه در کلاس‌های کم‌خطر (۱۲/۹۰ درصد با ۴۵/۳۳ کیلومتر مربع) و خیلی کم (۱۱/۵۰ درصد با ۴۲/۲۵ کیلومتر مربع) قرار دارد (شکل ۷) و (جدول ۲). توزیع فضایی مناطق پرخطر عمدتاً در شیب‌های تند، مجاورت رودخانه‌ها و سازندهای زمین‌شناسی حساس متمرکز شده است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که بخش قابل توجهی از حوضه (نزدیک به ۵۰ درصد) در معرض خطر زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش قرار دارد که لزوم توجه ویژه و اجرای اقدامات پیشگیرانه و مدیریت ریسک در این مناطق را آشکار می‌سازد. از سوی دیگر، مناطق با خطر کم و خیلی کم می‌توانند برای توسعه‌های آینده در نظر گرفته شوند.

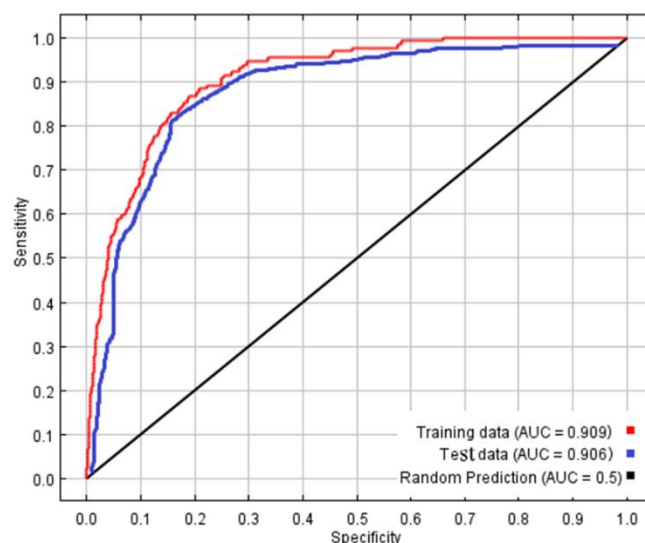


شکل ۷. نقشه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم MLR

جدول ۲. توزیع مساحت و درصد درجات خطر زمین‌لغزش

درصد	مساحت (کیلومتر)	کلاس خطر
۱۱/۵۰	۴۲/۲۵	خیلی کم
۱۲/۹۰	۴۵/۳۳	کم
۲۶/۸۶	۷۲/۸۰	متوسط
۳۰/۱۹	۷۵/۱۲	زیاد
۱۸/۷۰	۶۰/۸۰	خیلی زیاد

نتایج ارزیابی مدل با استفاده از منحنی ROC و شاخص AUC نشان‌دهنده عملکرد مطلوب مدل پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش است. بر اساس شکل (۸)، مدل توسعه‌یافته به مقادیر قابل توجه ۰/۹۰۹ برای داده‌های آموزشی و ۰/۹۰۶ برای داده‌های آزمایشی دست یافته است که نشانگر دقت بالای مدل در تشخیص مناطق پرخطر می‌باشد. این مقادیر نشان می‌دهد مدل توانسته است با صحتی بیش از ۹۰٪ مناطق مستعد زمین‌لغزش را به درستی شناسایی کند. نزدیکی مقادیر AUC در دو مجموعه آموزشی و آزمایشی (با تفاوت ۰,۰۰۳) بیانگر آن است که مدل از قابلیت تعمیم‌پذیری بالایی برخوردار بوده و دچار بیش‌برازش نشده است. چنین سطحی از دقت، مدل حاضر را در زمره مدل‌های مناسب برای پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش قرار می‌دهد که می‌توان از آن به عنوان ابزاری مطمئن در برنامه‌ریزی‌های مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های محیطی استفاده نمود.



شکل ۸. منحنی بررسی اعتبارسنجی مدل MLR

بحث و نتیجه‌گیری

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش یکی از راهکارهای اساسی برای کاهش خسارات جانی و مالی در مناطق کوهستانی محسوب می‌شود. در این مطالعه، از الگوریتم رگرسیون خطی چندگانه به عنوان یکی از روش‌های مؤثر یادگیری ماشین استفاده شده است که امکان تحلیل همزمان عوامل مختلف مؤثر در وقوع زمین‌لغزش را فراهم می‌کند. پیاده‌سازی این مدل در محیط برنامه‌نویسی R و با بهره‌گیری از کتابخانه‌های تخصصی انجام شده و مدل‌سازی با استفاده از ۱۵ شاخص تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش و با تکیه بر داده‌های جدید و به‌روز صورت گرفته است. برای اطمینان از صحت نتایج، بازبینی‌های میدانی گسترده‌ای به منظور اعتبارسنجی یافته‌ها انجام شده است. این رویکرد ترکیبی، که تلفیقی از روش‌های کمی پیشرفته و بررسی‌های میدانی است، دقت و قابلیت اطمینان نتایج را به میزان قابل توجهی افزایش داده است. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد حدود ۳۰ درصد از مساحت منطقه (۷۵/۱۲ کیلومتر مربع) در کلاس خطر زیاد قرار دارد و پنج عامل کلیدی شامل ویژگی‌های زمین‌شناسی (با ضریب تأثیر ۰/۶۰)، شیب دامنه (۰/۴۷)، مجاورت با رودخانه (۰/۳۴)، جهت شیب (۰/۳۱) و فعالیت‌های جاده‌سازی (۰/۲۸) بیشترین نقش را در ایجاد ناپایداری شیب‌ها دارند. در این میان، سازندهای حساسی مانند رسوبات کواترنری، مارن و نمک‌های گچساران به دلیل ساختار سست و انعطاف‌پذیر، بیشترین آسیب‌پذیری را در برابر گسیختگی نشان می‌دهند. تحلیل‌ها حاکی از آن است که ترکیب این عوامل می‌تواند اثر تشدیدکننده بر ناپایداری شیب‌ها داشته باشد. به ویژه، شیب‌های تند با افزایش نیروی گرانش، هم‌جهتی لایه‌های سنگی با شیب طبیعی دامنه، و قرارگیری دامنه‌های شمالی و شمال‌شرقی که رطوبت بیشتری را در خود حفظ می‌کنند، شرایط ایده‌آلی برای وقوع زمین‌لغزش ایجاد می‌نمایند. از سوی دیگر، فعالیت‌های انسانی به ویژه جاده‌سازی با تخریب ساختار طبیعی شیب‌ها و تغییر الگوی زهکشی، و همچنین فرسایش پای‌دیواره‌ای توسط رودخانه‌ها، سهم قابل توجهی در کاهش پایداری دامنه‌ها دارند. این یافته‌ها بر ضرورت توجه جدی به مناطق با سازندهای حساس و شیب‌های تند در برنامه‌ریزی‌های توسعه‌ای تأکید دارد. مدیریت جامع این عوامل و اعمال تمهیدات پیشگیرانه می‌تواند به کاهش محسوس خطر زمین‌لغزش در مناطق کوهستانی منجر شود و خسارات ناشی از این پدیده را به حداقل برساند. همچنین نتایج نشان می‌دهد سه عامل ارتفاع (۰/۰۹-)، گسل (۰/۱۰-) و NDVI (۰/۱۶-) کمترین تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش داشته‌اند. بررسی‌ها حاکی از آن است که ارتفاعات بالاتر در منطقه نقش تعدیل‌کننده ایفا کرده‌اند، گسل‌های موجود از نقاط لغزش فاصله داشته‌اند و پوشش گیاهی متراکم با تثبیت خاک، اثر بازدارنده در زمین‌لغزش نشان داده است. این یافته‌ها از یک سو با نتایج یانگ (۲۰۲۴) و نیراج (۲۰۲۳) درباره نقش تثبیت‌کننده پوشش گیاهی همخوانی دارد، اما از سوی دیگر با یافته‌های محمدی و همکاران (۱۳۹۹) در مورد تأثیر جهت شیب و بارش، اصغری‌سراسکانرود (۱۳۹۹) درباره نقش ارتفاعات بالا و ریهان و همکاران (۲۰۲۴) در زمینه اهمیت ارتفاع و پوشش

گیاهی تفاوت دارد. این تفاوت‌ها احتمالاً ناشی از شرایط خاص زمین‌شناسی منطقه، روش‌شناسی متفاوت پژوهش و تغییرات زمانی در عوامل محیطی است.

رودخانه کارون با جریان مداوم خود در امتداد دامنه‌های منطقه مورد مطالعه، به تدریج باعث فرسایش پایه شیب‌ها شده و پایداری طبیعی آنها را کاهش می‌دهد. این فرآیند فرسایشی، تکیه‌گاه دامنه‌ها را تضعیف کرده و خطر وقوع زمین‌لغزش را افزایش می‌دهد. از سوی دیگر، فعالیت‌های انسانی به ویژه احداث جاده‌ها در مسیر شهر دهدز، تأثیر قابل توجهی بر ناپایداری شیب‌ها داشته است. ایجاد ترانشه‌های متعدد برای راه‌سازی نه تنها ساختار طبیعی دامنه‌ها را تغییر داده، بلکه باعث اختلال در سیستم زهکشی منطقه شده است. این تغییرات منجر به تجمع آب در پشت جاده‌ها و افزایش فشار هیدرواستاتیک بر خاک می‌شود که در نهایت مقاومت خاک را کاهش می‌دهد. یافته‌های این پژوهش با نتایج مطالعات پیشین مانند تحقیق ژانگ^۱ و همکاران (۲۰۲۰) درباره نقش راه‌سازی در زمین‌لغزش و همچنین پژوهش محمدی و همکاران (۱۴۰۲) در مورد اهمیت عوامل شیب، لیتولوژی و رودخانه‌ها همخوانی دارد. با این حال، در برخی جنبه‌ها مانند تأثیر جهت شیب و بارش، تفاوت‌هایی با مطالعات قبلی مشاهده می‌شود. این تفاوت‌ها احتمالاً ناشی از شرایط خاص منطقه مورد مطالعه و روش‌شناسی متفاوت تحقیق حاضر است. برای مدیریت این چالش‌ها، اجرای راهکارهای جامعی شامل کنترل فرسایش رودخانه‌ای، اعمال تمهیدات ویژه در پروژه‌های عمرانی، پایش مستمر مناطق پرخطر و استفاده از روش‌های نوین پایدارسازی شیب‌ها ضروری به نظر می‌رسد. این اقدامات می‌تواند در قالب برنامه‌ریزی یکپارچه حوضه آبخیز اجرایی شود و به کاهش خطرات ناشی از زمین‌لغزش در منطقه کمک کند.

ارزیابی دقت مدل با شاخص AUC بالای ۰/۹ برای هر دو مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی، نشان‌دهنده عملکرد بسیار دقیق این روش در پیش‌بینی مناطق مستعد است. از جنبه روش‌شناسی، بررسی‌های انجام شده تأیید می‌کنند که داده‌های مورد استفاده از شرایط لازم برای تحلیل‌های رگرسیونی برخوردار بوده‌اند. نتایج حاصل از تحلیل Q-Q Plot نشان می‌دهد که مفروضات اساسی مدل‌سازی رگرسیونی، از جمله نرمال بودن توزیع خطاها، به خوبی رعایت شده‌اند. این موضوع اعتبار نتایج حاصل از مدل رگرسیون خطی چندگانه را تضمین نموده و قابلیت اتکای آن را برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی افزایش می‌دهد. از دیدگاه مدیریت ریسک، یافته‌های این پژوهش بر ضرورت توجه ویژه به مناطق دارای سازندهای زمین‌شناسی حساس به ویژه در شیب‌های تند و مجاور رودخانه‌ها تأکید دارد. این مناطق به دلیل آسیب‌پذیری بالا، نیازمند اقدامات پیشگیرانه و مدیریتی فوری هستند. از سوی دیگر، نقش مؤثر پوشش گیاهی در پایداری شیب‌ها لزوم توجه به برنامه‌های حفاظتی و احیای مراتع را پررنگ می‌سازد. حفظ و توسعه پوشش گیاهی می‌تواند به عنوان یک راهکار طبیعی و کم‌هزینه در کاهش خطر زمین‌لغزش مورد توجه قرار گیرد. نتایج این مطالعه می‌تواند مبنای علمی مناسبی برای اولویت‌بندی اقدامات کاهش خطر و برنامه‌ریزی‌های کاربری اراضی در منطقه فراهم نماید و تلفیق این یافته‌ها با دانش محلی و بررسی‌های میدانی می‌تواند منجر به توسعه راهکارهای مؤثرتر و سازگار با شرایط بومی برای مدیریت پایدار خطر زمین‌لغزش در حوضه آبریز ده‌شیخ شود. با این حال، برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر به ویژه در مناطق با خطر بسیار زیاد، توسعه مدل‌های پیچیده‌تر و استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر تحلیلی مانند آنالیزهای دینامیکی تغییرات رطوبتی و مدل‌سازی سه‌بعدی تنش-کرنش پیشنهاد می‌شود. اعتبارسنجی نتایج با روش‌های چندمعیاره و مقایسه با سایر مدل‌های پیش‌بینی نیز می‌تواند دقت تحلیلی پژوهش‌های آینده را افزایش دهد. این یافته‌ها می‌تواند مبنای علمی مناسبی برای تدوین طرح‌های جامع مدیریت ریسک در حوضه‌های مشابه فراهم نماید.

منابع

اصغری سراسکانرود، صیاد؛ پالیزبان، دنیا؛ امامی، هادی و قلعه، احسان (۱۳۹۹). تحلیل مدل‌های تحلیل شبکه و منطق فازی برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش مطالعه موردی: (جاده سراب-نیر). *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۴(۷۳)، ۱-۱۰.

Doi: 10.22034/gp.2020.10792 ۲۲

- انتظاری، مژگان؛ استکی، شکوه و غلام حیدری، حمیده (۱۴۰۳). بررسی وضعیت زمین‌لغزش حوضه آبریز طارم با استفاده از مدل همپوشانی ریسک-آسیب‌پذیری. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۸(۸۹)، ۶۱-۳۹. Doi: 10.22034/gp.2023.54607.3073.
- ذاکری‌نژاد، رضا و عموشاه، ناهید (۱۴۰۱). ارزیابی خطر زمین‌لغزش با استفاده از داده‌های سنجش از دور و مدل حداکثر آنتروپی (منطقه مورد مطالعه: حوضه آبخیز کمه، جنوب استان اصفهان). *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۱۱(۲)، ۱۲۸-۱۴۹. Doi: 10.22034/gmpj.2022.340900.1349
- ساداتی، سیدحمید؛ موسوی، سیدرمضان؛ وهاب‌زاده کبریا، قربان و روشان، سیدحسین (۱۴۰۳). ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه تبجن، استان مازندران). *مخاطرات محیط طبیعی*، (انتشار آنلاین)، ۱-۱۰. Doi: 10.22111/jneh.2025.50031.2071.
- سپه‌وند، علیرضا و بیرانوند، نسرین (۱۴۰۳). پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (منطقه مورد مطالعه: بخشی از حوزه آبخیز هراز). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۲۶۱-۲۷۸. Doi: 10.22098/mmws.2023.12678.1263
- شریفی‌پیشون، محمد؛ شیرانی، کوروش و شیرانی، مائده (۱۴۰۰). اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پهنه‌بندی حساسیت آن با استفاده از روش رگرسیون چندمتغیره خطی مطالعه ی موردی: حوضه ی آبریز وهرگان-غرب استان اصفهان. *هیدروژئومورفولوژی*، ۸(۲۶)، ۱۶۳-۱۳۹. Doi: 10.22034/hyd.2021.12902.
- صدیقی، حدیثه و قاسمی، احمد رضا (۱۴۰۲). مدل‌سازی خطر وقوع زمین لغزش با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک (مطالعه موردی: استان چهار محال و بختیاری). *پژوهش‌های دانش زمین*، ۱۴(۴)، ۴۲-۶۰. Doi: 10.48308/esrj.2023.104053.
- محمدی، مجتبی؛ عفیفی، محمد ابراهیم و قنبری، عبدالرسول (۱۴۰۲). پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از سیستم استنتاج فازی در حوضه‌ی رودخانه‌ی ایذه، *علوم جغرافیایی*، ۱۹(۴۲)، ۱۷۹-۱۵۶.
- نظریانی، نسترن، و فلاح اصغر (۱۴۰۲). مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از داده‌کاوی در جنگل‌های هیرکانی، *پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز*، ۱۴:۱۴۰۲ (۲۷)، ۱۳۴-۱۲۳.

References

- Abbasov, R., Fahs, M., Younes, A., Nowamooz, H., Maloy, K. J., & Toussaint, R. (2024). Modeling rainfall-induced landslide using the concept of local factor of safety: Uncertainty propagation and sensitivity analysis. *Computers and Geotechnics*, 167, 106102.
- Agboola, G., Hashemi Beni, L., Elbayoumi, T., & Thompson, G. (2024). Optimizing landslide susceptibility mapping using machine learning and geospatial techniques. *Ecological Informatics*, 81 (2024) 102583. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102583>.
- Ahyuni, A., Rizki, A. H., Endah, P., & Yurni, S. (2022). Random Forest Method Utilization For Landslide Hazard Zonation In Lima Puluh Kota Regency. *ICGEO 2022*, November 19-20. DOI 10.4108/eai.19-11-2022.2332288.
- Asghari, S., Palizban, D., Emami, H., & Ghaleh, E. (2020). Evaluation of Fuzzy Logic and Network Analysis Models for Mapping Landslide Sensitivity Case Study: (Sarab - Nir Road). *Journal of Geography and Planning*, 24(73), 1-22. doi: 10.22034/gp.2020.10792 [In Persian]
- Chen, Z., Tang, J., & Song, D. (2024). Modeling landslide susceptibility using alternating decision tree and support vector. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 35(1), 12. <https://doi.org/10.1007/s44195-024-00074-6>
- Dahal, A., Castro-Cruz, D. A., Tanyaş, H., Fadel, I., Mai, P. M., van der Meijde, M., van Westen, C., Huser, R., & Lombardo, L. (2023). From ground motion simulations to landslide occurrence prediction. *Geomorphology* 441, 108898. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108898>.
- Dahal, A., Huser, R., Lombardo, L., (2024). At the junction between deep learning and statistics of extremes: formalizing the landslide hazard definition. *arXiv preprint arXiv:2401.14210*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.14210>.

- Dahal, A., Lombardo, L., (2023). Explainable artificial intelligence in geoscience: Aglimpse into the future of landslide susceptibility modeling. *Computer Geoscience*. 176, 105364. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2023.105364>.
- Dahal, A., Tanyaş, H., Lombardo, L., (2024). Full seismic waveform analysis com-bined with transformer neural networks improves coseismic landslide prediction. *Commun. Environmental Earth Sciences*. 5 (1), 75. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01243-8>.
- Dahal, A., Tanyas, H., van Westen, C., van der Meijde, M., Mai, P. M., Huser, R., & Lombardo, L. (2024). Space–time landslide hazard modeling via Ensemble Neural Networks, *Nat. Natural Hazards and Earth System Sciences*., 24, 823–845, <https://doi.org/10.5194/nhess-24-823-2024>, 2024.
- Dastranj, A., Hamzeh, N., & Bagherian Kalat, A. (2022). GIS-based Landslide Susceptibility Zoning Using Multi-criteria Decision-Making Method: A Case Study in Binalood Mountains, Iran. *Quarterly Scientific Journal of Rescue and Relief*, 2022; 14(1): 19-29. Doi: 10.32592/jorar.2022.14.1.3.
- Dey, S., & Das, S. (2025). Swarm optimization based heterogeneous machine learning techniques for enhanced landslide susceptibility assessment with comprehensive uncertainty quantification. *Earth Science Informatics*, 18, 145. <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01617-8>
- Emiloglu, A., Zhu, L., Mohammednour, A. B., Azarafza, M., & Nanehkaran, Y. A. (2023). Landslide Susceptibility Assessment for Maragheh County, Iran, Using the Logistic Regression Algorithm. *Land*. 2023; 12(7):1397. <https://doi.org/10.3390/land12071397>.
- Entezari, M. , Esteki, S. and Gholamhaydari, H. (2024). Investigation of State of Landslide in Taron Watershed Using Risk-Vulnerability Superimposed Model. *Journal of Geography and Planning*, 28(89), 61-39. doi: 10.22034/gp.2023.54607.3073. [In Persian]
- Feng, L., Zhang, M., Mao, Y., Chen, X., Wang, J., & Liu, H. (2025). Convolutional neural network-based deep learning for landslide susceptibility mapping in the Bakhtegan watershed. *Scientific Reports*, 15, 13250. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96748-3>
- Halder, K., Srivastava, A. K., Ghosh, A. (2025). Improving landslide susceptibility prediction through ensemble recursive feature elimination and meta-learning framework. *Scientific Reports*, 15, 5170. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-87587-3>
- Karam, A., & Turani, M., (2013). Zoning of Land Susceptibility to Landslide Occurrence Using Linear Regression Methods and Analytic Hierarchy Process Case Study: Haraz Axis from Roudehen to Rineh. *Applied Research in Geographical Sciences (Geographical Sciences)*, 13(28), 177-190. url:<http://jgs.khu.ac.ir//artic-1-691>. [In Persian]
- Krkac, M., Sanja, B., & Gazibara, S. (2021). model of the slow-moving Kostanjek landslide in Zagreb, Croatia. *Rudarsko-geološko-naftni zbornik* 36(2):59-68.DOI:10.17794/rgn.2021.2.6.
- Li, M., Wang, H., Chen, J., & Zheng, K. (2024). Assessing landslide susceptibility based on the random forest model and multi-source heterogeneous data. *Ecological Indicators*, 158, 111600. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.111600>
- Li, M., Wang, H., Chen, J., & Zheng, K. (2024). Assessing landslide susceptibility based on the random forest model and multi-source heterogeneous data, *Ecological Indicators*, 158(20), <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.111600>.
- Mohammadi, M., Afifi, M. E., & Ghanbari, A. (2023). Landslide hazard zoning using a fuzzy inference system in the Izeh River basin, *Geographical Sciences*, 19(42), 156-179. [In Persian]
- Nazariani N, Fallah A. (2023). Landslide Risk Modeling using Data Mining in Hyrcanian Forests. *Watershed Management Research*. 14(27), 123-134. doi:10.61186/jwmr.14.27.123. [In Persian]
- Niraj, K. C., Ankit, S., & Dericks Praise, S. (2023). Effect of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) on GIS-Enabled Bivariate and Multivariate Statistical Models for Landslide Susceptibility Mapping. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 51(3).DOI:10.1007/s12524-023-01738-5.

- Niraj, A. K. C. Singh and D. P. Shukla, (2023). Improved Landslide Susceptibility mapping using statistical MLR model, *International Conference on Machine Intelligence for GeoAnalytics and Remote Sensing (MIGARS), Hyderabad, India*, 1-4, doi: 10.1109/MIGARS57353.2023.10064594.
- Ramani, S. (2017). Anempirical study to identify factors causing landslides using multiple linear regression model (MLR) January 2017. *Disaster Advances*, 10(9):18-26.
- Rihan, M., Talukdar, S., Naikoo, M. W. (2024). Improving landslide susceptibility prediction in Uttarakhand through hyper-tuned artificial intelligence and global sensitivity analysis. *Earth Systems and Environment*. 15:13250. <https://doi.org/10.1007/s41748-024-00457-2>
- Rodrigues Neto, J. M., & Bhandary, N. P. (2024). Landslide susceptibility assessment by machine learning and frequency ratio methods using XRAIN radar-acquired rainfall data. *Geosciences*, 14(6), 171. <https://doi.org/10.3390/geosciences14060171>
- Rohan, E., Shelef, B., Mirus, T., & Coleman, T. (2023). Prolonged influence of urbanization on landslide susceptibility. *Landslides*, 20(5), 1023-1035. <https://doi.org/10.1007/s10346-023-02034-6>
- Sabri, M., Ahmad, F., & Samui, P. (2024). Slope stability analysis of heavy-haul freight corridor using novel machine learning approach. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(1), 201–219. <https://doi.org/10.1007/s40808-023-01774-7>
- Sadati, S. H. , Mousavi, S. R. , Vahabzadeh Kebria, G. and Roshun, S. H. (2025). Evaluation of Random Forest and Support Vector Machine Models in Landslide Risk Mapping (Case study: Tajan Basin, Mazandaran Province). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 1-1. doi: 10.22111/jneh.2025.50031.2071. [In Persian]
- Seddighi, H. and Ghasemi, A. R. (2023). Landslide risk modeling using logistics regression model (Case study: Chaharmahal and Bakhtiari province). *Researches in Earth Sciences*, 14(4), 42-60. doi: 10.48308/esrj.2023.104053. [In Persian]
- Sepahvand, A. & Beiranvand, N. (2024). Landslide susceptibility mapping using various soft computing techniques (Case study: A part of Haraz Watershed). *Water and Soil Management and Modelling*, 4(2), 261-278. doi: 10.22098/mmws.2023.12678.1263. [In Persian]
- Sharifi Paichoon, M. , Shirani, K. and Shirani, M. (2021). Prioritization of Factors Affecting the Occurrence of Landslides and Zoning Its Sensitivity Using Multiple Linear Regression Case Study: Vahargan Catchment-west of Isfahan Province. *Hydrogeomorphology*, 8(26), 163-139. doi: 10.22034/hyd.2021.12902. [In Persian]
- Tian, F., Wei, Z., Zhang, H., Cui, W., Chen, F., Li, H., & Tan, D. (2025). Multi-temporal InSAR-based landslide dynamic susceptibility mapping of Fengjie County, Three Gorges Reservoir Area, China, *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 1674-7755, <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2025.01.012>.
- Wang, Y., Sun, D., Wen, H., Zhang, H., & Zhang, F. (2020). Comparison of random forest model and frequency ratio model for landslide susceptibility mapping (LSM) in Yunyang County (Chongqing, China). *International journal of environmental research and public health*, 17(12), 4206. doi.org/10.3390/ijerph17124206.
- Yadav, R., Huser, R., Opitz, T., & Lombardo, L. (2023). Joint modelling of landslide counts and sizes using spatial marked point processes with sub-asymptotic mark distributions. *Royal Statistical Society. Stat. qlad077*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.09908>.
- Yaghoubi, E., Yaghoubi, E., Khamees, A. (2024). A systematic review and meta-analysis of artificial neural network, machine learning, deep learning, and ensemble learning approaches in field of geotechnical engineering. *Neural Comput & Applic*, 36, 12655–12699. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09893-7>
- Yang, Z., Cheng, D., & Xia, J. (2024). Effects of the Rainfall-Triggered Lisse Effect on the Stability of Loess Slopes. *Journal of Earth Science*, 35, 1254–1262. <https://doi.org/10.1007/s12583-021-1536-6>

- Ye, C., Wu, H., Oguchi, T., Tang, Y., Pei, X., & Wu, Y. (2025). Physically Based and Data-Driven Models for Landslide Susceptibility Assessment: Principles, Applications, and Challenges. *Remote Sensing*, 17(13), 2280. <https://doi.org/10.3390/rs17132280>
- Zakerinejad, R., & Amoshahi, N. (2022). Assessment of Landslide Hazard Using Remote sensing data and the Maximum Entropy Model (Case Study: Kome watershed, in south of Isfahan Province). *Quantitative Geomorphological Research*, 11(2), 128-149. doi: 10.22034/gmpj.2022.-340900.1349. [In Persian]
- Zhang, Y.; Wu, W.; Qin, Y.; Lin, Z.; Zhang, G.; Chen, R.; Song, Y.; Lang, T.; Zhou, X.; Huangfu, W.; (2020). Mapping Landslide Hazard Risk Using Random Forest Algorithm in Guixi, Jiangxi, China. *Geo-Information*, 9, 695. <https://doi.org/10.3390/ijgi9110695>.