



University of Tehran Press

Environmental

Hazards

Management



Iranian Hazardology Association
Online ISSN: 2383-0530

Home Page: <https://jhsci.ut.ac.ir>

Landslide Risk Zoning Using Machine Learning Algorithm Modeling Technique (Case Study: Izeh County)

Leila Ebrahimi¹ | Maryam Ilanloo^{2*}

1. Department of Geography, Cha.C.Islamic Azad University, Chalous, Iran. Email: geo.ebrahimi@yahoo.com

2. Corresponding Author, Department of Geography, Mahs.C. Islamic Azad University, Mahshahr, Iran. Email: m.ilanloo6101@iau.ir

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article type: Research Article Article History: Received: 02 May 2025 Revised: 02 June 2025 Accepted: 10 June 2025 Published: 17 June 2025 Keywords: Natural hazards, Loss of life and property, Zoning, Izeh County.	Objective: Landslide risk zoning can be an effective reference for natural hazard reduction and land use planning, but the modeling process involves multidisciplinary knowledge, which leads to its complexity. This research aims to zoning landslide risk in Izeh County using the MLR machine learning algorithm modeling technique. Method: In this study, modeling was applied by considering fourteen predictors. Thematic layers of all predictors and landslides were prepared in ArcMap 10.8, SAGA-GIS 9.0.1, Rstudio, ENVI 5.6, and mainly from DEM-based derivatives and field data to prepare predictor data layers. Results: The modeling results showed that the MLR algorithm, with a kappa coefficient of 0.9711, RMSE of 0.0102, and R^2 of 0.9812, has a very accurate performance in predicting and explaining landslide risk. These figures indicate a high agreement between the actual and predicted values and a high explanatory power of the model. Among the identified effective factors, distance from roads (with an importance coefficient of 0.73), slope (0.62), geology (0.54), and distance from the river (0.42) had the greatest impact on the occurrence of landslides. Also, pressure from road construction, radiation direction, increasing slope, and the soft nature of Gachsaran rocks, marl, and Quaternary sediments were identified as factors that exacerbate slope instability. In contrast, faults, elevation, and topographic moisture index have shown a reducing or neutral effect on the occurrence of landslides. Based on the hazard zoning map produced by the MLR model, about 21.7 percent of the area (equivalent to 96,905 hectares) is in the "hazardous" class and 15.3 percent (20,338 hectares) is in the "very hazardous" class. Conclusions: This indicates that a significant part of the region, especially the southern regions, is highly susceptible to landslides, which doubles the need for preventive management measures

Cite this article: Ebrahimi, L. & Ilanloo, M. (2025). Landslide Risk Zoning Using Machine Learning Algorithm Modeling Technique (Case Study: Izeh County). *Environmental Hazards Management*, 12 (1), 51-64. DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.394488.879>



© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.394488.879>

Introduction

Landslide hazard zoning refers to the probability of landslide occurrence in a specific area, independent of time, and based on the local environmental and geological characteristics. Such zoning maps are typically based on the principle that future landslides are likely to occur under similar conditions as those in the past. Landslide risk, in contrast, pertains to the potential for damage or loss involving vulnerable elements such as population, infrastructure, and properties.

Iran, due to its geomorphology and tectonic setting, is exposed to a variety of natural hazards. Mass movements and slope instabilities, in particular, pose serious threats to human activities, often leading to considerable economic and structural damage. In Izeh County, the combination of geological

complexity and a history of seismic activity underscores the necessity for continuous monitoring and implementation of preventive measures.

This study focuses on landslide risk zoning in Izeh County using a machine learning modeling approach. The innovation of the study lies in its methodological framework. By applying machine learning algorithms, the research enhances prediction accuracy, minimizes human error, and improves the model's ability to capture complex relationships, compared to conventional statistical methods. Algorithms such as Random Forest (RF), Support Vector Machines (SVM), and XGBoost can detect non-linear and intricate interactions between influencing factors—capabilities that traditional techniques like logistic regression or weighting models often lack due to their simplifying assumptions.

Method

Although many factors were involved, in this study, the most important and effective of them. Although numerous factors influence landslides, this study categorized the most significant ones into four groups:

- Geological Factors: geological formations, soil texture, and faults
- Climatic and Environmental Factors: precipitation, land use, road proximity, and NDVI
- Topographic Factors: elevation, slope, slope direction, and curvature
- Hydrological Factors: proximity to rivers, Topographic Wetness Index (TWI), and Stream Power Index (SPI)

After preparing the spatial layers related to landslide occurrence, all datasets were standardized in terms of coordinate system (UTM_WGS1984_Zone_39), cell size (30 meters), and spatial extent. These were then converted into raster format (cell grid) and saved in TIF numeric format.

Along with these layers, a training dataset containing 123 documented landslide points—collected via Google Earth and historical records—was imported into RStudio for model training. The Multiple Linear Regression (MLR) algorithm was employed to develop the landslide hazard zoning map for the watershed in question. Model validation was carried out using five performance metrics.

Results

Based on the grid_code values associated with landslide points and corresponding parameter codes, the following correlations were identified:

Road index (0.73), slope (0.62), geology (0.54), and river proximity (0.42) showed the highest positive correlations with landslide occurrence.

In contrast, fault proximity (-0.08), TWI (-0.15), and elevation (-0.23) exhibited the weakest (or negative) correlations.

Given that the P-value for all parameters was $< 2e-16$, all factors significantly contribute to landslide occurrence. However, the magnitude of influence (Estimate Std) varies:

Road (0.79), geological formations (0.63), slope (0.54), and river (0.46) had the highest predictive influence.

In contrast, elevation (Estimate Std: 0.02) showed relatively minimal effect.

The zoning results classify the study area as follows:

- Safe zones: 168,793 hectares (34.1%)
- Low-risk zones: 10,186 hectares (4.1%)
- Moderate-risk zones: 153,749 hectares (24.8%)
- High-risk zones: 96,905 hectares (21.7%)
- Very high-risk zones: 20,338 hectares (15.3%)

According to the hazard map, much of the basin lies within moderate to high-risk categories.

Conclusions

This study aimed to identify landslide-prone areas and assess the predictive accuracy of the Multiple Linear Regression (MLR) algorithm in Izeh County, Khuzestan Province. The model achieved high performance with:

Kappa coefficient: 0.9711

Root Mean Square Error (RMSE): 0.0102

Coefficient of Determination (R^2): 0.9812

These metrics confirm a strong agreement between predicted and actual data, and demonstrate the model's high explanatory power. Compared to domestic studies such as those by Karam and Turani (2013), Sharifi et al. (2014), and Seddighi and Ghasemi (2014), the current results confirm the significant role of human factors (e.g., road construction) and natural factors (e.g., slope and geology).

Furthermore, MLR outperformed other models such as AHP, logistic regression, SVM, and Random Forest in this case. Overall, the findings suggest that MLR is a reliable and efficient tool for landslide hazard assessment. The model can accurately delineate high-risk zones and offers a valuable foundation for sustainable development and risk reduction. It is recommended that similar approaches be employed in other landslide-prone regions, especially for infrastructure planning and land-use management.

Author Contributions

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Ethical Considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Conflict of Interest

The authors declare no conflict of interest. Declare conflicts of interest or state “The authors declare no conflict of interest.” Authors must identify and declare any personal circumstances or interest that may be perceived as inappropriately influencing the representation or interpretation of reported research results.

References

1. Lombardo, L., Tanyas, H., & Nicu, I.C. (2020), Spatial modeling of multi-hazard threat to cultural heritage sites, *Eng. Geol.* 277(33), 105776.
2. Lu, P., Shi, W., Wang, Q., Li, Z., Qin, Y., & Fan, X. (2021). Co-seismic landslide mapping using sentinel-2 10-m fused nir narrow, red-edge, and swir bands, *Landslides*, 18(4). 2017–2037.
3. Medina, V., Hürlimann, M., Guo, Z., Lloret, A., & Vaunat, J. (2021), Fast physically-based model for rainfall-induced landslide susceptibility assessment at regional scale, *Catena*, 67(201), 105213
4. Nikoobakht, S. Azarafza, M., Akgün, H., & Derakhshani, R. (2022), Landslide susceptibility assessment by using convolutional neural network, *Appl. Sci.* 12(3), 5992.
5. Pei, Y. Qiu, H., Yang, D., Liu, Z., Ma, S., Li, J., Cao, M., & Wufuer, W. (2023), Increasing landslide activity in the taxkorgan river basin (eastern pamirs plateau, China) driven by climate change, *Catena*, 78(223), 10691



پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از تکنیک مدل‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین (نمونه موردی: شهرستان ایزه)

لیلا ابراهیمی^۱ | مریم ایلانلو^{۲*}

۱. استادیار گروه جغرافیا، واحد چالوس، دانشگاه آزاد اسلامی، چالوس، ایران. رایانامه: Leyla.ebrahimi@iauc.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، استادیار گروه جغرافیا، واحد ماهشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ماهشهر، ایران. رایانامه: m.ilanloo6101@iauc.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۱۱

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۳/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۲۰

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۳/۲۷

کلیدواژه:

مخاطرات طبیعی،
خسارات جانی و مالی،
پهنه‌بندی،
شهرستان ایزه.

هدف: پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش می‌تواند مرجع مؤثری برای کاهش مخاطرات طبیعی و برنامه‌ریزی کاربری زمین باشد، اما فرایند مدل‌سازی شامل دانشی چندرشته‌ای است که سبب پیچیدگی آن می‌شود. این پژوهش با هدف پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش در شهرستان ایزه با استفاده از روش مدل‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین MLR انجام گرفته است.

روش پژوهش: در این پژوهش، مدل‌سازی با در نظر گرفتن چهارده عامل پیش‌بینی‌کننده اعمال شد. لایه‌های موضوعی همه عوامل پیش‌بینی‌کننده و زمین‌لغزش‌های موجود در نرم‌افزار ArcMap 10.8، SAGA-GIS 9.0.1، Rstudio، ENVI 5.6 و اغلب از مشتقات مبتنی بر DEM و داده‌های میدانی برای تهیه لایه‌های داده‌های عوامل پیش‌بینی‌کننده تهیه شد.

یافته‌ها: نتایج مدل‌سازی نشان داد که الگوریتم MLR با ضریب کاپای ۰/۹۷۱۱، RMSE برابر با ۰/۰۱۰۲ و R^2 معادل ۰/۹۸۱۲ عملکرد بسیار دقیقی در پیش‌بینی و تبیین خطر زمین‌لغزش دارد. این ارقام گویای توافق زیاد میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده و قدرت توضیحی زیاد مدل هستند. در میان عوامل مؤثر شناسایی‌شده، فاصله از جاده‌ها (با ضریب اهمیت ۰/۷۳)، شیب (۰/۶۲)، زمین‌شناسی (۰/۵۴) و فاصله از رودخانه (۰/۴۲) بیشترین تأثیر را در وقوع لغزش‌های زمین داشته‌اند. همچنین فشار ناشی از راه‌سازی، جهت تابش، افزایش شیب و ماهیت نرم سنگ‌های گچساران، مارن و رسوبات کواترنری به‌عنوان عوامل تشدیدکننده ناپایداری دامنه‌ها شناسایی شدند. در مقابل، گسل‌ها، ارتفاع و شاخص رطوبت توپوگرافی تأثیر کاهنده یا خنثی بر وقوع زمین‌لغزش نشان داده‌اند. براساس نقشه پهنه‌بندی خطر تولیدشده توسط مدل MLR، حدود ۲۱/۷ درصد از منطقه (۹۶۹۰۵ هکتار) در طبقه «خطرناک» و ۱۵/۳ درصد (۲۰۳۳۸ هکتار) در طبقه «خیلی خطرناک» قرار گرفته‌اند. این موضوع نشان می‌دهد که بخش بزرگی از منطقه به‌خصوص مناطق جنوبی دارای حساسیت زیاد به زمین‌لغزش است که ضرورت اقدامات مدیریتی پیشگیرانه را دوچندان می‌کند.

استناد: ابراهیمی، لیلا و ایلانلو، مریم (۱۴۰۳). پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از تکنیک مدل‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین (نمونه موردی: شهرستان ایزه). مدیریت مخاطرات محیطی، ۱۲ (۱)، ۵۱-۶۴.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jhsci.2025.394488.879>



مقدمه

در دهه‌های گذشته، مردم زیادی در سراسر جهان تحت تأثیر مخاطرات طبیعی گوناگون قرار گرفته‌اند (رئیس‌یان و همکاران، ۱۳۹۹). یکی از مهم‌ترین این مخاطرات، رانش زمین یا شکست شیب است؛ پدیده‌ای پیچیده با اشکال مختلفی از حرکات توده‌ای شامل ریزش، لغزش، جریان، گسترش و خزش که در بسیاری از مناطق جهان رخ می‌دهد (Addis, 2023). با افزایش آثار مخرب زمین‌لغزش‌ها بر سکونتگاه‌های انسانی و زیرساخت‌ها، تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر وقوع آن به یک اولویت علمی و اجرایی برای برنامه‌ریزان، زمین‌شناسان مهندسی، تصمیم‌گیران و مدیران تبدیل شده است (Guo et al., 2020).

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش به‌عنوان احتمال مستقل مکانی و زمانی وقوع این پدیده در یک محل مشخص، براساس ویژگی‌های محلی تعریف می‌شود (Baeza et al., 2016). این نقشه‌ها به‌طور معمول بر این اصل مبتنی‌اند که رانش‌های زمین در شرایط مشابه گذشته، در آینده نیز احتمال وقوع دارند (Asmare et al., 2023). خطر زمین‌لغزش، بیانگر خسارات و آسیب‌های احتمالی به عناصر در معرض خطر مانند جمعیت و زیرساخت‌ها (Chen et al., 2022) و متأثر از دو مؤلفه احتمال وقوع و پیامدهای ناشی از لغزش است. از یک‌سو، احتمال وقوع رانش زمین در منطقه‌ای خاص با توجه به ویژگی‌های ذاتی مانند زمین‌شناسی، توپوگرافی و پوشش زمین بررسی می‌شود که به آن پهنه‌بندی خطر گفته می‌شود (Guo et al., 2022). از سوی دیگر، شدت و احتمال وقوع زمین‌لغزش در یک بازه زمانی مشخص، در قالب مفهوم «خطر زمین‌لغزش» تحلیل می‌شود. میزان آسیب‌پذیری عناصر در معرض خطر نیز بخشی از ارزیابی خطر محسوب می‌شود (Crozier et al., 2025).

ارزیابی خطر زمین‌لغزش، امکان شناسایی مناطق پرخطر، اولویت‌بندی اقدامات کاهش خطر و پشتیبانی از برنامه‌ریزی‌های توسعه‌ای را فراهم می‌سازد. روش‌های مختلفی برای ارزیابی و مدل‌سازی خطر زمین‌لغزش ارائه شده‌اند که اغلب مبتنی بر تلفیق داده‌های مکانی، سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) هستند (Guzzetti et al., 2025). گام نخست در این فرایند، ایجاد فهرستی کامل و قابل اعتماد از زمین‌لغزش‌های ثبت‌شده (اعم از تاریخی یا ناشی از رویدادهای خاص) است (Chen et al., 2024). روش‌های جمع‌آوری داده‌های زمین‌لغزش در مقیاس منطقه‌ای شامل بررسی‌های میدانی و بررسی‌های غیرتماسی مبتنی بر داده‌های سنجش از دور است (Kim et al., 2021). هرچند بررسی‌های اولیه اغلب به‌صورت دستی انجام می‌گرفت، این فرایند پرهزینه، زمان‌بر و در برخی مناطق کوهستانی حتی خطرناک بود (Ilanloo, 2011). با پیشرفت فناوری، ابزارهایی مانند رادار، وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین و حسگرهای نوین به‌طور گسترده به این منظور استفاده شده‌اند (Lu et al., 2021). رویکردهای خودکار یا نیمه‌خودکار مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق نیز توسعه یافته‌اند (Medina et al., 2021). با این حال، روش‌های ترکیبی که داده‌های سنجش از دور را با بررسی‌های میدانی تلفیق می‌کنند، به‌عنوان رویکردی کارآمدتر در افزایش دقت و صحت نتایج پذیرفته شده‌اند (Asmare & Tesfa, 2022).

ایران، به‌واسطه ویژگی‌های طبیعی و مورفولوژی خاص خود، در معرض انواع مخاطره طبیعی از جمله زمین‌لغزش قرار دارد. این پدیده، تهدیدی جدی برای فعالیت‌های انسانی، منابع اقتصادی، تأسیسات و زیربنای کشور محسوب می‌شود (ایلانلو و ابراهیمی، ۱۳۹۵). شهرستان ایزه با توجه به وضعیت زمین‌شناسی خاص، سابقه زمین‌لرزه‌های متعدد و قرارگیری در مسیر جاده ترانزیتی اصفهان-ایزه، یکی از مناطق پرخطر از منظر زمین‌لغزش به‌شمار می‌رود. از این‌رو، پایش مستمر و ارزیابی خطر این پدیده در منطقه، ضرورتی انکارناپذیر است.

هدف پژوهش حاضر، پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش در شهرستان ایزه با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. نوآوری اصلی این پژوهش، بهره‌گیری از روش‌های مدل‌سازی هوشمند برای افزایش دقت پیش‌بینی، کاهش خطای انسانی و بهبود توانایی تحلیل داده‌های پیچیده در مقایسه با روش‌های سنتی است. الگوریتم‌هایی مانند SVM، Random Forest و XGBoost، توانایی شناسایی الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی میان متغیرهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش را دارند، درحالی که روش‌های آماری سنتی مانند رگرسیون لجستیک به‌طور معمول محدود به روابط خطی یا ساده‌سازی شده هستند.

پیشینه پژوهش

پژوهش در زمینه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، در دهه‌های اخیر به یکی از حوزه‌های مهم در علوم زمین، برنامه‌ریزی شهری و

مدیریت بحران تبدیل شده است. مطالعات بین‌المللی متعددی در این زمینه انجام گرفته که از ترکیب داده‌های سنجش از دور، بررسی‌های میدانی و مدل‌سازی‌های پیشرفته برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش بهره‌برده‌اند. برای مثال، در پژوهشی با استفاده از تصاویر چندمنبعی سنجش از دور، پرواز پهپادها و تحقیقات میدانی، فهرستی جامع از رانش‌های زمین در حوضه رودخانه تاکسکورگان تهیه و الگوهای مکانی وقوع زمین‌لغزش‌ها را تحلیل کردند (Pei et al., 2023). این پژوهش، نمونه‌ای از رویکردهای جامع در سطح جهانی برای پایش مناطق کوهستانی ناپایدار است.

در کشور، پژوهش‌های متعددی با هدف پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در مناطق مختلف ایران صورت گرفته است. اصغری سراسکانرود و همکاران (۱۴۰۱) با استفاده از داده‌های تداخل‌سنجی راداری و مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره MABAC، به پهنه‌بندی حرکات دامنه‌ای در شهرستان هشتروند پرداختند. نتایج نشان داد که تصاویر راداری قابلیت خوبی در شناسایی و محاسبه جابه‌جایی دامنه‌ها دارند؛ به‌طوری که بیشینه جابه‌جایی مواد دامنه‌ای در دوره زمانی مطالعه، ۲۳ سانتی‌متر گزارش شده و منطقه را یکی از کانون‌های فعال ناپایداری دامنه معرفی کرده‌اند. در پژوهشی مشابه، کشاورز و همکاران (۱۴۰۱) با بهره‌گیری از روش تداخل‌سنجی راداری به تحلیل مکانی زمین‌لغزش در منطقه سرباز استان اصفهان پرداختند. این پژوهش با هدف کاهش مخاطرات، به شناسایی سه نقطه حساس در منطقه پرداخت که در محدوده خطر متوسط تا زیاد قرار داشتند. یافته‌ها نشان داد که منطقه از لحاظ پویایی زمین‌لغزش فعال است و اقدامات پایش و پیشگیری باید در اولویت قرار گیرد. در همین زمینه، معماری و همکاران (۱۴۰۲) با استفاده از مدل‌های شواهد وزنی و تابع شواهد قطعی، به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در محور بوکان-سردشت پرداختند. نتایج آنها نشان داد که تراکم زمین‌لغزش‌ها با افزایش طبقات حساسیت، افزایش می‌یابد و مدل‌های مورد استفاده توانسته‌اند نقشه‌هایی دقیق و قابل اتکا برای مدیریت خطر ارائه دهند.

در سطح محلی، با وجود سابقه زمین‌لغزش در شهرستان ایذه، پژوهش‌های مستقلی که با رویکرد نوین مدل‌سازی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام گرفته باشد محدود است. با توجه به ویژگی‌های زمین‌شناسی منطقه، عبور جاده‌های ترانزیتی و سابقه وقوع زمین‌لغزش‌ها، نیاز به پژوهش‌های دقیق‌تر با استفاده از داده‌های مکانی و روش‌های پیشرفته بیش از پیش احساس می‌شود. پژوهش حاضر تلاش دارد این شکاف علمی را در مقیاس محلی پر کند و با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به ارائه نقشه پهنه‌بندی دقیق و کاربردی در شهرستان ایذه بپردازد.

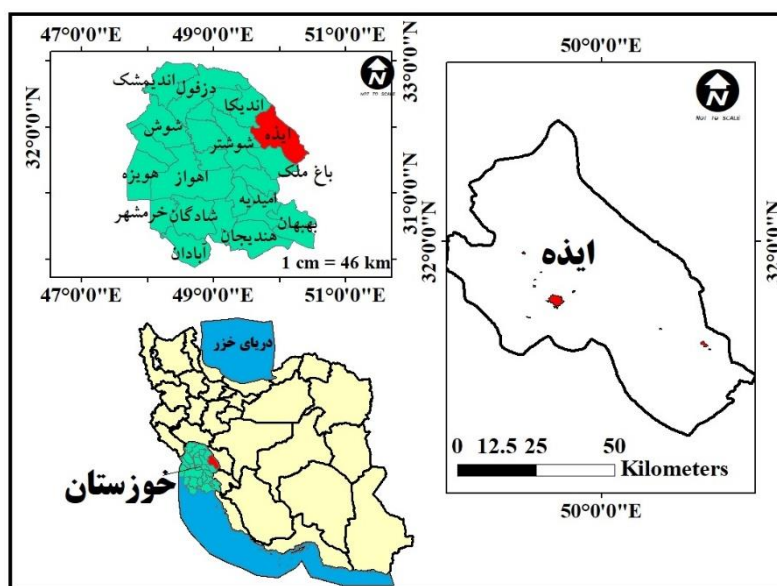
موقعیت منطقه پژوهش

شهرستان ایذه در شمال شرق استان خوزستان، در جنوب غربی ایران در عرض جغرافیایی ۳۱ درجه و ۵۰ دقیقه و ۳ ثانیه شمالی و طول جغرافیایی ۴۹ درجه و ۵۲ دقیقه و ۲ ثانیه شرقی واقع شده است. این شهرستان با شهرستان‌های باغ‌ملک، مسجدسلیمان و اندیکا و همچنین با استان چهارمحال و بختیاری هم‌مرز است (شکل ۱). میانگین ارتفاع بالای ۱۰۰۰ متر ایذه را به مرتفع‌ترین شهرستان استان خوزستان تبدیل کرده است. ایذه دارای آب‌وهوای معتدل‌تری نسبت به بقیه مناطق خوزستان است. هوا در فصل‌های بهار و تابستان، معتدل و در زمستان سرد و گاه یخبندان است. مقدار بارندگی سالانه بین ۵۸۰ تا ۷۴۰ میلی‌متر متغیر است.

روش پژوهش

در این پژوهش ابتدا با مطالعه کتابخانه‌ای و بازدیدهای میدانی مهم‌ترین عوامل مؤثر در وقوع خطر زمین‌لغزش تعیین شدند. با توجه به اینکه عوامل زیادی دخیل بودند، در این پژوهش مهم‌ترین و مؤثرترین آنها در چهار دسته شامل عوامل زمین‌شناسی (سازندهای زمین‌شناسی، بافت خاک و گسل)، اقلیمی و محیطی (بارش، کاربری اراضی، جاده و NDVI)، توپوگرافیکی (ارتفاع، شیب، جهت شیب و انحنای دامنه) و هیدرولوژیکی (رودخانه، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، شاخص توان جریان قدرت فرسایشی بالقوه جریان زمینی) تقسیم شدند. بعد از تهیه لایه‌های مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، همه عوامل با سه ویژگی مشترک شامل سیستم تصویر و مختصات (UTM_WGS1984_Zone_39)، اندازه سلول (Pixel size = 30 m) و ابعاد فیزیکی (Extent) یکسان به فرمت رستری (شبکه سلولی) تنظیم شد و همه رستری‌ها به فرمت عددی TIF تبدیل شدند. سپس به همراه لایه آموزشی (لایه نقطه‌ای شامل ۱۲۳ زمین‌لغزش) که حاصل برداشت‌ها از نرم‌افزار Google Earth و داده‌های تاریخی

زمین‌لغزش‌های رخ داده در حوضه است، برای مدل‌سازی وارد نرم‌افزار Rstudio شدند. سرانجام با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، نقشه پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش حوضه آبریز تحت بررسی تهیه شد. در جهت اعتبارسنجی الگوریتم یادگیری ماشین MLR از پنج معیار جدول ۱ استفاده شد. این تحلیل به‌عنوان یک روش انتخاب ویژگی مقدماتی عمل کرد و در طراحی ساختار مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR) برای بهینه‌سازی دقت پیش‌بینی استفاده شد. استفاده از این روش تحلیلی ضمن ساده‌سازی مدل، سبب تمرکز بر مؤثرترین پارامترها می‌شود و گامی نوآورانه در چارچوب مدل‌سازی کلاسیک به شمار می‌آید.



شکل ۱. موقعیت منطقه پژوهش در ایران و استان خوزستان

جدول ۱. معیارهای صحت‌سنجی الگوریتم MLR

معیار	شماره رابطه	رابطه	شرح رابطه
دقت کلی (Accuracy)	۶	$ACC = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)$	Acc به‌عنوان نسبت نمونه‌های طبقه‌بندی صحت تعداد کل نمونه‌ها لغزشی را اندازه‌گیری می‌کند
ضریب کاپا (Kappa)	۷	$Kappa = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} * 100$	مقادیر بین ۰/۸۱ تا ۱ بیانگر دقت و عملکرد عالی مدل است.
(RMSE)	۸	$MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x_i - \hat{x}_i]^2}$	n = تعداد نقاط داده، $\hat{x}_i$ = مقدار پیش‌بینی شده، x = مقدار واقعی.
میانگین خطای مطلق (MAE)	۹	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x_i - \hat{x}_i]$	n = تعداد نقاط داده، $\hat{x}_i$ = مقدار پیش‌بینی شده، x = مقدار واقعی.
ضریب همبستگی (R-Squared)	۱۰	$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum (Y - \hat{Y}_i)^2}{\sum (Y - \bar{Y})^2}$	SST مجموع مربعات را نشان می‌دهد، SSE مجموع مربعات خطا، Y پیش‌بینی مدل، $\hat{Y}_i$ پیش‌بینی خط رگرسیون و Y میانگین مقادیر پیش‌بینی شده است

یافته‌های تحقیق

بعد از تهیه نقاط لغزشی تاریخی و با استفاده از بازدیدهای میدانی و نرم‌افزار Google Earth که در مجموع ۱۲۳ نقطه زمین‌لغزشی هستند. با لایه‌های مورد نظر در این پژوهش وارد نرم‌افزار Rstudio شده‌اند. با توجه به grid_code در (جدول ۲) که همان نقاط زمین‌لغزش‌اند و با در نظر گرفتن کد پارمترهای مؤثر در زمین‌لغزش می‌توان بیان کرد شاخص‌های جاده (۰/۷۳)،

شیب (۰/۶۲)، زمین‌شناسی (۰/۵۴) و رودخانه (۰/۴۲) بیشترین همبستگی و در مقابل به‌ترتیب شاخص‌های گسل (۰/۰۸-)، رطوبت توپوگرافی (TWI) (۰/۱۵-) و ارتفاع (۰/۲۳-) کمترین همبستگی را با وقوع زمین‌لغزش در منطقه پژوهش دارند. گسل‌ها همبستگی کمی در منطقه پژوهش با زمین‌لغزش دارند، زیرا فاصله از گسل‌ها در منطقه زیاد است.

جدول ۲. همبستگی پارامترها در وقوع خطر زمین‌لغزش

پارامتر	میزان همبستگی	پارامتر	میزان همبستگی
رودخانه	۰/۴۲	NDVI	۰/۰۴
سازندهای زمین‌شناسی	۰/۵۴	ارتفاع	-۰/۲۳
بافت خاک	۰/۲۳	شیب	۰/۶۲
گسل	-۰/۰۸	جهت شیب	-۰/۰۱
جاده	۰/۷۳	انحنای دامنه	۰/۰۵
بارش	۰/۳۸	TWI	-۰/۱۵
کاربری اراضی	۰/۰۷	SPI	۰/۱۵

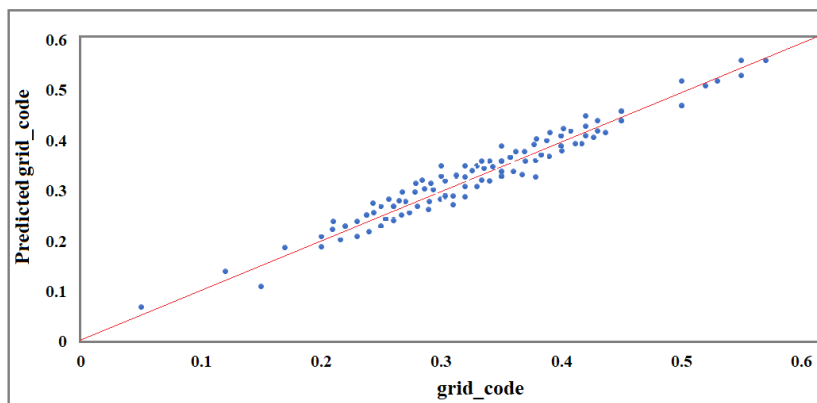
با توجه به اینکه مقدار P-value برای همه پارامترها بسیار کوچک است ($2e-16$ ***)، می‌توان گفت که همه پارامترهای مورد بررسی به‌طور معنی‌داری بر وقوع زمین‌لغزش تأثیر دارند. با این حال، میزان تأثیر هر پارامتر (Estimate Std) متفاوت است. مقادیر Estimate Std پارامتر جاده، سازندهای زمین‌شناسی، شیب و رودخانه به‌ترتیب ۰/۷۹، ۰/۶۳، ۰/۵۴ و ۰/۴۶ است که نشان می‌دهد پارامترهای ذکر شده، تأثیر بسیار معناداری بر وقوع زمین‌لغزش دارند. در این پژوهش، Estimate Std (۰/۰۲) ارتفاع تأثیر معناداری کمتری دارد (جدول ۳).

جدول ۳. تأثیر پارامترها در زمین‌لغزش

پارامتر	Estimate Std	Error t	T value	Pr(> t)
جاده	۰/۷۹	۰/۰۰۱۲	۶۹/۲۲	<2e-16 ***
شیب	۰/۶۳	۰/۰۰۱۵	۷۶/۳۴	<2e-16 ***
سازندهای زمین‌شناسی	۰/۵۴	۰/۰۰۲۹	۷۹/۱۱	<2e-16 ***
رودخانه	۰/۴۶	۰/۰۰۰۹	۴۱/۱۴	<2e-16 ***
بارش	۰/۳۷	۰/۰۰۷۸	۷۵/۱۸	<2e-16 ***
بافت خاک	۰/۳۱	۰/۰۰۱۰۲	۵۶/۵۴	<2e-16 ***
SPI	۰/۲۵	۰/۰۰۱۲	۳۲/۰۱	<2e-16 ***
کاربری اراضی	۰/۲۱	۰/۰۰۱۱	۴۳/۳۱	<2e-16 ***
انحنای دامنه	۰/۱۶	۰/۰۰۱۴	۳۲/۰۹	<2e-16 ***
NDVI	۰/۱۲	۰/۰۰۱۱	۲۲/۰۷	<2e-16 ***
جهت شیب	۰/۰۶	۰/۰۰۲۲	۲۳/۴۶	<2e-16 ***
گسل	۰/۰۵	۰/۰۰۲۳	۳۲/۱۱	<2e-16 ***
TWI	۰/۰۴	۰/۰۰۳۴	۲/۰۹۸	<2e-16 ***
ارتفاع	۰/۰۲	۰/۰۰۱۶	۰/۰۵۳	<2e-16 ***

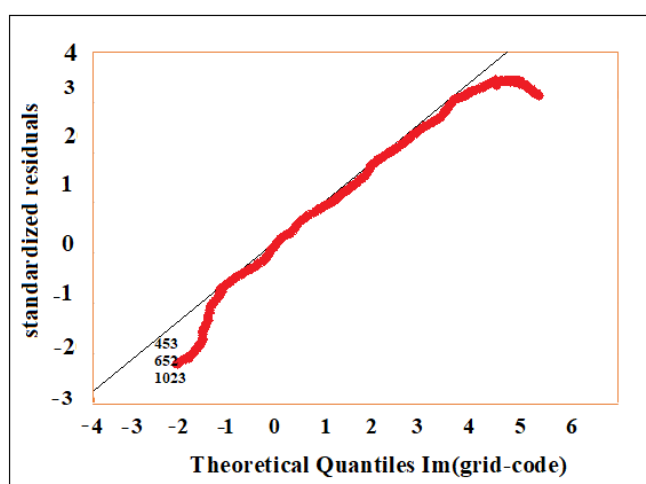
در شکل ۲، نمودار مدل خطی برای پیش‌بینی استفاده شده است. مدل خطی ساده‌ترین نوع مدل است که فرض می‌کند رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی یک خط راست است. محور افقی (Actual grid_code) این محور نشان‌دهنده مقادیر واقعی کد شبکه (grid_code) است، این مقادیر نشان‌دهنده احتمال واقعی وقوع زمین‌لغزش در هر منطقه (سلول شبکه) است که براساس داده‌های موجود و مشاهدات اندازه‌گیری شده‌اند. محور عمودی (Predicted grid_code) این محور نشان‌دهنده مقادیر پیش‌بینی شده کد شبکه (grid_code) توسط مدل خطی است. نقاط آبی دایره‌ای، هر یک از این نقاط، نشان‌دهنده یک منطقه (سلول شبکه) خاص است. موقعیت هر نقطه در نمودار، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده را برای آن منطقه نشان می‌دهد.

خط قرمز این خط، خط رگرسیون یا خط برازش شده است که نشان‌دهنده بهترین تطابق مدل خطی با داده‌هاست. اگر مدل پیش‌بینی دقیقی داشته باشد، نقاط آبی باید نزدیک به این خط قرار گیرند. هرچه نقاط به خط قرمز نزدیک‌تر باشند، نشان‌دهنده این است که مدل پیش‌بینی‌های دقیق‌تری انجام داده است. به‌طور کلی، این نمودار نشان می‌دهد که مدل خطی توانسته است احتمال وقوع زمین‌لغزش را پیش‌بینی کند. این موضوع از همبستگی به نسبت قوی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده (یعنی قرار گرفتن نقاط آبی نزدیک به خط قرمز) مشخص است.



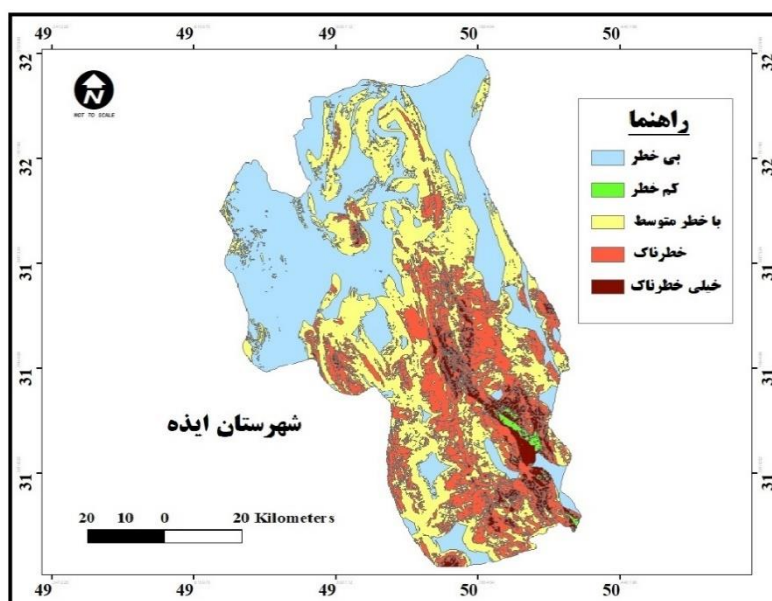
شکل ۲. نمودار خطی برای پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش محدوده بررسی شده

شکل ۳ نمودار Q-Q (Quantile-Quantile) برای بررسی نرمال بودن باقی‌مانده‌ها در الگوریتم رگرسیونی MLR است. محور افقی این نمودار Quantile نظری و محور عمودی باقی‌مانده‌های استاندارد شده را نشان می‌دهد. اگر باقی‌مانده‌ها به‌طور نرمال توزیع شده باشند، نقاط روی نمودار Q-Q باید تقریباً روی یک خط راست قرار گیرند. انحراف از این خط راست نشان‌دهنده نرمال نبودن باقی‌مانده‌هاست. در صورتی که در این شکل، خط راست بیشتر نقاط روی نمودار به نسبت نزدیک به خط راست هستند که نشان می‌دهد باقی‌مانده‌ها تقریباً نرمال‌اند. در انتهای دم‌ها (به‌خصوص دم بالا) انحرافات از خط راست دیده می‌شود. این انحرافات نشان می‌دهند که توزیع باقی‌مانده‌ها در این نواحی ممکن است از توزیع نرمال فاصله داشته باشد. برخی نقاط در قسمت پایین نمودار با برچسب‌های عددی (۴۵۳، ۶۵۲ و ۱۰۲۳) مشخص شده‌اند که از خط راست دور هستند. این نقاط به‌عنوان مقادیر دورافتاده در داده‌ها در نظر گرفته شده‌اند.



شکل ۳. بررسی نرمال بودن باقی‌مانده‌ها در الگوریتم MLR

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم (MLR) در پنج طبقه (خیلی خطرناک، خطرناک، با خطر متوسط، کم‌خطر و بی‌خطر) دسته‌بندی شد (شکل ۴).



شکل ۴. نقشه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم MLR

با توجه به جدول ۴، به‌ترتیب طبقه‌های خطرناک و متوسط (۰/۸۶ و ۰/۸۳) بیشترین حساسیت را در بین بقیه طبقات دارند. طبقه خطرناک بیشترین ویژگی زمین‌لغزش (۰/۸۹) را دارد. در نتایج ارزش پیش‌بینی مثبت به‌ترتیب طبقه خطرناک (۰/۸۲) قرار دارد که نشان می‌دهد منطقه براساس مدل MLR مستعد لغزش است و (۰/۹۸) در ارزش پیش‌بینی منفی در طبقه بی‌خطر بیشترین نرخ را دارد (۰/۴۸). این نتیجه بیانگر این است که در این طبقه نقاط غیرمستعد لغزش بیشتر از سایر طبقه‌هاست. طبقه خطرناک (۰/۷۶) بیشترین وزن شیوع را دارد که نشان‌دهنده نسبت مناطق مستعد لغزش به کل مناطق بررسی‌شده است. بیشترین نرخ تشخیص در طبقه خطر زیاد (۰/۷۸) قرار گرفته است. نرخ تشخیص نشان‌دهنده نسبت مناطقی است که به‌درستی به‌عنوان مستعد لغزش شناسایی شده‌اند. بیشترین شیوع تشخیص طبقه خطر متوسط (۰/۴۲) است که نشان‌دهنده نسبت مناطقی است که توسط مدل به‌عنوان مستعد لغزش پیش‌بینی شده‌اند (شکل ۸).

جدول ۴. مشخصات طبقه‌بندی زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم MLR

بی‌خطر	کم‌خطر	متوسط	خطرناک	خیلی خطرناک	
۰/۵۴	۰/۷۵	۰/۸۳	۰/۸۶	۰/۸۲	حساسیت
۰/۸۴	۰/۸۳	۰/۸۷	۰/۸۸	۰/۴۲	ویژگی
۰/۷۲	۰/۷۹	۰/۹۰	۰/۸۴	۰/۷۹	ارزش پیش‌بینی مثبت
۰/۲۶	۰/۲۵	۰/۲۰	۰/۱۸	۰/۲۱	ارزش پیش‌بینی منفی
۰/۱۰	۰/۳۸	۰/۴۳	۰/۷۶	۰/۲۲	شیوع
۰/۳۴	۰/۴۲	۰/۶۷	۰/۷۳	۰/۵۱	نرخ تشخیص
۰/۰۴	۰/۴۲	۰/۴۰	۰/۴۳	۰/۴۱	شیوع تشخیص
۰/۷۸	۰/۸۳	۰/۸۷	۰/۸۶	۰/۸۳	دقت

همان‌طور که در جدول ۵ نشان داده شده است، مناطق مستعد زمین‌لغزش بی‌خطر با مساحت ۱۶۸۷۹۳ هکتار ۳۴/۱ درصد، مناطق مستعد زمین‌لغزش با کم‌خطر با مساحت ۱۰۱۸۶ هکتار ۴/۱ درصد، مناطق مستعد لغزش با خطر متوسط با مساحت ۱۵۳۷۴۹ هکتار ۲۴/۸ درصد، مناطق مستعد زمین‌لغزش خطرناک با مساحت ۹۶۹۰۵ هکتار ۲۱/۷ درصد و مناطق مستعد لغزش خیلی خطرناک با مساحت ۲۰۳۳۸ هکتار ۱۵/۳ درصد منطقه را به خود اختصاص داده‌اند. در نتایج نقشه‌برداری پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش، حوضه تحت بررسی در سطح زیاد و متوسط قرار گرفته است.

جدول ۵. توزیع مساحت و درصد درجات خطر زمین‌لغزش

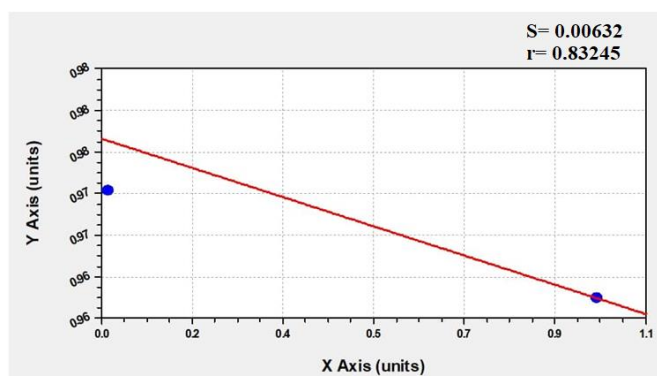
طبقه خطر	مساحت (هکتار)	درصد
بی خطر	۱۶۸۷۹۳	۳۴/۱
کم خطر	۱۰۱۸۶	۴/۱
متوسط	۱۵۳۷۴۹	۳۴/۸
خطرناک	۹۶۹۰۵	۲۱/۷
خیلی خطرناک	۲۰۳۳۸	۱۵/۳

در اعتبارسنجی الگوریتم MLR، معیار Accuracy برابر با ۰/۹۸۶۲ نشان می‌دهد که مدل در مجموع عملکرد خوبی دارد. ضریب کاپای ۰/۹۷۱۱ با در نظر گرفتن احتمال توافق تصادفی مقدار زیاد (نزدیک به ۱) نشان می‌دهد که توافق بسیار خوبی بین پیش‌بینی‌ها و مقادیر واقعی وجود دارد. RMSE با توجه به مقدار کم آن (۰/۰۱۰۲)، مدل پیش‌بینی‌های دقیقی انجام داده است. معیار Rsquared، (۰/۹۸۱۲) با توجه به مقدار زیاد (نزدیک به ۱) نشان می‌دهد که مدل به خوبی خطر زمین‌لغزش را توضیح داده و در نهایت نتایج MAE (۰/۰۰۱۰) به دست آمده است (جدول ۶).

جدول ۶. نتایج اعتبارسنجی الگوریتم MLR

۰/۹۸۶۲	Accuracy (دقت)
۰/۹۷۱۱	Kappa (ضریب کاپا)
۰/۰۱۰۲	RMSE (ریشه میانگین مربعات)
۰/۹۸۱۲	Rsquared (ضریب تعیین)
۰/۰۰۱۰	MAE (میانگین مطلق خطا)

نتایج خطای استاندارد بسیار کم (۰/۰۰۶) و ضریب همبستگی (۰/۸۳۲) معیارهای اعتبارسنجی محاسبه شده، به طور کلی نشان می‌دهند که مدل MLR با دقت بسیار زیاد و عملکرد خوب در جهت پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش محاسبه شده است (شکل ۵).



شکل ۵. ضریب همبستگی معیارهای اعتبارسنجی الگوریتم MLR

بحث

پژوهش حاضر با هدف پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش، شناسایی عوامل مؤثر در بروز آن و ارزیابی عملکرد الگوریتم یادگیری ماشین رگرسیون خطی چندگانه (MLR) در شهرستان ایذه انجام گرفت. نتایج مدل‌سازی نشان داد که الگوریتم MLR با ضریب کاپای ۰/۹۷۱۱، RMSE معادل ۰/۰۱۰۲ و ضریب تعیین R^2 ۰/۹۸۱۲ از دقت زیادی در پیش‌بینی و تحلیل خطر زمین‌لغزش برخوردار است.

در میان عوامل بررسی شده، فاصله از جاده (۰/۷۳)، شیب (۰/۶۲)، نوع زمین‌شناسی (۰/۵۴) و فاصله از رودخانه‌ها (۰/۴۲) بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌ها داشتند. این نتایج نشان می‌دهد که ساخت جاده در مناطق شیبدار و با سنگ‌های نرم

مانند مارن و گچساران، می‌تواند پایداری دامنه‌ها را به‌شدت کاهش دهد. در مقابل، عواملی مانند فاصله از گسل‌ها، ارتفاع و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) تأثیر کاهنده یا خنثی در وقوع زمین‌لغزش‌ها نشان دادند.

این یافته‌ها با نتایج پژوهش‌های داخلی از جمله پژوهش‌های کرم و تورانی (۱۳۹۲)، شریفی و همکاران (۱۴۰۰) و صدیقی و قاسمی (۱۴۰۲) که نقش مهم جاده‌سازی و شیب زمین را در ناپایداری دامنه‌ها تأیید کرده‌اند همخوانی دارد. مقایسه با برخی پژوهش‌های بین‌المللی (Lombardo et al., 2020; Medina et al., 2021) نشان می‌دهد که در مقیاس جهانی نیز عواملی چون شیب، بارش و فعالیت انسانی در بروز لغزش‌ها اثر مهمی دارند.

نکته مهم دیگر این است که الگوریتم MLR نسبت به روش‌های دیگر مانند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)، رگرسیون لجستیک (LR) و مدل‌های پیشرفته مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) عملکرد مطلوب‌تری داشته است. این برتری می‌تواند ناشی از تناسب ساختار داده‌ها با فرضیات مدل رگرسیون و همچنین دقت زیاد در آماده‌سازی لایه‌های اطلاعاتی باشد.

نتیجه‌گیری

براساس یافته‌های این پژوهش، الگوریتم یادگیری ماشین رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، ابزاری معتبر و کارآمد برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش در مناطق مستعد معرفی می‌شود. برپایه نقشه پهنه‌بندی تولیدشده توسط مدل، حدود ۲۱/۷ درصد از مساحت منطقه (۹۶۹۰۵ هکتار) در طبقه «خطرناک» و ۱۵/۳ درصد (۲۰۳۳۸ هکتار) در طبقه «خیلی خطرناک» قرار گرفته‌اند. این نواحی اغلب در بخش‌های جنوبی شهرستان واقع شده‌اند که نیازمند توجه ویژه و اقدامات مدیریتی و پیشگیرانه‌اند. در مقابل، بخش‌های شمالی و غربی منطقه اغلب در طبقات کم‌خطر یا بی‌خطر قرار دارند.

دقت زیاد مدل در شناسایی مناطق پرخطر، امکان بهره‌گیری از نتایج آن را در فرایندهای برنامه‌ریزی توسعه شهری، راه‌سازی و حفاظت از زیرساخت‌ها فراهم می‌سازد. از این‌رو پیشنهاد می‌شود که در مناطق مشابه جغرافیایی و زمین‌شناسی، به‌ویژه در فرایندهای برنامه‌ریزی عمرانی و توسعه پایدار، از نتایج مدل‌های مشابه استفاده شود تا مخاطرات ژئومورفولوژیکی به حداقل برسد.

پژوهش‌های مکمل با استفاده از مدل‌های ترکیبی یادگیری ماشین، همچنین به‌کارگیری داده‌های زنده مانند شدت بارندگی و جابجایی سطح زمین (از طریق سنجش از دور یا ایستگاه‌های میدانی)، می‌تواند دقت پیش‌بینی و مدیریت تطبیقی خطر زمین‌لغزش را در آینده بهبود بخشد.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت کرده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

مشارکت نویسندگان

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

حامی مالی

مقاله حاضر حمایت مالی نداشته است.

هماندجویی

نتیجه هماندجویی مقاله از سمیم نور برابر با ۱/۵ است.

منابع

- [۱] ایلانلو، مریم؛ و ابراهیمی، لیلا (۱۳۹۵). پهنه‌بندی خطر وقوع حرکات توده‌ای با استفاده از مدل‌های ارزش اطلاعاتی، تراکم سطح و LNRF در حوضه آبخیز زهره، مدیریت مخاطرات محیطی، ۳(۲)، ۱۴۱-۱۵۳.
- [۲] اصغری سراسکانرود، صیاد؛ محمدزاده شیشه‌گران، مریم؛ و اصغری سراسکانرود، صالح (۱۴۰۱). پهنه‌بندی و برآورد میزان حرکات دامنه‌ای و مخاطرات آن در شهرستان هشت‌رود با استفاده از تداخل‌سنجی راداری و مدل MABAC، مدیریت مخاطرات محیطی، ۹(۲)، ۱۳۳-۱۵۰.
- [۳] رئیس‌یان، میثم؛ ایلانلو، مریم؛ ابراهیمی، لیلا؛ و بزرگمهر، کیا (۱۳۹۹). تحلیل جامع تاب‌آوری شهری در مواجهه با خطر وقوع زلزله (مطالعه موردی: شهر ساری)، مدیریت مخاطرات طبیعی، ۷(۴)، ۳۸۳-۴۰۰.
- [۴] کشاورز، سیده ساناز؛ بیاتی اشکفتکی، جلال؛ و المدرسی، سیدرضا (۱۴۰۱). تحلیل مکانی مقدار زمین‌لغزش با استفاده از روش تداخل‌سنجی راداری به‌منظور کاهش مخاطرات (مطالعه موردی: منطقه سرباز در استان اصفهان)، مدیریت مخاطرات طبیعی، ۹(۳)، ۲۷۱-۲۸۸.
- [۵] معماری، گلان؛ شهابی، هیمین؛ و زندی، جلال (۱۴۰۲). پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در محور بوکان - سردشت با استفاده از مدل‌های شواهد وزنی و تابع شواهد قطعی، مدیریت مخاطرات طبیعی، ۱۰(۲)، ۱۶۵-۱۸۱.
- [6] Addis, A. (2023). GIS- based flood susceptibility mapping using frequency ratio and information value models in upper Abay River basin, Ethiopia. *Natural Hazards Research*, 12(3), 247-256.
- [7] Asghari Saraskanroud, S., Mohammadzadeh Shishegaran, M., & Asghari Saraskanroud, S. (2022). Zoning and estimation of slope movements and their hazards in Hashtroud County using radar interferometry and MABAC model. *Environmental Hazards Management*, 9(2), 133-150. (in Persian)
- [8] Asmare, D., & Tesfa, C. (2022). Application and validation of the evaluation using slope stability susceptibility evaluation parameter rating system to debre werk area (Northwest Ethiopia). *Geotech. Geol. Eng.* 24(40), 2475-2488.
- [9] Asmare, D., Tesfa, C., & Zewdie, M.M. (2023). A GIS-based landslide susceptibility assessment and mapping around the Aba Libanos area, Northwestern Ethiopia. *Applied Geomatics* 15(3), 265-280.
- [10] Bragagnolo, L., Rezende, R.L., da Silva, R.V., & Grzybowski, J.M.V. (2021). Convolutional neural networks applied to semantic segmentation of landslide scars, *Catena*, 201(5), 105189.
- [11] Baeza, C., Lantada, N. & Amorim, S. (2016). Statistical and spatial analysis of landslide susceptibility maps with different classification systems, *Environ. Earth Sci.* 75(2), 1318.
- [12] Chen, X., Zhao, C., Xi, J., Lu, Z., Ji, S., & Chen, L. (2022). Deep learning method of landslide inventory map with imbalanced samples in optical remote sensing, *Remote Sens*, 14(21) 5517.
- [13] Chen, W. Li, W., Hou, E., Zhao, Z., Deng, N., Bai, H., & Wang, D. (2024). Landslide susceptibility mapping based on gis and information value model for the chencang district of baoji, China, *Arab. J. Geosci.* 7(2), 4499-4511.
- [14] Crozier, M.J., & Glade, T. (2025). Landslide hazard and risk: issues, concepts and approach. *Landslide hazard and risk*. 34(23), 1-40.
- [15] Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (2025). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 12(31), 181-216.
- [16] Guo, Z., Tian, B., He, J., Xu, C., Zeng, T., Zhu, Y. (2023). Hazard assessment for regional typhoon-triggered landslides by using physically-based model – a case study from. southeastern China, *Georisk*, 17(4) 740-754.
- [17] Guo, Z., Torra, O., Hürlimann, M., Medina, V., & Puig-Polo, C. (2022). FSLAM: a QGIS plugin for fast regional susceptibility assessment of rainfall-induced landslides, *Environ. Model. Software*, 19(150), 105354.
- [18] Guo, Z. L. Chen, K. Yin, D.P. Shrestha, L. Zhang, (2020). Quantitative risk assessment of slow-moving landslides from the viewpoint of decision-making: a case study of the three gorges reservoir in China, *Eng. Geol.* 34(273), 105667
- [19] Ilanloo, M. (2011). A comparative study of fuzzy logic approach for landslide susceptibility mapping using GIS: An experience of Karaj dam basin in Iran, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 22(19), 668-676
- [20] Keshavarz, S.S., Bayati Ashkaftaki, J., & Al-Modarresi, S.R. (2022). Spatial analysis of landslide magnitude using radar interferometry method for hazard reduction (Case study: Sarbaz area in Isfahan province). *Natural Hazards Management*, 9(3), 271-288. (in Persian)

- [21] Ilanloo, M., & Ebrahimi, L. (2016). Landslide hazard zoning using information value, surface density, and LNRF models in the Zohreh watershed. *Environmental Hazards Management*, 3(2), 141–153.(in Persian)
- [22] Kim, H., Lee, J. Park, H. & Heo, J. (2021). Assessment of temporal probability for rainfall-induced landslides based on nonstationary extreme value analysis, *Eng. Geol.* 76(29),4 106372.
- [23] Lombardo, L., Tanyas, H., & Nicu, I.C. (2020). Spatial modeling of multi-hazard threat to cultural heritage sites, *Eng. Geol.* 277(33), 105776.
- [24] Lu, P., Shi, W., Wang, Q., Li, Z., Qin, Y., & Fan, X. (2021). Co-seismic landslide mapping using sentinel-2 10-m fused nir narrow, red-edge, and swir bands, *Landslides*, 18(4). 2017–2037.
- [25] Medina, V. Hürlimann, M., Guo, Z., Lloret, A. & Vaunat, J. (2021). Fast physically-based model for rainfall-induced landslide susceptibility assessment at regional scale, *Catena*, 67(201), 105213
- [26] Pei, Y. H. Qiu, D. Yang, Z. Liu, S. Ma, J. Li, M. Cao, W. Wufuer, (2023). Increasing landslide activity in the taxkorgan river basin (eastern pamirs plateau, China) driven by climate change, *Catena*, 78(223), 106911