

Investigating the Impact of Geomorphic Characteristics on Landslide Patterns Using the Random Forest Algorithm (Case Study: Shahid Abbaspour Dam Watershed)

Mahshid Moavi¹, Mojgan Entezari^{2*} , Heeva Elmizadeh³

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

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

Email: m.entezari@geo.ui.ac.ir ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0014-0209>

3. Associate Professor, Department of Marine Geology, Faculty of Marine Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Sciences and Technology, Iran

Article Info	ABSTRACT
<p>Article type: Research Article</p> <p>Article history: Received: 14 March 2025 Revised: 17 October 2025 Accepted: 06 October 2025 Published: 22 June 2026</p> <p>Keywords: Modeling, Machine Learning, Hazard Zonation, Natural Hazard Management, Sensitivity Analysis.</p>	<p>Landslides, recognized as complex natural hazards, pose significant threats to infrastructure, human communities, and fragile ecosystems. This study aims to investigate the influence of geomorphic characteristics on landslide occurrence patterns in the Shahid Abbaspour Dam watershed (Deh-Sheikh) using the advanced machine learning Random Forest algorithm. The dataset comprised 15 key layers influencing landslides, sourced from various datasets including 1:50,000 topographic maps, 1:100,000 geological maps, Landsat satellite imagery, and field observations. Initial data processing was conducted in ArcGIS, SAGA-GIS, and ENVI software environments, followed by modeling using machine learning packages in RStudio. The results indicate that geological formations (23.7%), slope (19.5%), and distance from rivers (15.2%) are the primary factors controlling landslide patterns in the region. The model output reveals that approximately 30.4% of the watershed area (75.37 km²) falls within the high-hazard class, predominantly concentrated in the southern and southeastern sectors. Model performance evaluation using statistical metrics demonstrated the algorithm's robust performance, with an overall accuracy of 0.986, a Kappa coefficient of 0.972, and a root mean square error (RMSE) of 0.0101. This study represents the first comprehensive landslide hazard assessment in this watershed using machine learning techniques, providing a scientifically rigorous framework for risk management, environmental planning, and mitigation of landslide impacts in similar mountainous regions.</p>

How to Cite: Moavi, M. , Entezari, M. and Elmizadeh, H. (2026). Investigating the Impact of Geomorphic Characteristics on Landslide Patterns Using the Random Forest Algorithm (Case Study: Shahid Abbaspour Dam Watershed). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 15 (48), 57-72.



© The Author/Authors

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

DOI: 10.22111/jneh.2025.51425.2107

EXTENDED ABSTRACT

INTRODUCTION

Landslides, as one of the most complex and destructive natural hazards, pose significant threats to infrastructure, human communities, and fragile ecosystems, particularly in mountainous regions. These phenomena, characterized by the sudden or gradual displacement of soil, rock, and geological materials on slopes, can cause substantial economic and human losses (Li et al., 2024; Guzzetti et al., 2016). The increasing frequency and intensity of landslides, driven by human activities such as road construction, deforestation, and land-use changes, coupled with climate change, have made them a critical challenge for natural hazard risk management (Rohan et al., 2023). The Shahid Abbaspour Dam watershed, located in the Folded Zagros zone, is highly susceptible to landslides due to its diverse geological formations (e.g., Gachsaran and Quaternary deposits), rugged topography, and high tectonic activity (Mumipour & Moavi, 2022). These conditions underscore the need for a comprehensive study of geomorphic factors influencing landslides and the development of accurate risk zonation. Recent advancements in machine learning, particularly the Random Forest algorithm, have revolutionized the analysis of complex, multi-source geospatial data (Liu et al., 2023). Random Forest, with its ability to model non-linear relationships and mitigate overfitting, has been widely applied in landslide susceptibility mapping (Pourghasemi et al., 2020). However, few studies have utilized this approach in complex watersheds like the Shahid Abbaspour Dam, highlighting a research gap that necessitates a detailed investigation using multi-source data and advanced methods. This study aims to identify and prioritize geomorphic factors influencing landslides, produce a high-resolution hazard zonation map, and provide a scientific framework for risk management in the study area.

DATA AND METHODOLOGY

This study employed the Random Forest algorithm to investigate the influence of 15 geomorphic and environmental factors on landslide patterns in the Shahid Abbaspour Dam watershed. The selected factors included elevation, slope, aspect, distance from faults, distance from roads, distance from rivers, geological formations, land use, normalized difference vegetation index (NDVI), soil texture, seismicity, slope curvature, topographic wetness index (TWI), stream power index (SPI), and precipitation. Data were sourced from multiple platforms, including 1:50,000 topographic and 1:100,000 geological maps (Iran Mapping and Geological Organizations), a 30-meter resolution digital elevation model (DEM) from the ASTER sensor, Landsat LC09_L2SP satellite imagery (USGS, dated 4/2/2025), and field data (145 landslide points). Data processing was conducted using ArcGIS 10.8, SAGA-GIS 9.0.1, and ENVI 5.6. Slope, aspect, SPI, TWI, and curvature maps were derived from the DEM. Distance maps for faults, roads, and rivers were generated using the Euclidean distance method, and precipitation maps were created via inverse distance weighting (IDW) interpolation. NDVI was calculated from Landsat imagery. Modeling was performed in RStudio using the Random Forest algorithm, following these steps: Data Preparation: All data layers were converted to a 30-meter resolution raster format and split into training (70%) and testing (30%) datasets.

Model Optimization: The number of decision trees ($K=500$) and random predictors per node ($m=4$) were optimized using 10-fold cross-validation.

Variable Importance Analysis: The Mean Decrease Accuracy index was used to assess the contribution of each factor to landslide occurrence.

Hazard Zonation: The model output was classified into five hazard classes (very low, low, moderate, high, very high).

Model performance was evaluated using accuracy, Kappa coefficient, root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), coefficient of determination (R^2), and area under the ROC curve (AUC). Sensitivity analysis and principal component analysis (PCA) were conducted to check for multicollinearity ($VIF < 5$), and bootstrapping (1000 iterations) was used to ensure model stability (Rahaman et al., 2024).

RESULTS AND DISCUSSION

The variable importance analysis revealed that geological formations (23.7%), slope (19.5%), and distance from rivers (15.2%) were the most influential factors controlling landslides. The Gachsaran and Quaternary formations, characterized by evaporitic structures and high erodibility, significantly contribute to slope instability. Steep slopes (>35 degrees) and proximity to rivers further exacerbate instability, while precipitation, SPI, and NDVI had minimal impact, likely due to uniform precipitation distribution and dense vegetation in the northern parts of the watershed (He et al., 2024).

The hazard zonation map indicated that 30.4% of the watershed area (75.37 km²) falls within the high-hazard class, primarily concentrated in the southern and southeastern regions. These areas correlate with erodible formations, steep slopes, and high drainage density. The very high-hazard class (18.4%) was observed in zones with active tectonics and fault density. Conversely, the northern and northwestern regions, with gentler slopes and dense vegetation, were classified as low or very low hazard. Model validation demonstrated the superior performance of Random Forest, with an overall accuracy of 0.9863, a Kappa coefficient of 0.9717, RMSE of 0.0101, MAE of 0.0058, R² of 0.9908, and AUC of 0.97. The high-hazard class exhibited the highest sensitivity (0.96) and negative predictive value (0.98), while the very low-hazard class had the lowest sensitivity (0.24). Bootstrapping confirmed the robustness of the results (Agboola et al., 2024). The findings highlight the dominant role of geological formations and slope in driving landslide occurrence. The Gachsaran and Quaternary formations, due to their loose structure and high sensitivity to moisture, significantly contribute to slope instability, consistent with Pourghasemi et al. (2020). Steep slopes and river erosion further amplify instability, while precipitation had a lesser role due to its uniform distribution (Gu et al., 2023). The southern and southeastern parts of the watershed, characterized by high fault density and human activities like road construction, are particularly vulnerable, aligning with Zuo & Carranza (2017).

CONCLUSION

This study identified geological formations, slope, and distance from rivers as the primary drivers of landslides in the Shahid Abbaspour Dam watershed. The hazard zonation revealed that 30.4% of the area is at high risk, concentrated in the southern and southeastern regions, necessitating urgent risk management. The Random Forest algorithm demonstrated exceptional performance, providing a reliable framework for landslide prediction. Recommendations include slope stabilization, land-use regulation, and real-time monitoring systems. This study fills a critical research gap and serves as a model for similar mountainous regions. Compared to global studies, the Random Forest model in this study (AUC=0.97) outperformed traditional statistical models, as reported by Li et al. (2024) (AUC=0.95). The minimal impact of precipitation contrasts with Mondini et al. (2023), likely due to regional climatic conditions. Practical recommendations include afforestation in high-slope areas, developing drainage systems, restricting human activities in high-risk zones, and implementing early warning systems using remote sensing data (Rodrigues Neto & Bhandary, 2024). Limitations include the lack of long-term time-series data and challenges in modeling seismically triggered landslides. Future research could leverage InSAR data and deep learning models for enhanced predictions (He et al., 2024).

ETHICAL CONSIDERATIONS

Conflict of Interest Statement: The authors declare no conflict of interest.

Ethical Statement: This article does not contain any studies with human participants or animals performed by any of the authors.

ACKNOWLEDGMENTS

This study was derived from an MSc thesis completed at Khorramshahr University of Marine Science and Technology. The authors acknowledge the university's research facilities and technical support.

REFERENCES

References [in Persian]

Moharami, M., & Jelokhani Niaraki, M. R. (2023). Mapping landslide-prone areas using statistical and machine learning models: A case study of Austria. *Journal of Mapping Sciences and Techniques*, 13(2), 79–94. [In Persian]

Mumipour, M., & Moavi, M. (2022). Analysis of tectonic and erosion conditions in the Shahid Abbaspour Dam watershed using geomorphometric techniques. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 11(1), 1–16. <https://doi.org/10.22067/geoeh.2021.70140.1053>. [In Persian]

References [in English]

Achour, Y., & Pourghasemi, H. R. (2020). How do machine learning techniques help in increasing the accuracy of landslide susceptibility maps? *Geoscience Frontiers*, 11(3), 871–883. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2019.10.001>

Agboola, G., Hashemi Beni, L., Elbayoumi, T., & Thompson, G. (2024). Optimizing landslide susceptibility mapping using machine learning and geospatial techniques. *Ecological Informatics*, 81, 102583. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102583>

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>

Mondini, A. C., Mondini, F., Guzzetti, F., & Melillo, M. (2023). Deep learning forecast of rainfall-induced shallow landslides. *Nature Communications*, 14(1), 2446. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-38135-0>

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>.

مجله علمی پژوهشی مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۵، شماره ۴۸، شماره پیاپی ۰۲، تیر ۱۴۰۵

بررسی اثر ویژگی‌های ژئومورفیکی بر الگوی زمین لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبریز سد شهید عباسپور)

مهشید معاوی^۱، مژگان انتظاری^{۲*} ID، هیوا علمیزاده^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان
 ۲. استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان (نویسنده مسئول)
 ایمیل: m.entezari@geo.ui.ac.ir ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0014-0209>
 ۳. دانشیار گروه زمین‌شناسی دریایی، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر

چکیده	اطلاعات مقاله
<p>زمین لغزش‌ها به‌عنوان یکی از مخاطرات طبیعی پیچیده، تهدیدی جدی برای زیرساخت‌ها، جوامع انسانی و اکوسیستم‌های شکننده ایجاد می‌کنند. این مطالعه با هدف بررسی تأثیر ویژگی‌های ژئومورفیکی بر الگوی وقوع زمین لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور (ده‌شیخ) با استفاده از الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین جنگل تصادفی انجام شده است. داده‌های مورد استفاده شامل ۱۵ لایه اطلاعاتی مؤثر در زمین لغزش بوده که از منابع مختلفی همچون نقشه‌های توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰، زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای لندست و داده‌های میدانی استخراج شده‌اند. پس از پردازش اولیه در محیط‌های نرم‌افزاری ArcGIS، SAGA-GIS، ENVI و مدل‌سازی با استفاده از بسته‌های یادگیری ماشین در RStudio انجام پذیرفت. نتایج نشان می‌دهد که سازندهای زمین‌شناسی (با تأثیر ۲۳٪/۷)، شیب (۱۹/۵٪) و فاصله از رودخانه (۱۵/۲٪) به‌عنوان مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده الگوی زمین لغزش در منطقه عمل می‌کنند. بر اساس خروجی مدل، حدود ۳۰/۴٪ از مساحت حوضه (۷۵/۳۷ کیلومتر مربع) در کلاس خطر زیاد قرار دارد که عمدتاً در بخش‌های جنوبی و جنوب شرقی حوضه متمرکز شده‌اند. ارزیابی دقت مدل با معیارهای آماری نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم با دقت کلی ۰/۹۸۶، ضریب کاپای ۰/۹۷۲ و RMSE برابر ۰/۱۰۱ می‌باشد. این مطالعه نه تنها اولین ارزیابی جامع خطر زمین لغزش در این حوضه با روش‌های یادگیری ماشین است، بلکه چارچوبی علمی برای مدیریت ریسک، برنامه‌ریزی محیطی و کاهش اثرات زمین لغزش در مناطق کوهستانی مشابه ارائه می‌دهد.</p>	<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۴ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۶/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۱۴ تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۳/۱۶</p> <p>واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی، یادگیری ماشین، پهنه‌بندی خطر، مدیریت مخاطرات طبیعی، تحلیل حساسیت.</p>
<p>استناد: معاوی، مهشید، انتظاری، مژگان و علمیزاده، هیوا. (۱۴۰۵). بررسی اثر ویژگی‌های ژئومورفیکی بر الگوی زمین لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبریز سد شهید عباسپور). <i>مخاطرات محیط طبیعی</i>، ۱۵ (۴۸)، ۷۲-۵۷.</p>	
<p>ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان</p>	<p>© نویسنده / نویسندگان DOI: 10.22111/jneh.2025.51425.2107</p>

مقدمه

زمین لغزش‌ها به عنوان یکی از مخرب‌ترین و پیچیده‌ترین مخاطرات طبیعی در مناطق کوهستانی و نیمه‌کوهستانی، از دیرباز مورد توجه محققان و مدیران منابع طبیعی بوده‌اند (لی^۱ و همکاران، ۲۰۲۴؛ احمد^۲ و همکاران، ۲۰۲۲). این پدیده‌ها که ناشی از جابجایی ناگهانی یا تدریجی حجم‌های بزرگی از خاک، سنگ و مواد زمین‌شناسی در دامنه‌ها هستند، می‌توانند خسارات جبران‌ناپذیری به زیرساخت‌ها، محیط زیست و زندگی انسان‌ها وارد کنند (ساداتی و همکاران، ۱۴۰۴). با رشد جمعیت و گسترش فعالیت‌های انسانی در مناطق مستعد، شدت و فراوانی زمین‌لغزش‌ها افزایش یافته و به یکی از چالش‌های جدی مدیریت ریسک بلایای طبیعی تبدیل شده است. در این راستا، شناخت عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پیش‌بینی دقیق مناطق آسیب‌پذیر، به منظور کاهش خسارات و برنامه‌ریزی‌های پیشگیرانه، از اهمیت حیاتی برخوردار است (پناهی و همکاران، ۲۰۲۰؛ پانچال و شریواستاوا^۳، ۲۰۲۲).

از منظر علمی، زمین‌لغزش‌ها پدیده‌هایی چندعاملی و پیچیده هستند که تحت تأثیر تعامل عوامل ژئومورفولوژیکی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی و انسانی قرار دارند. عواملی مانند شیب دامنه، جنس و ساختار سازندهای زمین‌شناسی، پوشش گیاهی، بارش، فعالیت‌های زلزله‌ای، تغییرات کاربری اراضی و ساخت و سازهای انسانی، هر یک به نحوی در افزایش یا کاهش احتمال وقوع زمین‌لغزش نقش دارند (ذاکری‌نژاد و همکاران، ۱۴۰۲؛ داوری‌صارم و همکاران، ۱۴۰۴). این پیچیدگی‌ها باعث شده است که مدل‌سازی و پیش‌بینی زمین‌لغزش‌ها، به ویژه در مقیاس‌های بزرگ و در مناطق با شرایط زمین‌شناسی متنوع، چالشی علمی و فنی باشد. به‌علاوه، ماهیت غیرخطی و غیرقطعی این پدیده‌ها، استفاده از روش‌های آماری و مدل‌های سنتی را محدود کرده و نیاز به رویکردهای نوین و پیشرفته‌تر را افزایش داده است (آچور و پورقاسمی^۴، ۲۰۲۰؛ فن^۵ و همکاران، ۲۰۱۹).

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های قابل توجهی در حوزه یادگیری ماشین و هوش مصنوعی رخ داده است که امکان تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده ژئومورفولوژیکی و زمین‌شناسی را فراهم آورده است. الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی^۶، ماشین بردار پشتیبان^۷، شبکه‌های عصبی عمیق، مدل‌های تقویت گرادیان و سایر روش‌های یادگیری گروهی، به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، به طور گسترده در مطالعات حساسیت و پهنه‌بندی زمین‌لغزش به کار گرفته شده‌اند (روهان^۸ و همکاران، ۲۰۲۳؛ ویت^۹ و همکاران، ۲۰۲۳). این الگوریتم‌ها با بهره‌گیری از داده‌های چندمنبعی شامل تصاویر ماهواره‌ای، نقشه‌های توپوگرافی و زمین‌شناسی، داده‌های هیدرولوژیکی و داده‌های میدانی، امکان پیش‌بینی دقیق‌تر و قابل اعتمادتر مناطق مستعد زمین‌لغزش را فراهم می‌کنند. علاوه بر این، این روش‌ها قابلیت شناسایی عوامل کلیدی و اولویت‌بندی آن‌ها را دارند که برای مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های محیطی بسیار حیاتی است (اگبوری و اگبوری^{۱۰}، ۲۰۲۳؛ دائو^{۱۱} و همکاران، ۲۰۲۰).

1 Li

2 Ahmad

3 Panchal & Shrivastava

4 Achour & Pourghasemi

5 Fan

6 Random Forest

7 SVM

8 Rohan

9 Viet

10 Egbueri & Egbueri

11 Dao

با وجود این پیشرفت‌ها، در بسیاری از مناطق با ویژگی‌های زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی خاص، به ویژه در حوضه‌های آبریز پیچیده و متنوع مانند حوضه آبریز سد شهید عباسپور، مطالعات جامع و کاربردی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین محدود است. این منطقه به دلیل قرارگیری در زون زاگرس چین‌خورده، برخورداری از سازندهای فرسایش‌پذیر و تنوع توپوگرافی، مستعد وقوع زمین‌لغزش‌های متعدد و متنوع است. همچنین، فعالیت‌های انسانی مانند احداث جاده‌ها، توسعه سکونتگاه‌های روستایی و تغییرات کاربری اراضی، پیچیدگی‌های بیشتری به الگوی زمین‌لغزش افزوده است. کمبود داده‌های دقیق و یکپارچه، پیچیدگی‌های فرآیندهای زمین‌لغزش و محدودیت در استفاده از روش‌های پیشرفته، از جمله چالش‌های موجود در این منطقه محسوب می‌شوند.

از سوی دیگر، بسیاری از مطالعات پیشین عمدتاً به بررسی عوامل منفرد یا استفاده از روش‌های آماری ساده پرداخته‌اند که نمی‌توانند به طور کامل پیچیدگی‌های تعامل عوامل مختلف را مدل‌سازی کنند. همچنین، اغلب مدل‌های یادگیری ماشین به صورت محدود و بدون اعتبارسنجی جامع در این مناطق به کار گرفته شده‌اند، که موجب کاهش قابلیت تعمیم و اعتماد به نتایج شده است. بنابراین، نیاز به یک مطالعه جامع، چندمنظوره و مبتنی بر داده‌های دقیق و به‌روز با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین، به ویژه الگوریتم جنگل تصادفی که مزایای قابل توجهی در دقت و جلوگیری از بیش‌برازش دارد، احساس می‌شود.

در حوزه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، پژوهشگران از روش‌های متنوعی بهره برده‌اند که در این میان، الگوریتم جنگل تصادفی به عنوان یکی از کارآمدترین روش‌های یادگیری ماشین مورد توجه ویژه قرار گرفته است. این الگوریتم با ترکیب چندین درخت تصمیم و استفاده از تکنیک‌های نمونه‌برداری بوت‌استرپ، توانایی بالایی در مدل‌سازی روابط غیرخطی بین عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش دارد (رودریگوئز^۱ و همکاران، ۲۰۲۴؛ شوگار^۲ و همکاران، ۲۰۲۱).

مطالعات متعددی کارایی این روش را در مناطق مختلف مورد بررسی قرار داده‌اند. به عنوان مثال، حیدری و همکاران (۱۳۹۹) در حوضه سد رئیس‌علی دلواری با استفاده از این الگوریتم به دقت قابل توجه ۹۸٪ دست یافتند. همچنین کرم و همکاران (۱۴۰۰) در حوضه تنگراه استان گلستان نشان دادند که عوامل شیب، ارتفاع و فاصله از جاده بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی ناپایداری دامنه‌ها دارند که با سطح زیر منحنی ROC معادل ۰/۹۳ تأیید شد.

تحقیقات تطبیقی نیز انجام شده است؛ سیدی و مالکی (۱۴۰۱) در مطالعه‌ای بر روی جاده مه‌باد-سردشت دریافتند که جنگل تصادفی با پوشش ۵۳٪ مناطق پرخطر، عملکرد متعادل‌تری نسبت به ماشین بردار پشتیبان (۷۱٪) و رگرسیون لجستیک (۷۷٪) دارد. این یافته‌ها با نتایج محرمی و همکاران (۱۴۰۲) در اتریش که سطح زیر منحنی ۰/۸۹۳ را برای جنگل تصادفی گزارش کردند، همخوانی دارد.

در سطح بین‌المللی، لیو^۳ و همکاران (۲۰۱۸) نشان دادند مدل‌های خطی تعمیم یافته مبتنی بر یادگیری ماشین نسبت به روش‌های آماری سنتی از دقت بالاتری برخوردارند. گئو^۴ و همکاران (۲۰۲۳) نیز به این نتیجه رسیدند که شاخص NDVI، ارتفاع و جهت شیب بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی داشته‌اند. مطالعات جدیدتر مانند پژوهش آهیونی^۵ و همکاران (۲۰۲۳) در اندونزی و لی^۶ و همکاران (۲۰۲۴) در چین، بر اهمیت ترکیب داده‌های میدانی با

1 Rodrigues

2 Shugar

3 Lu

4 Gu

5 Ahyuni

6 Li

روش‌های یادگیری ماشین تأکید دارند. به ویژه، زینگ^۱ و همکاران (۲۰۲۴) نشان دادند که جنگل تصادفی با کاهش عدم قطعیت همراه است. آخرین یافته‌های آگبولا^۲ و همکاران (۲۰۲۴) نیز بر بهینه‌سازی نمونه‌گیری و ترکیب الگوریتم‌ها برای بهبود دقت تأکید می‌کنند.

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، شکاف پژوهشی در زمینه کاربرد این روش‌ها در حوضه‌های آبریز پیچیده مانند سد شهید عباسپور که از ویژگی‌های زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی منحصر به فردی برخوردار است، همچنان محسوس می‌باشد. این مطالعه با ترکیب روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین و تحلیل‌های جامع ژئومورفیک، درصدد پر کردن این خلأ پژوهشی است.

هدف اصلی این پژوهش، بررسی اثر ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی بر الگوی وقوع زمین‌لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی است. این مطالعه با بهره‌گیری از داده‌های متنوع شامل نقشه‌های توپوگرافی، زمین‌شناسی، تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های میدانی، عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش را شناسایی و اولویت‌بندی می‌کند و سپس با مدل‌سازی دقیق، نقشه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش را ارائه می‌دهد. این رویکرد، علاوه بر افزایش دقت پیش‌بینی، امکان مدیریت بهتر ریسک و برنامه‌ریزی کاربری زمین را فراهم می‌آورد (قیاسی و همکاران، ۱۴۰۱). همچنین این تحقیق به دنبال پر کردن خلأ موجود در کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در مناطق با شرایط زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی پیچیده است و با ارائه تحلیل‌های دقیق و اعتبارسنجی جامع مدل، می‌تواند به توسعه دانش علمی و فنی در حوزه پیش‌بینی زمین‌لغزش کمک شایانی نماید. با توجه به اهمیت روزافزون حفاظت از محیط زیست و کاهش خسارات ناشی از بلایای طبیعی، نتایج این پژوهش می‌تواند در سیاست‌گذاری‌های کلان ملی و منطقه‌ای در زمینه مدیریت مخاطرات طبیعی نقش مؤثری ایفا کند. در نهایت، این مطالعه با تأکید بر استفاده از فناوری‌های نوین یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های چندمنبعی، گامی مهم در جهت بهبود دقت و قابلیت اطمینان مدل‌های پیش‌بینی زمین‌لغزش برداشته و زمینه‌ساز تحقیقات آینده در این حوزه خواهد بود. این رویکرد می‌تواند الگویی برای سایر مناطق مشابه در ایران و جهان باشد که با چالش‌های مشابه زمین‌لغزش مواجه هستند و نیازمند راهکارهای علمی و عملی برای کاهش ریسک و خسارات ناشی از این پدیده طبیعی می‌باشند.

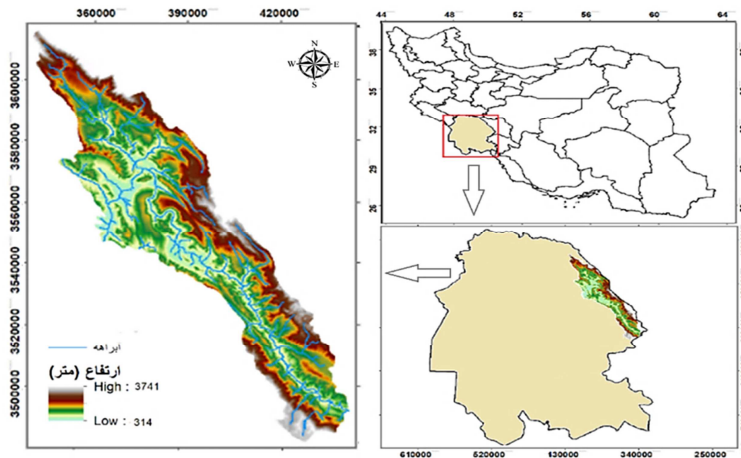
داده‌ها و روش‌ها

محدوده مورد مطالعه

حوضه آبریز سد شهید عباسپور که جزو زیرحوضه‌های کارون بزرگ می‌باشد، از چهار شاخه اصلی (خرسان، آب ونک، آب کیار، و بازفت) تشکیل شده است که از ارتفاعات استان‌های اصفهان و چهارمحال و بختیاری سرچشمه گرفته و پس از طی ۱۴۰ کیلومتر به محل سد می‌رسد. این منطقه به دلیل تنوع سنگ‌شناسی (شامل سازندهای گچساران، آغاچاری و رسوبات کواترنری)، توپوگرافی ناهموار، و فعالیت‌های تکتونیکی بالا، مستعد زمین‌لغزش است (مومی‌پور و معاوی، ۱۴۰۱). ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی مانند شیب‌های تند و فرسایش رودخانه‌ای، این حوضه را به یک مورد مطالعه ایده‌آل برای بررسی الگوهای زمین‌لغزش تبدیل کرده است (شکل ۱).

1 Xing

2 Agboola



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی محدوده مطالعاتی. منبع: (نگارندگان)

روش تحقیق

این مطالعه با هدف بررسی اثر ویژگی‌های ژئومورفیکی بر الگوی زمین‌لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی طراحی شده است. روش کار شامل مراحل زیر است: (۱) جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌های چندمنبعی، (۲) پردازش و تحلیل داده‌ها در محیط‌های نرم‌افزاری تخصصی، (۳) مدل‌سازی با الگوریتم جنگل تصادفی و (۴) اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد مدل. این فرآیند به‌گونه‌ای طراحی شده است که تعاملات پیچیده بین عوامل ژئومورفیکی و محیطی را با دقت بالا مدل‌سازی کند و چارچوبی قابل‌اعتماد برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش ارائه دهد.

برای مدل‌سازی زمین‌لغزش، ۱۵ لایه اطلاعاتی کلیدی شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از آبراهه، سازندهای زمین‌شناسی، کاربری اراضی، شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI)، بافت خاک، زلزله، انحنا، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، شاخص توان فرسایشی جریان (SPI)، و بارش انتخاب شدند. این متغیرها بر اساس مطالعات پیشین به‌عنوان عوامل اصلی کنترل‌کننده زمین‌لغزش شناسایی شده‌اند.

منابع داده: لایه‌های اطلاعاتی مورد نیاز از نقشه‌های پایه شامل نقشه‌های توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ و زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ از سازمان نقشه‌برداری و سازمان زمین‌شناسی ایران استخراج شدند. داده‌های سنجش از دور مانند مدل رقومی ارتفاع (DEM) با تفکیک مکانی ۳۰ متر از سنجنده ASTER و تصاویر ماهواره‌ای لندست LC09_L2SP (تاریخ ۲۰۲۴/۲/۴، ردیف ۱۶۵، مسیر ۰۳۸) از سایت USGS تهیه شدند. داده‌های محیطی شامل نقشه‌های کاربری اراضی و بافت خاک از سازمان جهاد کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، و داده‌های بارش سالانه از سازمان هواشناسی خوزستان اخذ شدند. همچنین بازدیدهای میدانی برای شناسایی و ثبت نقاط زمین‌لغزش (۱۲۹ نقطه) و اعتبارسنجی داده‌ها انجام شد.

پردازش داده‌ها: نقشه‌های شیب، جهت شیب، SPI، TWI و انحنا با استفاده از DEM در نرم‌افزارهای ArcGIS 10.8 و SAGA-GIS 9.0.1 استخراج شدند. نقشه سازندهای زمین‌شناسی و گسل‌ها از نقشه‌های رقومی‌سازی ۱:۱۰۰۰۰۰ به فرمت رستری تبدیل شدند. نقشه فاصله از رودخانه با استفاده از ابزار هیدرولوژی

ArcGIS و روش فاصله اقلیدسی تولید شد. نقشه بارش با روش درون‌یابی معکوس وزن فاصله (IDW) در ArcGIS تهیه شد تا توزیع مکانی بارش با دقت بالا نمایش داده شود. شاخص NDVI با استفاده از تصاویر لندست در نرم‌افزار ENVI 5.6 محاسبه شد تا پوشش گیاهی منطقه تحلیل شود.

الگوریتم جنگل تصادفی: الگوریتم جنگل تصادفی یک روش یادگیری گروهی است که از ترکیب چندین درخت تصمیم برای پیش‌بینی استفاده می‌کند (چنگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۱؛ دارمینتو و چو^۲، ۲۰۱۹). این روش با انتخاب تصادفی زیرمجموعه‌های داده‌ها و متغیرها، از بیش‌برازش جلوگیری کرده و دقت بالایی در مدل‌سازی داده‌های پیچیده ارائه می‌دهد (لیو^۳ و همکاران، ۲۰۲۳). مراحل اجرای الگوریتم در این مطالعه به شرح زیر است:

آماده‌سازی مجموعه داده: داده‌های ۱۵ لایه اطلاعاتی به فرمت رستری با رزولوشن یکسان (۳۰ متر) تبدیل و در محیط RStudio بارگذاری شدند. مجموعه داده به دو بخش آموزش (۷۰٪) و آزمون (۳۰٪) تقسیم شد.

بهینه‌سازی مدل: تعداد درختان تصمیم (K=500) و تعداد متغیرهای پیش‌بینی تصادفی در هر گره (m=4) با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل ۱۰-تایی (fold cross-validation-۱۰) بهینه‌سازی شدند. این تنظیمات برای کاهش واریانس و بهبود تعمیم‌پذیری مدل انتخاب شدند (ژائو^۴ و همکاران، ۲۰۲۱).

تحلیل اهمیت متغیرها: اهمیت نسبی هر متغیر با استفاده از شاخص کاهش میانگین دقت (Mean Decrease Accuracy) محاسبه شد تا نقش هر عامل در وقوع زمین‌لغزش مشخص شود.

پهنه‌بندی خطر: خروجی مدل به صورت نقشه پهنه‌بندی خطر در پنج کلاس (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد) تولید شد.

اعتبارسنجی الگوریتم: برای ارزیابی عملکرد مدل، از معیارهای آماری زیر استفاده شد:

دقت کلی^۵: درصد نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده.

ضریب کاپا^۶: معیاری برای توافق بین پیش‌بینی‌ها و مقادیر واقعی با حذف اثر توافق تصادفی.

ریشه میانگین مربعات خطا^۷: معیار خطای پیش‌بینی.

میانگین خطای مطلق^۸: میانگین اختلاف مطلق بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی.

ضریب تعیین: میزان توضیح واریانس داده‌ها توسط مدل.

ماتریس معیارهای اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی برای محاسبه معیارهای حساسیت، ویژگی، ارزش پیش‌بینی مثبت و منفی و نرخ تشخیص استفاده شد (جدول ۱). همچنین، منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC) و سطح زیر منحنی (AUC) برای ارزیابی دقت کلی مدل محاسبه شدند.

برای افزایش دقت مدل و بررسی تعاملات بین متغیرها، تحلیل حساسیت انجام شد تا تأثیر حذف هر متغیر بر عملکرد مدل ارزیابی شود. همچنین، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای شناسایی هم‌خطی احتمالی بین

1 Cheng
2 Darminto & Chu
3 Lu
4 Zhao
5 Accuracy
6 Kappa
7 RMSE
8 MAE

متغیرها استفاده شد، که نشان داد هیچ هم‌خطی قابل توجهی وجود ندارد ($VIF < 5$). این تحلیل‌ها به تأیید استقلال متغیرها و اطمینان از قابلیت تعمیم مدل کمک کردند تا اطمینان حاصل شود که نتایج مدل تحت شرایط مختلف پایدار است (رحمان و همکاران، ۲۰۲۴).

جدول ۱: معیارهای اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی (موندینی^۱ و همکاران، ۲۰۲۳؛ نوزلیبه^۲ و همکاران، ۲۰۲۳).

معیار	رابطه
ضریب کاپا	$Kappa = (P_0 - P_x) / (1 - P_x) \times 100$ (۱)
دقت	$ACC = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)$ (۲)
ریشه میانگین مربعات خطا	$RMSE = \sqrt{(1/n \sum [x_i - \hat{x}_i]^2)}$ (۳)
میانگین خطای مطلق	$MAE = 1/n \sum$ (۴)
ضریب تعیین	$R^2 = 1 - SSE/SST$ (۵)

یافته‌های تحقیق

این مطالعه با استفاده از بازدیدهای میدانی و الگوریتم جنگل تصادفی، تأثیر ویژگی‌های ژئومورفیکی بر الگوی زمین‌لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور را بررسی کرد. نتایج نشان‌دهنده نقش کلیدی عوامل زمین‌شناسی و توپوگرافی در وقوع زمین‌لغزش است. یافته‌ها در چهار بخش اصلی شامل بازدیدهای میدانی، اهمیت متغیرها، پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش و اعتبارسنجی مدل ارائه می‌شوند. (شکل ۲).



شکل ۲: لغزش در محدوده مورد مطالعه. منبع: (نگارندگان)

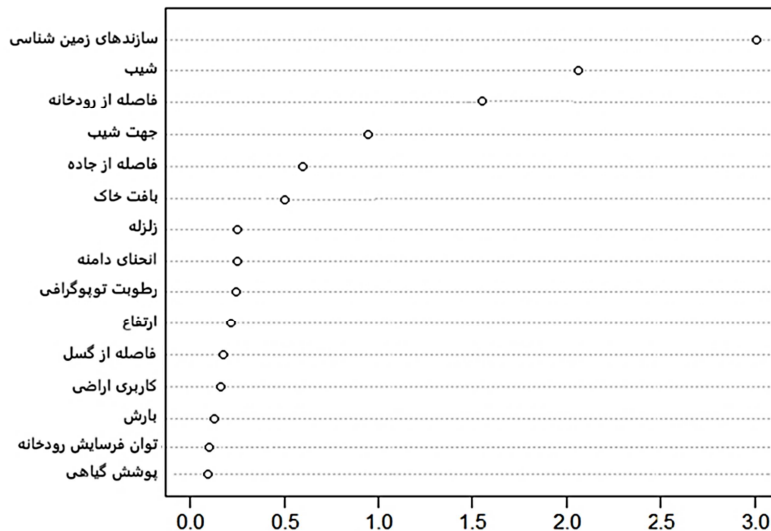
اهمیت متغیرها: تحلیل اهمیت متغیرها با استفاده از شاخص کاهش میانگین دقت^۳ نشان داد که سازندهای زمین‌شناسی با تأثیر ۲۳/۷٪، شیب با ۱۹/۵٪، و فاصله از رودخانه با ۱۵/۱۲٪ به ترتیب مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده زمین‌لغزش در حوضه هستند. این یافته‌ها با مطالعات قبلی مانند گنو و همکاران (۲۰۲۳) و لی و همکاران (۲۰۲۴) همخوانی دارد که بر نقش غالب ویژگی‌های زمین‌شناسی و توپوگرافی در مناطق کوهستانی تأکید کرده‌اند. سازندهای فرسایش‌پذیر مانند گچساران و کواترنری، به دلیل ساختار تبخیری و دانه‌بندی ضعیف، حساسیت بالایی به زمین‌لغزش دارند. شیب‌های تند (35° درجه) و نزدیکی به آبراهه‌ها نیز به‌عنوان عوامل تشدیدکننده شناسایی شدند. در مقابل، متغیرهایی مانند بارش، شاخص توان فرسایشی جریان (SPI)، و شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI)

1 Mondini

2 Nwazelibe

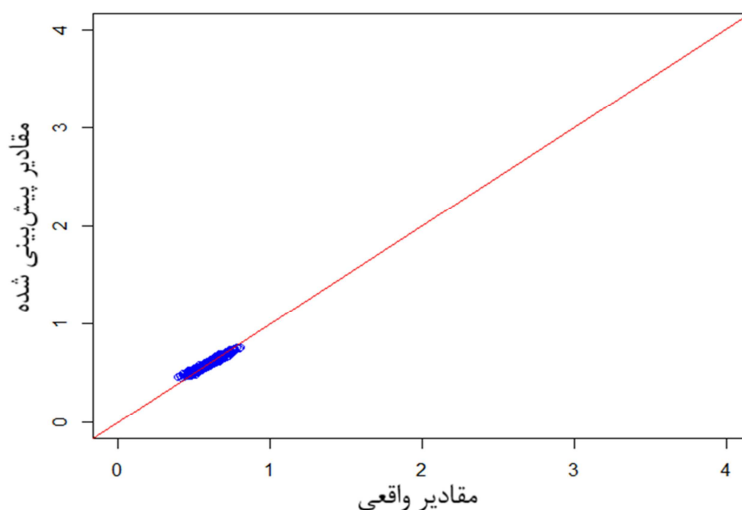
3 Mean Decrease Accuracy

کمترین تأثیر را داشتند (شکل ۳). این موضوع احتمالاً به دلیل توزیع یکنواخت بارش در منطقه و پوشش گیاهی متراکم در بخش‌های شمالی است که پایداری دامنه‌ها را افزایش می‌دهد (هی و همکاران، ۲۰۲۴).



شکل ۳: اولویت پارامترهای موثر در زمین لغزش. منبع: نگارندگان

همان‌گونه که در (شکل ۴) مشاهده می‌شود، نقاط موجود در نمودار بیانگر مقایسه بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده مدل برای نمونه‌های مختلف می‌باشد. هر نقطه در این نمودار بیانگر دو مقدار است: مقدار مشاهده‌شده واقعی و مقدار پیش‌بینی‌شده توسط مدل جنگل تصادفی. خط مورب قرمز رنگ در نمودار به عنوان خط مبنا ($y=x$) عمل می‌کند که نشان‌دهنده وضعیت ایده‌آل (پیش‌بینی کاملاً دقیق) است. نزدیکی قابل توجه نقاط به این خط مبنا، نشان‌دهنده دقت بالای مدل در پیش‌بینی می‌باشد. تراکم نقاط در اطراف خط مبنا و عدم پراکندگی قابل ملاحظه آنها، حاکی از اختلاف ناچیز بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده است. محدوده مقادیر در هر دو محور (مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده) بین ۰/۵ تا ۱ قرار دارد که نشان می‌دهد مدل از ثبات عملکرد خوبی برخوردار است و پیش‌بینی‌ها از دقت بالایی برخوردارند. همچنین خطای سیستماتیک محسوسی در پیش‌بینی‌ها وجود ندارد. این الگوی توزیع نقاط، تأیید کننده کارایی بالای الگوریتم جنگل تصادفی در مدل‌سازی پدیده زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه می‌باشد.

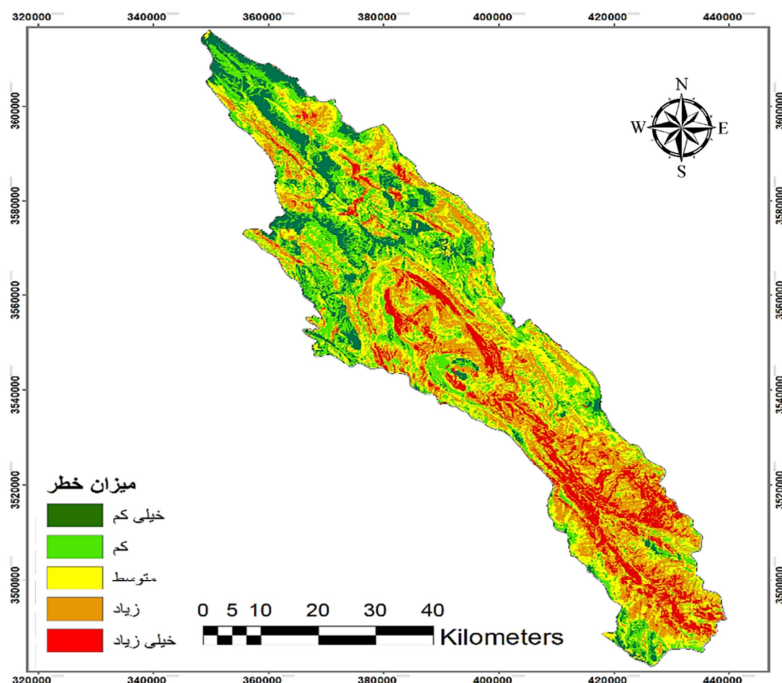


شکل ۴: نمودار ارزیابی برازش مدل جنگل تصادفی. منبع: نگارندگان

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش: پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی در پنج کلاس (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد) انجام شد (شکل ۵). نتایج نشان داد که ۳۰ درصد از مساحت حوضه (۷۵/۳۷ کیلومترمربع) در کلاس خطر زیاد قرار دارد، که عمدتاً در بخش‌های جنوبی و جنوب‌شرقی متمرکز است. این مناطق با سازندهای فرسایش‌پذیر (مانند گچساران و کواترنری)، شیب‌های تند، و تراکم بالای آبراهه‌ها همبستگی دارند. کلاس خیلی زیاد با مساحت ۶۰/۴۵ کیلومترمربع (۱۸/۴۰٪) نیز در نواحی با فعالیت تکتونیکی بالا و گسل‌های فعال مشاهده شد. در مقابل، بخش‌های شمالی و شمال‌غربی حوضه به دلیل پوشش گیاهی متراکم و شیب‌های ملایم‌تر، در کلاس‌های خطر کم و خیلی کم قرار گرفتند (جدول ۲). این توزیع فضایی نشان‌دهنده تأثیر ترکیبی عوامل ژئومورفیکی و انسانی (مانند جاده‌سازی) بر الگوی زمین‌لغزش است.

جدول ۲: توزیع فضایی مساحت و درصد سطوح خطر زمین‌لغزش. منبع: نگارندگان

کلاس خطر	مساحت (کیلومترمربع)	درصد
خیلی کم	۴۲/۱۵	۱۱/۲۵
کم	۴۵/۴۳	۱۲/۹۶
متوسط	۷۲/۹۰	۲۶/۹۹
زیاد	۷۵/۳۷	۳۰/۴۰
خیلی زیاد	۶۰/۴۵	۱۸/۴۰

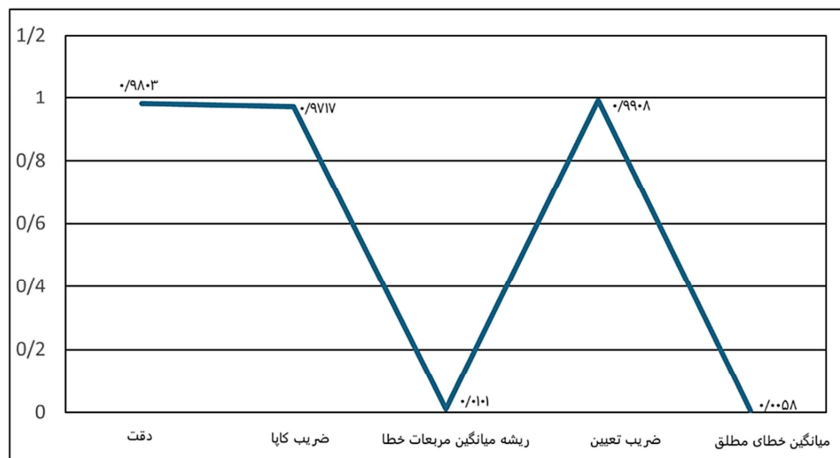


شکل ۵: پهنه‌بندی زمین‌لغزش حوضه مورد مطالعه با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی. منبع: نگارندگان

اعتبارسنجی مدل: عملکرد مدل جنگل تصادفی با استفاده از معیارهای آماری متعدد ارزیابی شد (جدول ۳). نتایج اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی دقت بالای مدل را تأیید کرد (جدول ۳) و (شکل ۶). دقت کلی مدل $0/9863$ بود که نشان‌دهنده طبقه‌بندی صحیح $98/63\%$ از نمونه‌ها است. ضریب کاپا ($0/9717$) توافق بالای پیش‌بینی‌ها با مقادیر واقعی را تأیید کرد، در حالی که ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE=0.0101$) و میانگین خطای مطلق ($MAE=0.0058$) نشان‌دهنده خطای بسیار پایین مدل بودند. ضریب تعیین ($R^2=0.9908$) نیز بیانگر توانایی بالای مدل در توضیح واریانس داده‌ها است (جدول ۳) و (شکل ۴). ماتریس پهنه‌بندی نشان داد که کلاس خطر زیاد دارای بالاترین حساسیت ($0/96$)، ویژگی ($0/92$)، و ارزش پیش‌بینی منفی ($0/98$) است، در حالی که کلاس خیلی کم کمترین حساسیت ($0/24$) را داشت (جدول ۴) و (شکل ۷). تحلیل بوت‌استرپ با 1000 تکرار نیز پایداری نتایج را نشان داد، که با یافته‌های آگبولا و همکاران (2024) و ژینگ و همکاران (2024) همخوانی دارد.

جدول ۳: نتایج اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی. منبع: نگارندگان

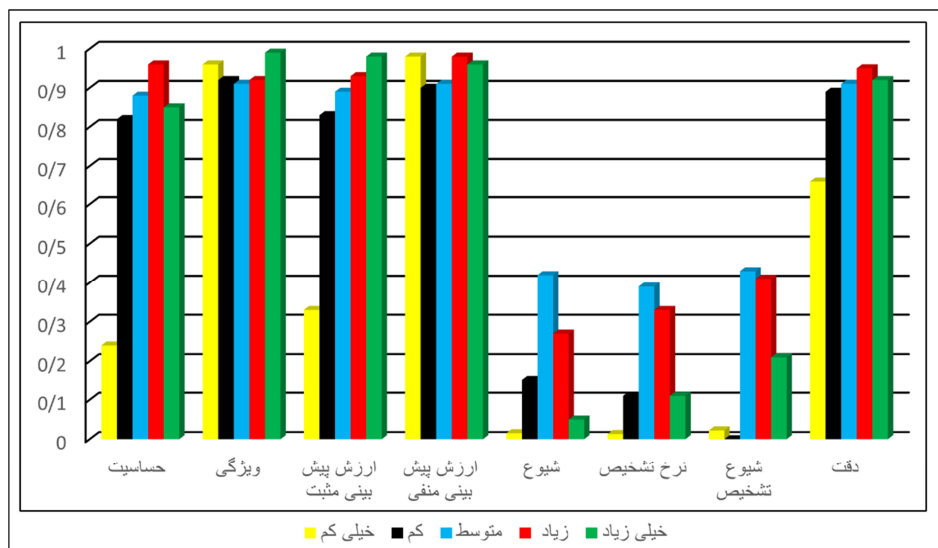
$0/9803$	دقت
$0/9717$	ضریب کاپا
$0/0101$	ریشه میانگین مربعات خطا
$0/9908$	ضریب تعیین
$0/0058$	میانگین خطای مطلق



شکل ۶: اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی. منبع: نگارندگان

جدول ۴: ویژگی کلاس‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش. منبع: نگارندگان

خیلی زیاد	زیاد	متوسط	کم	خیلی کم	
۰/۸۵	۰/۹۶	۰/۸۸	۰/۸۲	۰/۳۴	حساسیت
۰/۹۹	۰/۹۲	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۹۶	ویژگی
۰/۹۸	۰/۹۳	۰/۸۹	۰/۸۳	۰/۳۳	ارزش پیش بینی مثبت
۰/۹۶	۰/۹۸	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۸	ارزش پیش بینی منفی
۰/۰۵	۰/۲۷	۰/۴۲	۰/۱۵	۰/۰۱۵	شیوع
۰/۰۱۱	۰/۳۳	۰/۳۹	۰/۱۱	۰/۰۱۳	نرخ تشخیص
۰/۲۱	۰/۴۱	۰/۴۳	۰/۱۴	۰/۰۲۲	شیوع تشخیص
۰/۹۲	۰/۹۵	۰/۹۱	۰/۸۹	۰/۶۶	دقت



شکل ۷: ویژگی کلاس‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی. منبع: نگارندگان

نتایج و بحث

نتایج این مطالعه نشان‌دهنده نقش برجسته ویژگی‌های ژئومورفیکی در الگوی زمین‌لغزش حوضه آبریز سد شهید عباسپور است. سازندهای زمین‌شناسی، به‌ویژه گچساران و کواترنری، به دلیل ماهیت تبخیری و ساختارهای سست (مانند گچ، مارن، و انیدریت)، بالاترین تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش داشتند. این سازندها به دلیل فرسایش‌پذیری بالا و حساسیت به رطوبت، مستعد گسیختگی و ناپایداری دامنه هستند. شیب‌های تند (35° درجه) و نزدیکی به آبراهه‌ها نیز به‌عنوان عوامل تشدیدکننده شناسایی شدند، که با یافته‌های پورقاسمی و همکاران (۲۰۲۰) و لیو و همکاران (۲۰۲۱) همخوانی دارد. این عوامل با فرسایش کناری رودخانه و زیرشویی دامنه‌ها، ناپایداری را تشدید می‌کنند. در مقابل، بارش و شاخص NDVI تأثیر کمتری داشتند، که احتمالاً به دلیل توزیع یکنواخت بارش در منطقه و نقش تثبیت‌کننده پوشش گیاهی در بخش‌های شمالی است. تحلیل فضایی نشان داد که بخش‌های جنوبی و جنوب‌شرقی حوضه، به دلیل تراکم بالای گسل‌ها، شیب‌های ناپایدار، و فعالیت‌های انسانی مانند جاده‌سازی و ترانشه‌برداری، در معرض خطر بیشتری هستند. این مناطق با تراکم بالای زمین‌لغزش‌های دامنه‌ای و رودخانه‌ای مشخص می‌شوند، که با مطالعات ژو و کارانزا (۲۰۱۷) در مورد تأثیر گسل‌ها بر ناپایداری دامنه‌ها هم‌راستاست. در مقابل، بخش‌های شمالی و شمال‌غربی حوضه به دلیل پوشش گیاهی متراکم و شیب‌های ملایم‌تر، پایداری بیشتری دارند. این تفاوت‌های فضایی بر اهمیت مدیریت کاربری زمین و اقدامات پیشگیرانه مانند کاشت پوشش گیاهی، ایجاد سیستم‌های زهکشی و تقویت دامنه‌ها تأکید دارد (آگبولا و همکاران، ۲۰۲۴). تفاوت معنادار تأثیر عوامل در این مطالعه با پژوهش‌های دیگر مانند گئو و همکاران (۲۰۲۳) که شاخص NDVI را مؤثرتر گزارش کرده‌اند، می‌تواند به دلیل تفاوت در شرایط اکولوژیکی و زمین‌شناسی منطقه باشد. همچنین، تمرکز مناطق پرخطر در بخش‌های جنوبی حوضه را می‌توان به ترکیب سه عامل خطرناک در این مناطق نسبت داد: (۱) وجود سازندهای حساس به فرسایش، (۲) شیب‌های تند، و (۳) تراکم بالای شبکه زهکشی.

مقایسه نتایج این مطالعه با تحقیقات جهانی نشان‌دهنده برتری نسبی الگوریتم جنگل تصادفی در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش است. برای مثال، لی و همکاران (۲۰۲۴) در مطالعه‌ای در چین گزارش دادند که جنگل تصادفی با $AUC=0.95$ عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های آماری سنتی دارد. در مطالعه حاضر، $AUC=0.97$ نشان‌دهنده دقت بالای مدل است که می‌تواند به استفاده از داده‌های چندمنبعی و بهینه‌سازی دقیق پارامترهای مدل نسبت داده شود. که با مطالعات جهانی مانند یوسف و پورقاسمی (۲۰۲۱) و وبالم و همکاران (۲۰۲۴) همخوانی دارد. همچنین، یافته‌های این مطالعه با نتایج آهیونی و همکاران (۲۰۲۳) در اندونزی همخوانی دارد که نشان داد سازندهای زمین‌شناسی و شیب مهم‌ترین عوامل در مناطق کوهستانی هستند. با این حال، تأثیر کم بارش در این مطالعه، برخلاف مطالعات موندلینی و همکاران (۲۰۲۳) که بارش را عاملی کلیدی در زمین‌لغزش‌های ناشی از بارندگی شدید گزارش کردند، می‌تواند به شرایط اقلیمی خاص حوضه مربوط باشد.

بررسی نتایج نشان می‌دهد که اکثر زمین‌لغزش‌های مشاهده‌شده در مرکز و شمال حوضه آبریز از تراکم کمی برخوردارند و عمدتاً تحت تأثیر عوامل ناپایداری شیب، تجمع رسوبات، رانش و گسل‌شکستگی قرار دارند که با یافته‌های موندلینی و همکاران (۲۰۲۳) و تالب و همکاران (۲۰۱۸) همخوانی دارد. از سوی دیگر، عواملی همچون درصد بالای سازندهای نرم و فرسایش‌پذیر (مانند رسوبات آبرفتی، سازندهای گچساران و آغاچاری)، شیب‌های تند بیش از 35° درجه، ناپایداری شیب ناشی از فرسایش کناری و آبشویی رودخانه‌ها، احداث ترانشه‌های جاده‌ای برای

راه‌سازی و ساخت‌وساز مسکن (به‌ویژه در روستاهای ده‌حوض و ده‌ثریا)، رطوبت زیاد و تابش کمتر خورشید (خاصه در دامنه‌های شمالی و شمال‌شرقی) موجب شده است که در نواحی شرق، جنوب و جنوب‌شرق محدوده مورد مطالعه، الگوی پراکنش لغزش‌های رودخانه‌ای و دامنه‌ای غالب باشد. تجزیه و تحلیل نتایج همچنین حاکی از آن است که مناطق جنوب، جنوب‌شرق و شرق حوضه آبریز آسیب‌پذیری بیشتری در برابر رانش زمین دارند و تراکم زمین‌لغزش در این نواحی نسبتاً بالاست. در مقابل، گسترش پوشش گیاهی در شمال‌غرب، شمال‌شرق و غرب حوضه تا حدی به پایداری دامنه‌ها کمک کرده و بارش‌های جوی تأثیر کمتری در وقوع زمین‌لغزش در این مناطق داشته است. افزون بر این، توان فرسایشی رودخانه‌ها در نواحی مذکور کاهش یافته و دامنه‌ها از تعادل و پایداری نسبی برخوردارند. برای کاهش خطر زمین‌لغزش، راهکارهایی نظیر کاشت درختان و توسعه پوشش گیاهی (به‌منظور تثبیت دامنه‌ها، کاهش فرسایش خاک، جذب آب اضافی و تقویت ساختار خاک)، احداث سیستم‌های زهکشی مناسب (برای کنترل جریان آب‌های سطحی و کاهش فشار روی شیب‌ها) پیشنهاد می‌شود. در نهایت، نتایج ارزیابی معیارهای الگوریتم نشان‌دهنده دقت و عملکرد بالای مدل است که با یافته‌های رحمان و همکاران (۲۰۲۴) مطابقت دارد.

نتایج این مطالعه چارچوبی علمی برای مدیریت ریسک زمین‌لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور ارائه می‌دهد. پهنه‌بندی خطر می‌تواند به برنامه‌ریزان محیطی در شناسایی مناطق اولویت‌دار برای اقدامات پیشگیرانه کمک کند. پیشنهادات عملی شامل: (۱) کاشت پوشش گیاهی در مناطق با شیب بالا برای تثبیت دامنه‌ها، (۲) ایجاد سیستم‌های زهکشی برای کنترل جریان‌های سطحی، (۳) محدود کردن فعالیت‌های انسانی مانند جاده‌سازی در مناطق پرخطر، و (۴) توسعه سیستم‌های هشدار اولیه مبتنی بر داده‌های سنجش از دور و مدل‌های پیش‌بینی است (وو و همکاران، ۲۰۲۳؛ هاگو و همکاران، ۲۰۱۹). این اقدامات می‌توانند خسارات اقتصادی و جانی ناشی از زمین‌لغزش را به‌طور قابل‌توجهی کاهش دهند.

با وجود دقت بالای مدل جنگل تصادفی، محدودیت‌هایی در این مطالعه وجود داشت. اولاً، عدم دسترسی به داده‌های سری زمانی بلندمدت (مانند بارش‌های فصلی یا تغییرات کاربری زمین) ممکن است تحلیل دینامیک زمین‌لغزش‌های عمیق را محدود کرده باشد. ثانیاً، پیچیدگی‌های مدل‌سازی زمین‌لغزش‌های ناشی از زلزله به دلیل کمبود داده‌های لرزه‌ای دقیق به‌طور کامل بررسی نشد. تحقیقات آینده می‌توانند بر استفاده از داده‌های سری زمانی InSAR برای تحلیل تغییر شکل سطحی، مدل‌های یادگیری عمیق (مانند شبکه‌های کانولوشنی) برای پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و تحلیل‌های چندمقیاسی برای بررسی تعاملات بین عوامل محیطی و انسانی تمرکز کنند (ژیائو و همکاران، ۲۰۱۹؛ هی و همکاران، ۲۰۲۴). همچنین، ادغام داده‌های اقلیمی بلندمدت و مدل‌های هیدرولوژیکی می‌تواند درک بهتری از تأثیرات تغییرات اقلیمی بر زمین‌لغزش فراهم کند.

نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش حاضر نشان می‌دهد که ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی به‌ویژه سازندهای زمین‌شناسی (۲۳/۷ درصد)، شیب (۱۹/۵ درصد) و فاصله از رودخانه (۱۵/۲ درصد) نقش کلیدی در الگوی زمین‌لغزش حوضه آبریز سد شهید عباسپور ایفا می‌کنند. سازندهای فرسایش‌پذیر مانند گچساران و نهشته‌های کواترنری به دلیل ساختار سست و حساسیت بالا به رطوبت، ناپایداری دامنه‌ها را تشدید می‌نمایند. گسترش سازندهای تبخیری و نامقاوم گچساران همراه با نهشته‌های کواترنری منجر به فرسایش شدید آبراهه‌ها، ایجاد گسیختگی در سطوح لغزش، کاهش مقاومت برشی

دامنه‌ها و در نهایت تشدید پدیده زیرشویی در پای دامنه‌ها می‌گردد. این فرآیندها به صورت تدریجی ولی پیوسته باعث تسریع وقوع زمین‌لغزش در منطقه می‌شوند. از سوی دیگر، فعالیت‌های انسانی مانند احداث ترانشه‌های متعدد و عملیات راه‌سازی در دامنه‌های پشت به شیب، سهم قابل توجهی در افزایش ناپایداری دامنه‌ها داشته است. در مقابل، پارامترهای هیدرواقليمی مانند بارش، شاخص توان فرسایشی رودخانه (SPI) و شاخص پوشش گیاهی (NDVI) تأثیر کم‌تری در الگوی پراکنش زمین‌لغزش‌های منطقه نشان داده‌اند.

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه نشان داد که حدود ۳۰/۴ درصد از مساحت حوضه (معادل ۷۵/۳۷ کیلومتر مربع) در کلاس خطر بالا قرار دارد. این مناطق عمدتاً در بخش‌های جنوبی و جنوب‌شرقی حوضه متمرکز شده‌اند که این پراکنش فضایی با توزیع سازندهای حساس، تراکم گسل‌های فعال، شیب‌های تند (بالای ۳۵ درجه) و همچنین گستردگی فعالیت‌های انسانی مانند عملیات راه‌سازی همخوانی کامل دارد. نتایج نشان می‌دهد این مناطق به دلیل آسیب‌پذیری بالا و پتانسیل خطر قابل توجه، نیازمند اعمال مدیریت ریسک فوری و برنامه‌ریزی‌های ویژه هستند. از جمله راهکارهای مدیریتی پیشنهادی می‌توان به اجرای عملیات پایدارسازی دامنه‌ها، کنترل فعالیت‌های عمرانی و اعمال محدودیت‌های کاربری اراضی در این پهنه‌های پرخطر اشاره نمود.

الگوریتم جنگل تصادفی با شاخص‌های ارزیابی ممتاز شامل دقت کلی ۰/۹۸۶۳، ضریب کاپا ۰/۹۷۱۷، ضریب تعیین (۰/۹۹۰۸) و سطح زیر منحنی (AUC) معادل ۰/۹۷ عملکردی برجسته در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش از خود نشان داد. این سطح از دقت بالا عمدتاً مرهون دو عامل کلیدی بوده است: نخست به‌کارگیری ماتریس همبستگی پیشرفته برای بهینه‌سازی ترکیب عوامل ورودی و دوم نمونه‌برداری سیستماتیک از نقاط زمین‌لغزش. نکته قابل توجه در نتایج مدل‌سازی، غلبه واضح پارامترهای زمین‌شناسی بر عوامل اقلیمی است که این الگو با بسیاری از مطالعات مشابه در سایر مناطق تفاوت دارد. این تمایز را می‌توان به ویژگی‌های منحصر به فرد زمین‌شناسی منطقه از جمله گستردگی سازندهای حساس به فرسایش و تراکم بالای گسل‌های فعال نسبت داد.

از دیدگاه علمی، این مطالعه چندین دستاورد مهم داشته است. نخست آنکه موفق شد با رویکردی نوین، سهم و تأثیر متغیرهای مختلف در وقوع زمین‌لغزش را به دقت کمی‌سازی نماید. دوم اینکه نشان داد در مناطق با شرایط زمین‌شناسی خاص، پارامترهای ژئومورفیک می‌توانند سهم بسیار بیشتری از عوامل اقلیمی در مدل‌سازی داشته باشند. سوم آنکه تأثیر فعالیت‌های انسانی به عنوان یک عامل تشدیدکننده به خوبی در مدل مورد توجه قرار گرفته است. از منظر کاربردی نیز این مطالعه چارچوبی علمی برای برنامه‌ریزی محیطی و مدیریت ریسک زمین‌لغزش در مناطق مشابه ارائه می‌دهد.

بر اساس یافته‌های این پژوهش، پیشنهادات کاربردی زیر ارائه می‌شود:

اجرای فوری طرح‌های پایدارسازی در پهنه‌های پرخطر

اولویت‌بندی مناطق با خطر بسیار بالا در برنامه‌ریزی‌های کاربری اراضی

تلفیق یافته‌های این تحقیق با سیستم‌های پایش لحظه‌ای

انجام مطالعات مشابه در سایر حوضه‌های با ویژگی‌های زمین‌شناسی مشابه

برای تحقیقات آتی نیز بررسی تأثیر تغییرات اقلیمی بر الگوی خطر زمین‌لغزش، تلفیق داده‌های InSAR برای پایش تغییرات زمانی خطر و توسعه مدل‌های ترکیبی با تلفیق روش‌های مختلف یادگیری ماشین پیشنهاد می‌شود. این

مطالعه نه تنها شکاف پژوهشی موجود در منطقه مورد مطالعه را پر نموده است، بلکه می‌تواند به عنوان الگویی برای مطالعات مشابه در سایر مناطق کوهستانی با شرایط زمین‌شناسی پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

تیم پژوهشی مراتب قدردانی صمیمانه خود را از دانشگاه اصفهان به دلیل ارائه حمایت مالی ضروری و امکانات پژوهشی که این پژوهش را ممکن ساخت، ابراز می‌دارد. همچنین، از مشارکت سازمان‌های مختلف در ارائه داده‌ها و کمک‌های فنی با سپاسگزاری یاد می‌شود.

منابع

- حیدری، ناصر؛ حبیب‌نژاد، محمود؛ کاویان، عطاله؛ پورقاسمی، حمیدرضا (۱۳۹۹). مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش با الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در آبخیز سد رئیس‌علی دلواری، پژوهش‌های آبخیزداری (پژوهش و سازندگی)، دوره ۳۳، شماره ۱ (پیاپی ۱۲۶)، صص ۲-۱۳.
- سدیدی، جواد؛ مالکی، رضا (۱۴۰۱). مقایسه الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و رگرسیون لجستیک در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در جاده مه‌آباد-سردشت، سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی در علوم محیطی، دوره ۲، شماره ۴، صص ۸۱-۱۰۰. <https://doi.org/10.22034/rsgi.2022.15839>
- ساداتی، سیدحمید؛ موسوی، سیدرمضان؛ وهاب‌زاده کبریا، قربان؛ روشن، سیدحسین (۱۴۰۴). ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه تجن، استان مازندران)، مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۴، شماره ۴۵، صص ۱۳۳-۱۵۴. <https://doi.org/10.22111/jneh.2025.50031.2071>
- قیاسی، واحد؛ شیرخانی چشمه شفیق، یوسف؛ یوسفی، مهیار (۱۴۰۱). مروری بر مطالعات انجام شده در زمینه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش (الگوریتم جنگل تصادفی)، رویکردهای نوین در مهندسی عمران، دوره ۶، شماره ۴، صص ۱-۱۰.
- کرم، امیر؛ پاک‌نژاد، فریبا؛ بهرام‌آبادی، الهام (۱۴۰۰). پهنه‌بندی ناپایداری دامنه‌ها نسبت به حرکات واریزه‌ای با استفاده از روش الگوریتم جنگل تصادفی (مطالعه موردی: حوضه تنگراه-استان گلستان)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، دوره ۹، شماره ۴، صص ۵۹-۷۴. <https://doi.org/10.22034/gmpj.2021.131011>
- داوری‌صارم، میلاد؛ حسن‌پور، جعفر؛ روشن لیارجدمه، مانده (۱۴۰۴). شناسایی پهنه‌های احتمالی زمین‌لغزش با استفاده از داده‌های DaInSAR و استعداد زمین‌لغزش: مطالعه موردی حوضه آبریز دماوند، مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۴، شماره ۴۵، صص ۵۳-۷۴. <https://doi.org/10.22111/jneh.2025.49171.2058>
- ذاکری‌نژاد، رضا؛ کهرانی، عباس (۱۴۰۲). ارزیابی و مقایسه مدل‌های CART و TreeNet جهت تهیه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از نرم‌افزار SPM و سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) (مطالعه موردی: حوضه آبخیز کمه، جنوب استان اصفهان)، مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۲، شماره ۳۷، صص ۱۷-۳۸. <https://doi.org/10.22111/jneh.2023.42304.1904>
- محرمی، میثم؛ جلوخانی نیارکی، محمدرضا (۱۴۰۲). تهیه نقشه مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین (مطالعه موردی: کشور اتریش)، علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره ۱۳، شماره ۲، صص ۷۹-۹۴.
- مومی‌پور، مهدی؛ معاوی، مهشید (۱۴۰۱). تحلیل شرایط تکتونیک و فرسایش در حوضه سد شهید عباسپور با تکنیک‌های ژئومورفوتری، جغرافیا و مخاطرات محیطی، دوره ۱۱، شماره ۱، صص ۱-۱۶. doi:10.22067/geoeh.2021.70140.1053
- Achour, Y., & Pourghasemi, H. R. (2020). How do machine learning techniques help in increasing the accuracy of landslide susceptibility maps? *Geoscience Frontiers*, 11(3), 871-883. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2019.10.001>
- Agboola, G., Hashemi Beni, L., Elbayoumi, T., & Thompson, G. (2024). Optimizing landslide susceptibility mapping using machine learning and geospatial techniques. *Ecological Informatics*, 81, 102583. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102583>
- Ahmad, M. N., Shao, Z., Aslam, R. W., Ahmad, I., Liao, M., Li, X., & Song, Y. (2022). Landslide hazard, susceptibility and risk assessment (HSRA) based on remote sensing and GIS data models: A case study of Muzaffarabad, Pakistan. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36(8), 1-16. <https://doi.org/10.1007/s00477-022-02245-8>

- Ahyuni, R., Atthoriq, H., Endah, P., & Yurni, S. I. (2023). Hazard zonation in Lima Pulu Kota Regency. In *Proceedings of the 5th International Conference on Geoscience and Earth Resources Engineering* (pp. 45-58). EAI. <https://doi.org/10.4108/eai.19-11-2022.2332288>
- Cheng, Y.-S., Yu, T.-T., & Son, N.-T. (2021). Random forests for landslide prediction in Tsengwen River watershed, Central Taiwan. *Remote Sensing*, 13(2), 199. <https://doi.org/10.3390/rs13020199>
- Dao, A., Jaafari, M., Bayat, D., Mafi-Gholami, C., Qi, H., Moayed, T. V., Thanh, B. T. (2020). A spatially explicit deep learning neural network model for the prediction of landslide susceptibility. *Catena*, 188, 104451. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104451>
- Davari Sarem, M., Hassanspour, J. and Roshan Liarajdameh, M. (2025). Identification of potential landslide zones using DInSAR data and landslide susceptibility: a case study of the Damavand basin. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 14(45), 53-74. doi: 10.22111/jneh.2025.49171.2058. [In Persian].
- Darminto, M. L., & Chu, H.-J. (2019). Mapping landslide release area using a random forest model. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 389(1), 012038. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/389/1/012038>
- Egbueri, J. C., & Egbueri, F. (2023). Soil erosion and landslide susceptibility insights based on hierarchical clustering and multilayer perceptron networks: A Nigerian case study. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 20(10), 10763-10786. <https://doi.org/10.1007/s13762-022-04714-7>
- Fan, G., Scaringi, G., Korup, O., West, A. J., van Westen, C. J., Tanyas, H., Huang, R. (2019). Earthquake-induced chains of geologic hazards: Patterns, mechanisms, and impacts. *Reviews of Geophysics*, 57(2), 421-503. <https://doi.org/10.1029/2018RG000626>
- Karam, A., paknejad, F. and bahram abadi, E. (2021). Zonation of unstable slopes with respect to the debris flows using random forest algorithm (case study: Basin Tngrah Golestan Province). *Quantitative Geomorphological Research*, 9(4), 59-74. doi: 10.22034/gmpj.2021.131011 [In Persian]
- Gu, T., Li, J., Wang, M., Duan, P., Zhang, Y., & Cheng, L. (2023). Study on landslide susceptibility mapping with different factor screening methods and random forest models. *PLoS ONE*, 18(10), e0292897. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0292897>
- Ghiyasi, Vahed; Shirkhani Cheshme Shafi, Yousef; Yousefi, Mahyar (2012). A review of studies conducted in the field of landslide hazard zoning (random forest algorithm), *New Approaches in Civil Engineering*, Volume 6, Issue 4, pp. 1-10. [In Persian]
- Haque, U., Da Silva, P. F., Devoli, G., Pilz, J., Zhao, B., Khaloua, A., Wu, J. H. (2019). The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995-2014). *Science of The Total Environment*, 682, 673-684. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.03.415>
- Heydari, N., Habibnejad, M., Kavian, A. and Pourghasemi, H. R. (2020). Landslide Susceptibility Modelling Using the Random Forest Machine Learning Algorithm in the Watershed of Rais-Ali Delvari Reservoir. *Watershed Management Research*, 33(1), 2-13. doi: 10.22092/wmej.2019.126288.1219 [In Persian]
- He, Y., Zhao, Z., Zhu, Q., Liu, T., Zhang, Q., Yang, W., Wang, Q. (2024). An integrated neural network method for landslide susceptibility assessment based on time-series InSAR deformation dynamic features. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 2295408. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2295408>
- 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, Z., Huang, L., Fan, L., Huang, J., Huang, F., Chen, J., Wang, Y. (2020). Landslide susceptibility prediction modeling based on remote sensing and a novel deep learning algorithm of a cascade-parallel recurrent neural network. *Sensors*, 20(6), 1576. <https://doi.org/10.3390/s20061576>
- Liu, Q., Pan, M., Wang, X., & An, Y. (2021). A two-layer model for landslide-generated impulse wave: Simulation of the 1958 Lituya Bay landslide impact wave from generation to long-duration transport. *Advances in Water Resources*, 154, 103989. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2021.103989>
- Lu, J., Ren, C., Yue, W., Zhou, Y., Xue, X., Liu, Y., & Ding, C. (2023). Investigation of landslide susceptibility decision mechanisms in different ensemble-based machine learning models with various types of factor data. *Sustainability*, 15(18), 13563. <https://doi.org/10.3390/su151813563>
- Lu, S., Tang, H., Zhang, Y., Gong, W., & Wang, L. (2018). Effects of the particle-size distribution on the micro and macro behavior of soils: Fractal dimension as an indicator of the spatial variability of a slip zone in a landslide. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 77(2), 665-677. <https://doi.org/10.1007/s10064-017-1028-1>
- Mondini, A. C., Mondini, F., Guzzetti, F., & Melillo, M. (2023). Deep learning forecast of rainfall-induced shallow landslides. *Nature Communications*, 14(1), 2446. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-38135-0>
- Moharrami, Meysam; Jellokhani-Niarkai, Mohammad Reza (2013). Mapping landslide-prone areas using statistical models and machine learning (case study: Austria), *Surveying Sciences and Techniques*, Volume 13, Issue 2, pp. 79-94. [In Persian]
- Mumipour, M. and Moavi, M. (2022). Tectonic and Erosion Analysis of Shahid Abbaspour Dam Catchment using Geomorphometric Techniques. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 11(1), 1-16. doi: 10.22067/geoh.2021.70140.1053. [In Persian]
- Nwazelibe, E., Nwazelibe, C. O., & Unigwe, J. C. (2023). Integration and comparison of algorithmic weight of evidence and logistic regression in landslide susceptibility mapping of the Orumba North erosion-prone region, Nigeria. *Modeling Earth Systems and Environment*, 9(1), 967-986. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01549-2>

- Panahi, A., Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Rezaei, F., & Lee, S. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility using hybrid support vector regression (SVR) and the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with various metaheuristic algorithms. *Science of The Total Environment*, 741, 139937. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139937>
- Panchal, A., & Shrivastava, N. (2022). Landslide hazard assessment using analytic hierarchy process (AHP): A case study of National Highway 5 in India. *Ain Shams Engineering Journal*, 13(5), 101626. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.10.021>
- Pourghasemi, H. R., Kornejady, A., Kerle, N., & Shabani, F. (2020). Investigating the effects of different landslide positioning techniques, landslide partitioning approaches, and presence-absence balances on landslide susceptibility mapping. *Catena*, 187, 104364. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104364>
- Rahaman, A., Dondapati, S., Gupta, S., & Raj, R. (2024). Leveraging artificial neural networks for robust landslide susceptibility mapping: A geospatial modeling approach in the ecologically sensitive Nilgiri District, Tamil Nadu. *Geohazard Mechanics*, 2(4), 258-269. <https://doi.org/10.1016/j.ghm.2024.07.001>
- 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>
- 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*, 14(45), 133-154. doi: 10.22111/jneh.2025.50031.2071. [In Persian]
- Sadidi, J. and Maliki, R. (2022). Using machine learning-based models for landslide susceptibility mapping in the Mahabad-Sardasht road. *Remote Sensing and GIS Applications in Environmental Sciences*, 2(4), 100-81. doi: 10.22034/rsgi.2022.15839. [In Persian]
- Shugar, D. H., Sharma, M., Saharia, G. V., & Ramana, P. V. (2021). High-resolution landslide susceptibility mapping using ensemble machine learning and geospatial big data. *Catena*, 235, 107653. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2024.107653>
- Taalab, K., Cheng, T., & Zhang, Y. (2018). Mapping landslide susceptibility and types using random forest. *Big Earth Data*, 2(2), 159-178. <https://doi.org/10.1080/20964471.2018.1472392>
- Viet, D. T., Doan, A. T., & Tran, A. I. (2023). Deep learning to assess the effects of land use/land cover and climate change on landslide susceptibility in the Tra Khuc river basin of Vietnam. *Geocarto International*, 38(1), 1-25. <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2198856>
- Wu, Z., Li, H., Yuan, S., Gong, Q., Wang, J., & Zhang, B. (2023). Mask R-CNN-based landslide hazard identification for 22.6 extreme rainfall-induced landslides in the Beijiing River Basin, China. *Remote Sensing*, 15(20), 4898. <https://doi.org/10.3390/rs15204898>
- Wubalem, A. (2021). Landslide susceptibility mapping using statistical methods in the Uatza catchment area, northwestern Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, 8(1), 1-21. <https://doi.org/10.1186/s40677-021-00187-x>
- Xiao, T., Yin, K., Yao, T., & Liu, S. (2019). Spatial prediction of landslide susceptibility using GIS-based statistical and machine learning models in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir, China. *Acta Geochimica*, 38(4), 654-669. <https://doi.org/10.1007/s11631-019-00341-1>
- Xing, Y., Yang, C., Wang, P., & Huang, S. (2024). Research on landslide master control factor identification and susceptibility prediction modelling. *EGU sphere*, 2023, 1-25. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2023-3134>
- Youssef, A. M., & Pourghasemi, H. R. (2021). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin, Asir Region, Saudi Arabia. *Geoscience Frontiers*, 12(2), 639-655. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.05.010>
- zakeri nejad, R. , Kahrani, A. and Entrzari, M. (2023). Assessment of gully erosion susceptibility using the CART model and GIS (Case study: Khasyeh watershed). *Quantitative Geomorphological Research*, 12(2), 72-90. doi: 10.22034/gmpj.2023.391714.1429.[In Persian]
- Zhao, Z., Liu, Z. Y., & Xu, C. (2021). Slope unit-based landslide susceptibility mapping using certainty factor, support vector machine, random forest, CF-SVM and CF-RF models. *Frontiers in Earth Science*, 9, 589630. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.589630>
- Zuo, R., & Carranza, E. J. M. (2017). A fractal measure of spatial association between landslides and conditioning factors. *Journal of Earth Science*, 28(4), 588-594. <https://doi.org/10.1007/s12583-017-0738-4>.