



Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran

Jalal Samia ¹*

¹ Department of Geography, Faculty of Social Science and Humanities, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 21 February 2026

Revised: 29 April 2026

Accepted: 05 May 2026

Available Online: 06 May 2026

Keywords:

Landslide susceptibility Mapping

Environmental Controlling Factors

Random Forest Algorithm

Logistic Regression

Haraz Road, North of Iran

ABSTRACT

Landslides are among the most significant geomorphological hazards, posing serious threats to transportation networks and infrastructure. This study aims to compare the performance of a reference statistical method, Logistic Regression (LR), and a machine learning algorithm, Random Forest (RF), for spatial landslide susceptibility mapping along the Haraz Road corridor in Mazandaran Province, northern Iran. In this study, a balanced dataset consisting of 10,000 pixels representing landslide and non-landslide locations, together with a set of environmental conditioning factors associated with landslide occurrence, was prepared. To improve model stability, ten independent training datasets and ten independent testing datasets were generated and used in the modelling process for both approaches. Model performance was evaluated using overall accuracy, the Kappa coefficient, and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). Finally, the best-performing models from both approaches were selected based on the AUC values obtained from the testing datasets, and landslide susceptibility maps were produced accordingly. The results indicate that both methods exhibit considerable capability in predicting landslide occurrences. The LR model achieved AUC values of 0.90 for the training datasets and 0.89 for the testing datasets, whereas the RF model yielded corresponding values of 0.93 and 0.89. Analysis of factor importance revealed that lithology and land use are the most influential factors controlling landslide occurrence along the Haraz Road. Moreover, the spatial distribution of susceptible zones in the produced landslide susceptibility maps shows a notable degree of consistency, suggesting that the quality and characteristics of input data may play a more decisive role than the complexity of the modelling algorithm. The findings of this study can contribute to landslide hazard management and to improving safety conditions along the Haraz Road.

* Corresponding author: Jalal Samia

E-mail address: j.samia@umz.ac.ir

How to cite this article: Samia, J. (2026). Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 163-186. <https://doi.org/10.22067/geoeoh.2026.97881.1651>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Landslides are among the most significant natural disasters affecting susceptible mountainous regions, causing substantial damage to infrastructure, environment, and human life. Reliable identification of landslide-prone areas is therefore essential for hazard and risk management.

The Haraz Road in northern Iran represents one of the most critical transportation routes connecting capital to Mazandaran province, and it is frequently affected by landslides due to susceptible geological structures and lithology, steep slopes, climatic variability, and human interferences. These conditions highlight the necessity of developing accurate and scientifically robust landslide susceptibility models for effective risk reduction and planning.

In recent decades, landslide susceptibility modelling has increasingly relied on quantitative modelling approaches, particularly statistical approaches. Logistic Regression (LR) has been widely used as a reference statistical technique due to its simplicity, interpretability, and solid probabilistic foundation. In recent years, machine learning algorithms such as Random Forest (RF) have gained attention because of their ability to model nonlinear relationships, handle complex interactions among variables, and achieve high predictive accuracy without strict statistical assumptions. Despite the growing popularity of machine learning approaches, there remains ongoing debate regarding whether advanced algorithms significantly outperform traditional statistical approaches when datasets are properly prepared and validated.

Therefore, the main objective of this research is to implement a comparative evaluation of Logistic Regression and Random Forest models for spatial landslide susceptibility modelling along the Haraz road. The specific aims include: (1) evaluating the predictive performance and accuracy of both models using the same multiple training and testing datasets, (2) identifying the relative importance of environmental conditioning factors affecting landslide occurrence, and (3) generating landslide susceptibility maps suitable for hazard management and infrastructure planning.

Material and Methods

In order to model spatial landslide susceptibility using LR and RF, a comprehensive landslide inventory was prepared from field studies and existing geological data sources. Based on this inventory, an equal and balanced dataset consisting of 10,000 pixels was prepared, including 5,000 pixels with landslides and 5,000 non-landslide pixels. This balanced dataset was used to reduce classification bias and improve model reliability. Also, a set of environmental factors related to the 10000 pixels was used including lithology, land use, normalized difference vegetation index (NDVI), slope gradient, topographic position index (TPI), topographic wetness index (TWI), stream power index (SPI), plan and profile curvature, aspect-derived indices (northness and eastness), and distance-based factors such as proximity to roads, rivers, and faults.

To enhance model robustness and reduce uncertainty associated with random sampling, ten independent training datasets and ten corresponding testing datasets were generated using repeated random partitioning from the balanced dataset. Then, both LR and RF were implemented using identical datasets to ensure fair comparison. Logistic Regression modelling was performed using a binomial generalized linear modelling framework, while Random Forest modelling involved ensemble classification through multiple decision trees. For the Random Forest algorithm, hyperparameter tuning was performed to specify the optimal number of trees and the number of predictor variables per node of trees, thereby improving predictive performance and minimizing overfitting.

At the end, model performance was evaluated using multiple statistical metrics, including overall accuracy, Cohen's kappa coefficient, and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). These metrics were computed for each of the ten training and testing datasets, and the mean and standard deviation values were reported to assess model stability and reliability. The best-performing model for each approach was selected based on the highest AUC values obtained from validation datasets and based on that, landslide susceptibility maps were generated.

Results and Discussion

The results indicate that both LR and RF approaches achieved high predictive performance with strong classification capability. The mean AUC values of approximately 0.90 for 10 training datasets and 0.89 for 10 testing datasets in LR, demonstrate very good performance and accuracy. The RF approach achieved slightly higher training AUC values (approximately 0.93), while testing AUC values remained similar to LR (approximately 0.89), indicating comparable generalization performance between the two Approaches. Accuracy and kappa statistics also showed consistent results across the 10 training and 10 testing datasets for both models, confirming the robustness and reliability of the employed approaches.

Results related to the variable importance revealed that lithology and land use were the most influential factors in both approaches affecting landslide occurrence in the Haraz road. The dominance of lithology highlights the critical role of weak geological formations and weathered materials such as Shemshak formation and Scree deposits in controlling landslide susceptibility along the Haraz road.

The landslide susceptibility maps generated from the best-performing models in LR and RF showed similar spatial patterns, with high and very high susceptibility zones concentrated along steep slopes within regions characterized by weak lithological formations. The similarity between maps generated by LR and RF suggests that both models successfully captured the dominant controlling factors and their spatial relationships with landslides distribution along the Haraz road.

The relative similar predictive performance obtained by LR and RF in this study suggests that data quality, balanced sampling design, and rigorous validation procedures may play a more critical role than algorithm complexity alone in achieving reliable landslide susceptibility prediction. This finding supports previous research findings indicating that advanced machine learning methods do not always significantly outperform well-established statistical models when datasets are properly prepared. Therefore, LR remains a valuable reference approach, while RF provides complementary advantages in handling nonlinear relationships and variable interactions.

Conclusion

This study demonstrates that both LR and RF models provide reliable and robust outcomes for landslide susceptibility modelling. Although RF exhibited slightly higher performance during training phase, both models yielded similar predictive accuracy on independent testing datasets, indicating similar practical applicability for landslide susceptibility assessment. The selection of lithology and land use as dominant landslide influencing factors emphasizes the importance of geological formation and human land-use practices in influencing slope instability along mountainous roads.

From an applied point of view, the susceptibility maps generated in this research offer valuable tools and information for infrastructure management, land use planning, and disaster risk reduction strategies. The decision makers and planners can use these maps to prioritize landslides monitoring programs, engineering interventions, and land use regulation in high and very high risk zones, thereby improving road safety and reducing socio-economic and environmental losses.

Future research could consider dynamic triggering factors such as rainfall intensity, temporal land-use changes, and detailed topographic changes through radar remote sensing imageries to improve predictive capability and support early warning landslide systems. Additionally, the integration of remote sensing time-series data, advanced hybrid models, and deep learning approaches may further improve the performance and accuracy of landslide susceptibility models and provide a more reliable foundation for landslide hazard and risk assessments in complex mountainous environments.



دسترسی آزاد

نشریه علمی
جغرافیا و مخاطرات محیطی

DOI: 10.22067/GEOEH.2026.97881.1651

مقاله پژوهشی



بررسی مقایسه‌ای روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش (منطقه مورد مطالعه: جاده هراز، مازندران)

جلال سمیعا^{۱*}^۱ گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۱۵ کلمات کلیدی: پهنه‌بندی حساسیت زمین-لغزش عوامل کنترل‌کننده محیطی الگوریتم جنگل تصادفی رگرسیون لجستیک جاده هراز، شمال ایران	زمین‌لغزش‌ها به عنوان یکی از مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی، تهدیدی جدی برای شبکه‌های حمل‌ونقل و زیرساخت‌ها به شمار می‌روند. پژوهش حاضر با هدف مقایسه کارایی روش مرجع آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز انجام شده است. در این مطالعه و در ابتدا، مجموعه داده‌ای متعادل شامل ۱۰'۰۰۰ پیکسل؛ نقاط دارای زمین‌لغزش و فاقد زمین‌لغزش همراه با مجموعه عوامل محیطی مؤثر در وقوع زمین‌لغزش تهیه شد. به منظور افزایش پایداری مدل‌های، ۱۰ مجموعه داده آموزشی و ۱۰ مجموعه داده آزمایشی مستقل ایجاد و برای هر دو روش در فرآیند مدل‌سازی استفاده گردید. ارزیابی عملکرد مدل‌های با استفاده از شاخص‌های دقت کلی، ضریب کاپا و AUC انجام شد. در انتها، بهترین مدل‌های در هر دو روش بر اساس مقادیر AUC به دست آمده در داده‌های آزمایشی انتخاب و نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش بر اساس آنها تولید شده است. نتایج نشان داده که هر دو روش از عملکرد قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی زمین‌لغزش‌ها برخوردار می‌باشند. مقادیر AUC در روش رگرسیون لجستیک برای داده‌های آموزشی ۰/۹۰ و برای داده‌های آزمایشی ۰/۸۹ و در روش جنگل تصادفی به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۸۹ محاسبه شده است. تحلیل اهمیت عوامل مؤثر نشان داده که زمین‌شناسی و کاربری اراضی مهم‌ترین عوامل وقوع زمین‌لغزش در جاده هراز می‌باشند. توزیع مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در نقشه‌های پهنه‌بندی زمین‌لغزش نیز تطابق قابل‌توجهی را نشان داده که می‌تواند بیانگر نقش تعیین‌کننده داده‌های ورودی نسبت به پیچیدگی الگوریتم مدل‌سازی باشد. یافته‌های این پژوهش می‌تواند در مدیریت مخاطره زمین‌لغزش و افزایش ایمنی جاده هراز کاربرد مؤثری داشته باشد.

مقدمه

مطالعه زمین لغزش به عنوان یک مخاطره هیدروژئومورفولوژیک (Reichenbach, Rossi, Malamud, Mihir & Guzzetti, 2018) به دلیل فراوانی وقوع و آثار منفی و مخرب در ایجاد انواع خسارتهای اجتماعی، اقتصادی و طبیعی همواره به عنوان یک چالش برای کشورها، سازمانهای مسئول و مؤسسات علمی و پژوهشی در سرتاسر دنیا می‌باشد. بر اساس پایگاه اطلاعاتی EM-DAT، ۱۷٪ از تلفات انسانی ناشی از وقوع بلایای طبیعی مرتبط با زمین لغزش‌ها بوده که سالانه همراه با میلیاردها دلار خسارات اقتصادی در دنیا می‌باشد (CRED, 2023). در کنار آثار مخرب اقتصادی و اجتماعی، زمین لغزش‌ها دارای تبعات منفی زیست‌محیطی از جمله تخریب پوشش گیاهی، ایجاد آلودگی رسوبی در منابع آبی و از بین رفتن زیستگاه‌های حیات وحش می‌باشند (Geertsema, Highland & Vaugeouis, 2009). از نظر ژئومورفولوژیکی، زمین لغزش‌ها حرکات توده‌ای می‌باشند که عمدتاً بر روی شیب‌ها به صورت جابه‌جایی سنگ، خاک و یا ترکیب آنها و تحت تأثیر نیروی ثقلی زمین به وقوع می‌پیوندند (Cruden & Varnes, 1996) و نقش مهمی در روند تکاملی چشم‌اندازهای نواحی کوهستانی دارند (Gariano & Guzzetti, 2016). در کنار مستعد بودن ویژگی‌های ذاتی یک منطقه از نظر زمین‌شناسی و توپوگرافی نسبت به وقوع زمین لغزش، بارندگی‌های شدید و بلند مدت، زلزله، فعالیت‌های آتشفشانی، ذوب برف و بهره‌برداری از منابع زمین در نواحی کوهستانی می‌تواند زمینه را جهت وقوع زمین لغزش فراهم کند (Rault et al., 2022; Mc Coll, 2022; Markovic et al., 2024; Bibentyo et al., 2024).

در زمینه مطالعه زمین لغزش‌ها، ارزیابی حساسیت زمین لغزش مبنا و پایه‌ای علمی جهت مدیریت خطر وقوع زمین لغزش و برنامه‌ریزی کاربری اراضی در مطالعات آمایش سرزمین فراهم می‌کند (Pawluszek & Borkowski, 2017). در ارزیابی حساسیت زمین لغزش، احتمال مکانی وقوع زمین لغزش در یک منطقه مورد بررسی قرار گرفته که براساس آن، شدت‌های مختلف حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش از خیلی کم تا خیلی زیاد تعیین می‌گردد (Rossi, Bornaetxea & Reighenbach, 2022). نتایج به دست آمده از ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش می‌تواند در ارزیابی خطر و ریسک وقوع زمین لغزش و همچنین در طراحی، اجرا و مدیریت سیستم‌های هشداردهی اولیه وقوع زمین لغزش مورد استفاده قرار گیرد (Guzzetti et al., 2020). جهت ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش روش‌های متعددی مورد استفاده قرار می‌گیرد که به صورت کلی شامل (الف) نقشه‌برداری ژئومورفولوژیکی، (ب) تحلیل نقشه‌های فهرست زمین لغزش، (پ) روش‌های تحلیل اکتشافی، (ت) مدل‌سازی فیزیکی و (ث) روش‌های آماری می‌باشد (Reichenbach et al., 2018). فرضیه اساسی در استفاده از تمامی این روش‌ها، راهنما بودن توزیع زمین لغزش‌های گذشته و حال و شرایط وقوع آنها، جهت پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش‌ها در آینده می‌باشد (Spiekermann et al., 2023). در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری ماشین به دلیل قابلیت کمی‌سازی رابطه غیرخطی بین زمین لغزش‌ها و عوامل مؤثر بر وقوع آنها و همچنین محاسبه خودکار پارامترهای مدل‌هایی ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش مورد توجه محققان قرار گرفته است (Liu, Wang, Zhang, He & Pijush, 2023). به عنوان نمونه و بر اساس پژوهش تریجیلا و همکاران (Trigila, Iadanza, Esposito & Scarascia-Mugnozza, 2015)، پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در منطقه سیسیلی ایتالیا با استفاده از روش‌های آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شد که در آن روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی بالاترین میزان دقت را در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش نشان دادند. بررسی مقایسه‌ای استفاده از روش‌های اکتشافی، آماری و یادگیری ماشین در منطقه شیچنگ^۱ کشور چین نشان داده که روش‌های یادگیری ماشین از دقت بالاتری در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش نسبت به سایر روش‌ها برخوردار می‌باشند (Huang et al., 2020). در تحقیق انجام شده توسط گوتز و همکاران (Goetz, Brenning, Petschko & Leopold, 2015)، روش‌های آماری و تکنیک‌های یادگیری ماشین، جهت مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در زون‌های

مولاس^۱، فلیش^۲ و آستروآلپین^۳ کشور اتریش با خصوصیات متفاوت زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج نشان داده که اگر چه روش جنگل تصادفی بالاترین میزان دقت جهت مدل‌سازی مکانی را ارائه داده ولی اختلاف آماری معنی‌داری بین روش‌های ذکر شده وجود ندارد.

در نتیجه و با توجه به توسعه روز افزون و گستردگی کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش، ضرورت مقایسه دقت و عملکرد آن با روش‌های آماری مبنا و پایه مورد استفاده وجود دارد. در این راستا، هدف از این تحقیق بررسی مقایسه‌ای دقت و عملکرد الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی با روش آماری سنتی رگرسیون لجستیک در مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. بدین منظور، جاده هراز در استان مازندران به عنوان خطرناک‌ترین جاده کوهستانی کشور از نظر وقوع زمین‌لغزش که همواره چالش اساسی ایمنی حمل و نقل در این جاده بوده، مورد مطالعه قرار گرفته است. پیشینه مطالعات انجام شده در جاده هراز نشان می‌دهد که مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش عمدتاً با تحلیل موردی زمین‌لغزش امام‌زاده علی در امتداد جاده هراز (Karimnejad, Ghayoumian, Shariat Jafari & Pour Kermani, 1999)، در مقیاس حوضه آبخیز هراز (Sepah Vand, Moradi & Abdolmaleki, 2016)، با استفاده از روش‌هایی نظیر تحلیل سلسله مراتبی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (Emadodin & Moradi, 2018)، با تمرکز در بخشی از جاده هراز (Mohammadi & Sasanpour, 2021) و بررسی نقش پارامتر زمین‌شناسی در وقوع زمین‌لغزش (Dehghan Farouji & Beitollahi, 2022)، انجام شده است. نوآوری پژوهش حاضر نسبت به مطالعات انجام شده، در استفاده از روش جنگل تصادفی با قابلیت اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه، بهینه‌سازی ابرپارامترهای این الگوریتم، ارزیابی دقت و عملکرد روش جنگل تصادفی و همچنین ارزیابی دقت و عملکرد روش آماری رگرسیون لجستیک در ۱۰ بار تکرار مدل‌هایی آموزشی و اعتبارسنجی می‌باشد.

منطقه مورد مطالعه

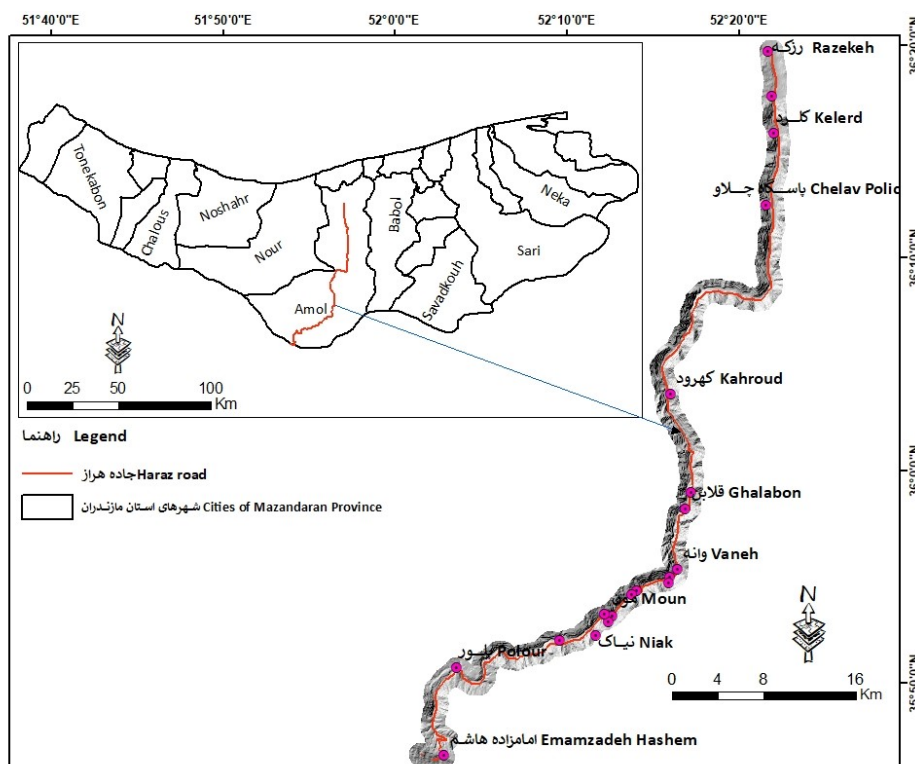
جاده هراز (محور ارتباطی شماره ۷۷) به عنوان یکی از شریان‌های اصلی شمال کشور، نقش کلیدی در اتصال نواحی مرکزی ایران به استان مازندران ایفا می‌کند. این جاده با طول تقریبی ۱۶۵ کیلومتر، پس از محور کندوان در چالوس، کوتاه‌ترین مسیر دسترسی زمینی بین تهران و استان مازندران محسوب می‌شود و به همین دلیل از اهمیت راهبردی، اقتصادی و اجتماعی بالایی برخوردار است. این جاده به دلیل عبور از مناطق کوهستانی فعال از نظر زمین‌ساختی و ژئومورفولوژیکی، شرایط محیطی پیچیده‌ای را از نظر ناپایداری دامنه‌ای و وقوع انواع زمین‌لغزش‌ها دارا می‌باشد. وجود جلوه‌های شاخص طبیعی نظیر دامنه‌های جنوبی کوه دماوند، تنوع چشمگیر واحدهای سنگی و اشکال ناهمواریهای ژئومورفولوژیک، و همچنین پراکندگی سکونتگاه‌های فصلی و مناطق گردشگری در امتداد این جاده، سبب شده است این محور در بیشتر ایام سال حمل و نقل ترافیکی قابل توجهی داشته باشد. محدوده مورد بررسی در این تحقیق شامل بخش اصلی جاده هراز به طول حدود ۹۲ کیلومتر، از محدوده منطقه رزکه تا امام‌زاده هاشم (ع) در استان مازندران می‌باشد (شکل ۱). این محدوده، به دلیل تغییرات شدید ناهمواری‌ها و قرارگیری در زون‌های مرتفع البرز مرکزی، از نظر وقوع فرآیندهای ناپایداری دامنه‌ای و زمین‌لغزش از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از زمین‌لغزش‌های مهم به وقوع پیوسته در این جاده، زمین‌لغزش امام‌زاده علی در منطقه آب اسک در خرداد ۱۳۷۰ می‌باشد که باعث تخریب کامل ۳۸۰ متر از جاده هراز، خسارت‌های اقتصادی ناشی از ۴۵ روز مسدودی جاده، تخریب کامل بقعه امام‌زاده علی، تخریب چندین واحد مسکونی و تجاری، مدفون شدن روستای پشنگ با ۱۵ خانوار و تخریب دکل‌های مخابرات و فشار برق قوی شده است (Karimnejad et al., 1999).

1- Mollasse

2- Fliesch

3- Austroalpine

ویژگی‌های فیزیوگرافی و توپوگرافیکی منطقه شامل شیب‌های تند، برش‌های عمیق توپوگرافی، و تنوع سازندهای زمین‌شناسی، در کنار شرایط اقلیمی ناپایدار با بارش‌های شدید باران و برف و همچنین لرزه‌خیزی منطقه زمینه مساعدی را برای وقوع انواع زمین‌لغزش‌ها فراهم کرده است. در این زمینه در جاده هراز، خصوصیات زمین‌شناسی نقش تعیین‌کننده‌ای در وقوع زمین‌لغزش و ناپایداری شیب‌ها دارند. به عنوان نمونه، وجود آبرفت‌های سست، واریزه‌های کوهی و تالوس به دلیل نفوذپذیری بالا و عدم استحکام، واحدهای پیروکلاستیک و مواد آتشفشانی سست به دلیل ساختار دانه‌ریز، کم‌سیمانی و تمایل بالا به جذب آب و سازند شمشک به دلیل وجود رس و لایه‌بندی ضعیف، مستعدترین قسمت‌های جاده از نظر وقوع زمین‌لغزش می‌باشند. همچنین، مجموعه‌ای از گسل‌های فعال و نیمه‌فعال شامل شاخه‌های فرعی گسل مشا-فشم، گسل‌های جوان مرتبط با مجموعه آتشفشانی دماوند و گسل‌هایی نظیر منگل و نوررود حضور دارند که با ایجاد زون‌های خردشدگی و افزایش شدت درزه‌داری در واحدهای زمین‌شناسی مستعد، شرایط را برای وقوع زمین‌لغزش‌ها در حاشیه جاده فراهم می‌کنند. علاوه بر این، جاده هراز جزء مناطق پربارش بوده (بارش سالانه ۸۴۰ میلیمتر در ایستگاه کرسنگ و ۴۵۵ میلیمتر در ایستگاه پلور) (سازمان هواشناسی مازندران)، به طوری که بارندگی‌های شدید و نفوذ آب به درون درزه‌ها و خاک‌های دامنه‌ای باعث کاهش مقاومت مصالح و افزایش وزن دامنه می‌شود و زمینه را برای وقوع زمین‌لغزش‌های سطحی، عمقی و سقوط سنگ فراهم می‌کند. همچنین ذوب برف در اواخر زمستان و اوایل بهار با افزایش ناگهانی فشار آب منفذی، نیز یکی از مهم‌ترین محرک‌های ناپایداری دامنه‌ها در حاشیه این جاده است. علاوه بر عوامل طبیعی، فعالیت‌های انسانی نظیر راه‌سازی، معدن‌کاری، تغییر کاربری اراضی و توسعه راه‌های فرعی ارتباطی، تعادل طبیعی پایداری دامنه‌ها را برهم زده و احتمال وقوع لغزش‌های دامنه‌ای را افزایش داده‌اند. در نتیجه، وقوع انواع زمین‌لغزش در این جاده، ایمنی تردد، پایداری زیرساخت‌ها و محیط زیست منطقه را با تهدید جدی مواجه ساخته است.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Fig.1. Study area

مواد و روش‌ها

جهت مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در امتداد جاده هراز رخدادهای زمین‌لغزش به عنوان پارامتر وابسته و عوامل توپوگرافیکی و هیدرولوژیکی، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و عوامل انسانی به عنوان پارامترهای مستقل به شرح ذیل مورد استفاده قرار گرفته‌اند:

توزیع مکانی رخداد زمین‌لغزش‌ها

زمین‌لغزش‌های به وقوع پیوسته در امتداد جاده هراز با استفاده از مطالعات میدانی و همچنین نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شیت‌های آمل و دماوند، شناسایی و موقعیت آنها در بستر سامانه اطلاعات مکانی (GIS^۱) به صورت نقشه فهرست رخداد زمین‌لغزش تهیه شده است. در مطالعه میدانی با همکاری متخصصین زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی، ۸۳ نقطه مرتبط با زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز از منطقه رزکه تا امام‌زاده هاشم (ع) شناسایی (شکل ۲) و موقعیت آنها با گیرنده GPS^۲ ثبت و در ترکیب و تصحیح با داده‌های زمین‌لغزش موجود در نقشه‌های زمین‌شناسی منطقه، به عنوان نقشه نهایی فهرست زمین‌لغزش (شکل ۳) جهت مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته است.

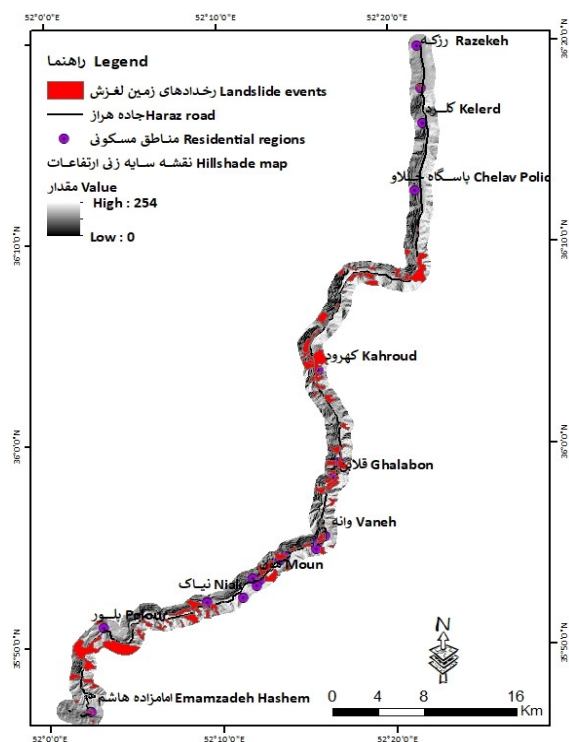


شکل ۲- نمونه‌ای از زمین‌لغزش (الف) و دیواره حائل جهت (ب) جلوگیری از ریزش سنگ در قسمت‌های سیاه بیشه و پنجاب در حاشیه جاده هراز

Fig. 2. A sample of landslide (A) and retaining wall (B) for preventing rockfall in Siah Bisheh and Panjab regions on the side of Haraz road

1- Geographic Information System

2- Global Position System



شکل ۳- توزیع مکانی رخدادهای زمین لغزش در حاشیه جاده هراز

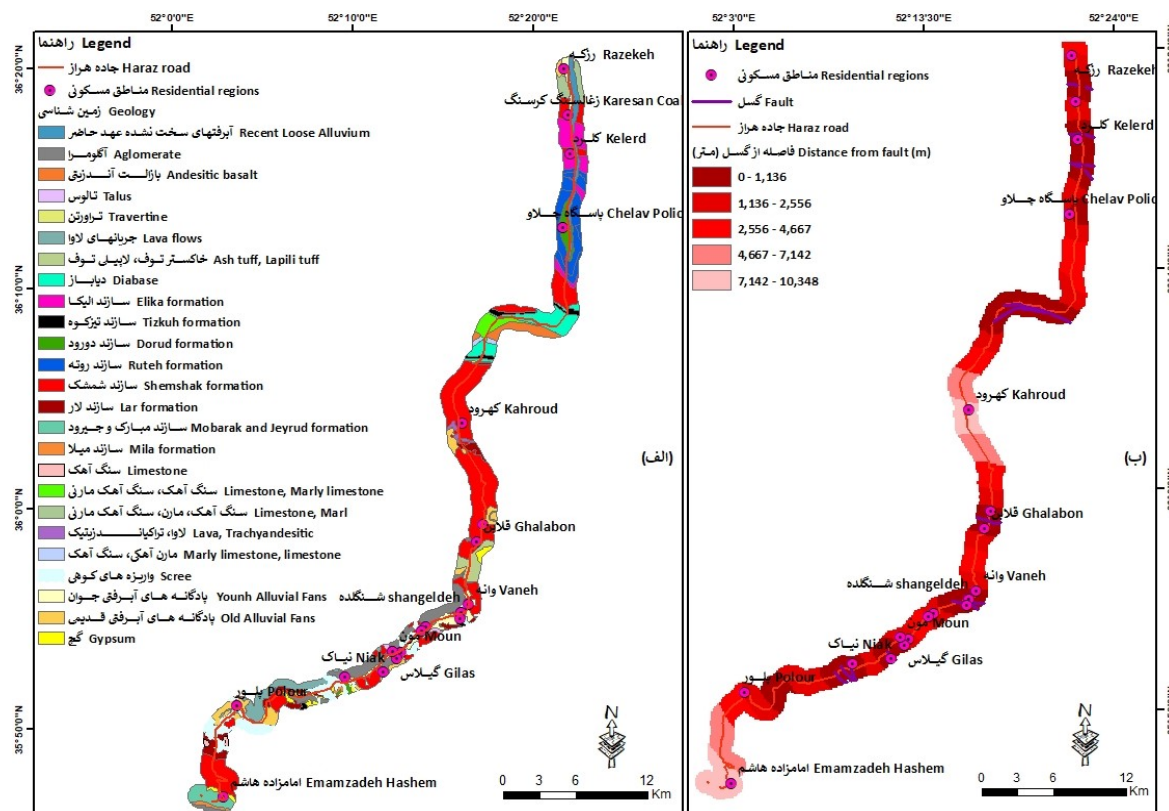
Fig.3. Spatial distribution of landslide events on the side of Haraz road

عوامل تأثیرگذار بر وقوع زمین لغزش

در این پژوهش، تأثیر عوامل مستقل زمین‌شناسی، توپوگرافی، هیدرولوژی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی و عوامل انسانی در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش به شرح ذیل مورد بررسی قرار گرفته است:

با توجه به نقش و اهمیت زمین‌شناسی، تنوع لایه‌های سنگی و گسل‌ها در مطالعات مرتبط با ناپایداری دامنه‌ها و وقوع زمین لغزش، از روی نقشه‌های زمین‌شناسی آمل و دماوند به مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، سازندهای زمین‌شناسی، لیتولوژی و تنوع لایه‌های سنگی و همچنین گسل‌های موجود در امتداد جاده هراز در بستر GIS استخراج و با استفاده از تحلیل فاصله‌ای، نقشه فاصله از گسل در منطقه مورد مطالعه تهیه شده است (شکل‌های ۴ الف و ب). در تهیه نقشه فاصله از گسل، روش طبقه‌بندی Natural Breaks (Jenks) بدلیل دقت بالاتر در نمایش ساختار واقعی مقادیر اطلاعاتی موجود در لایه فاصله از گسل مورد استفاده قرار گرفته است.

در ارتباط با عوامل توپوگرافیکی، مدل رقومی ارتفاع در امتداد جاده هراز به ابعاد ۳۰×۳۰ از روی نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری کشور تهیه شده و از روی آن لایه‌های اطلاعاتی شیب، جهات شیب شمال‌گرا و شرق‌گرا، انحنا، سطح و مقطع دامنه‌ای تهیه شده است (شکل‌های ۵ الف-و). انتخاب این عوامل بر مبنای دانش رایج در زمینه مکانیزم‌های فیزیکی و فرآیندهای مؤثر در وقوع زمین لغزش صورت گرفته که هر کدام از موارد ذکر شده در این زمینه نقش مؤثری دارند. در این راستا، شیب عامل اصلی افزایش نیروهای گرانشی و تنش برشی در دامنه‌های ناپایدار می‌باشد. جهات شیب، به طور غیرمستقیم بر میزان تابش خورشید، الگوهای رطوبتی خاک و نوع پوشش گیاهی تأثیر می‌گذارند که تمامی این موارد می‌توانند پایداری دامنه‌ها را تحت تأثیر قرار دهند. انحنا، سطح بر نحوه تجمع و پراکندگی آب‌های سطحی و زیرسطحی در دامنه‌ها تأثیر گذاشته که در دامنه‌های مقعر می‌تواند منجر به افزایش وزن و تحریک وقوع زمین لغزش گردد. انحنا، مقطع نیز بر سرعت و الگوی جریان آب و تجمع احتمالی آن در طول پروفیل دامنه‌ها اثر گذاشته که به نوبه خود می‌تواند در وقوع زمین لغزش مؤثر باشد.



شکل ۴- لایه‌های اطلاعاتی زمین‌شناسی (الف) و فاصله از گسل (ب) در حاشیه جاده هراز

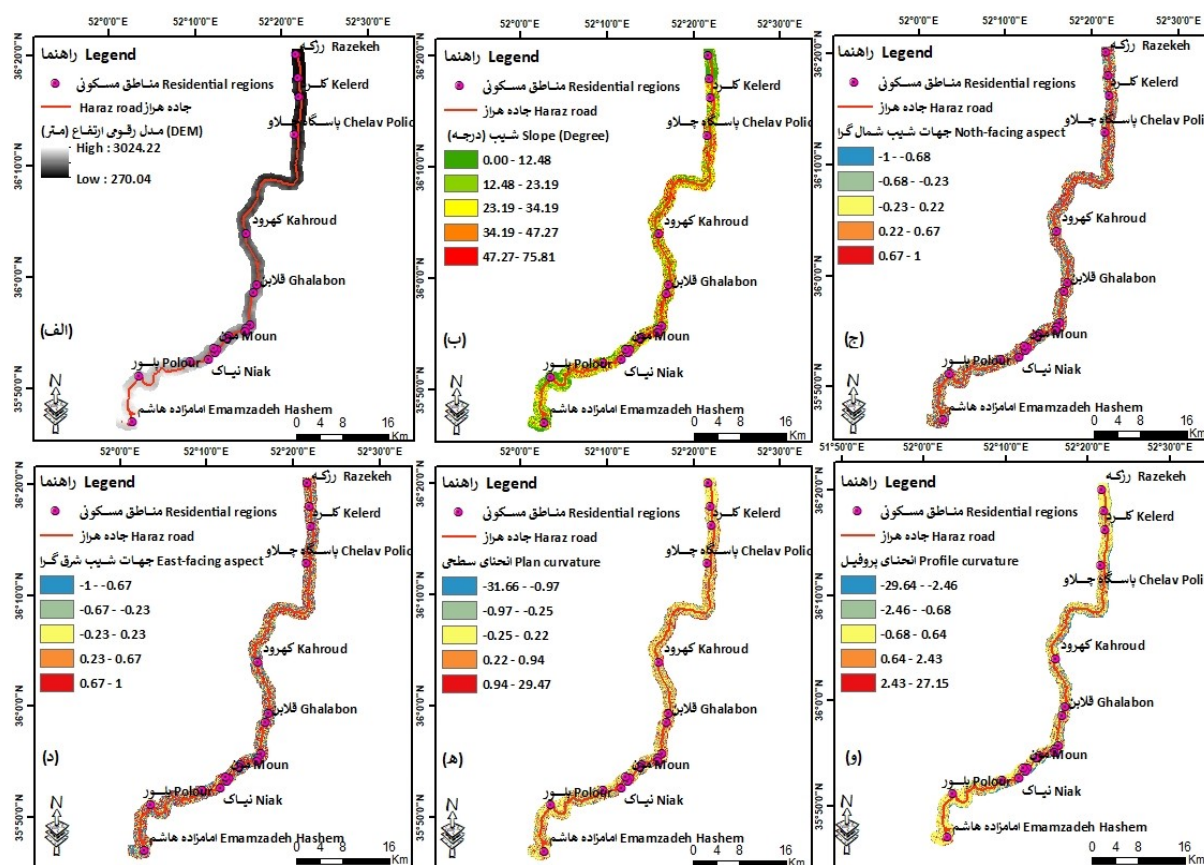
Fig. 4. Geology (A) and fault (B) from distance on the side of Haraz road

همچنین، پارامترهای هیدرولوژیکی و مورفومتریک شامل لایه‌های اطلاعاتی فاصله از آبراهه، شاخص زبری زمین (TRI^1)، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI^2) و شاخص قدرت جریان آبراهه (SPI^3) از روی مدل رقومی ارتفاع و نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ و همچنین توابع تحلیل فاصله‌ای در GIS تهیه شده است (شکل‌های ۶ الف-د). فاصله از آبراهه بیانگر میزان تأثیر فرسایش جانبی و تمرکز رواناب بوده و دامنه‌های نزدیک به آبراهه معمولاً حساسیت بیشتری به وقوع زمین‌لغزش دارند. شاخص زبری زمین (TRI) تعیین‌کننده شدت تغییرات ارتفاعی و ناهمواری بوده و مقادیر بالای آن با شیب‌های ناپایدار و پتانسیل بیشتر جهت وقوع زمین‌لغزش مرتبط است. شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI) نواحی مستعد تجمع رطوبت و اشباع خاک را مشخص می‌کند که افزایش فشار آب منفذی و کاهش مقاومت برشی را در پی دارد. شاخص قدرت جریان آبراهه (SPI) نیز بیانگر پتانسیل تمرکز انرژی رواناب و فرسایش در جریان آبراهه‌ها بوده که می‌تواند موجب ناپایداری بیشتر دامنه‌ها شود. به همین دلیل این فاکتورها از مهم‌ترین متغیرهای کنترل‌کننده وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفتند.

1- Topographic Roughness Index

2- Topographic Wetness Index

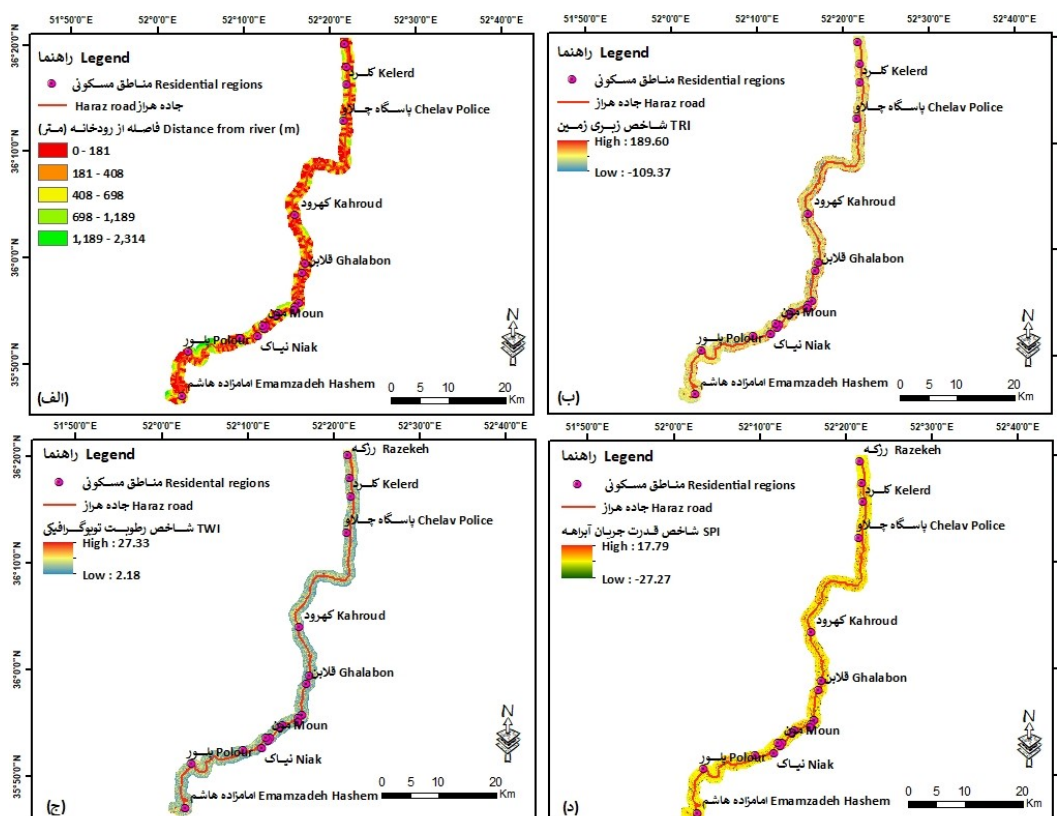
3- Stream Power Index



شکل ۵- لایه‌های اطلاعاتی مدل رقومی ارتفاع (DEM) (الف)، شیب (ب)، جهات شیب شمال‌گرا (ج)، جهات شیب شرق‌گرا (د)، انحنای سطحی (ه) و پروفیلی (و) در حاشیه جاده هراز

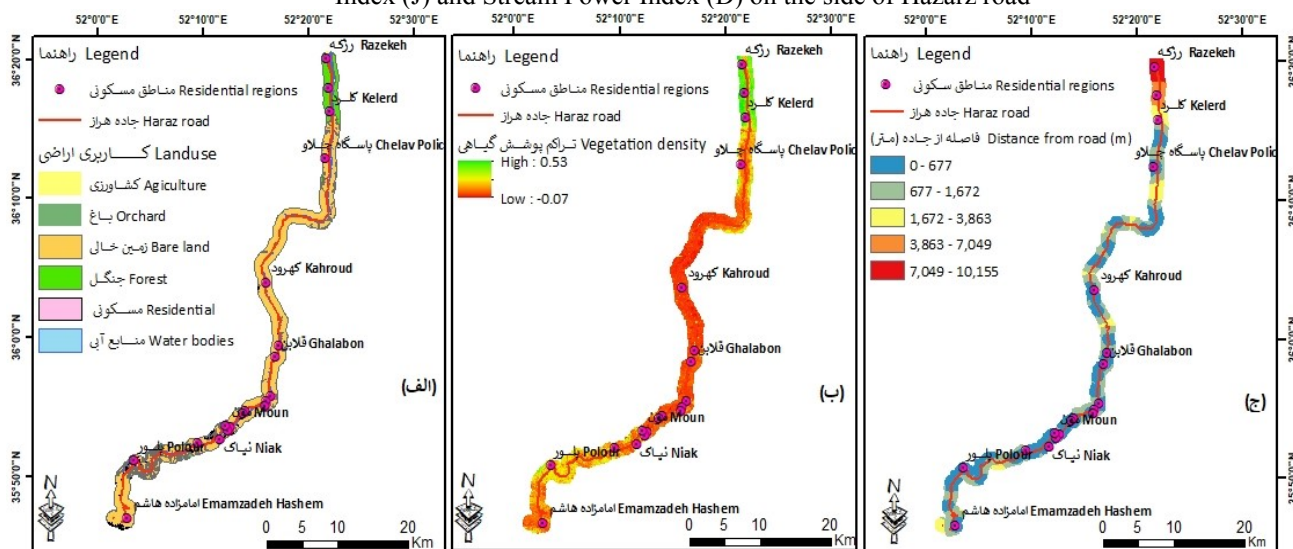
Fig. 5. DEM (A), slope (B), north-facing aspect (J), east-facing aspect (D), plan (H) and profile (V) curvatures on the side of Haraz road

علاوه بر این، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست سنجنده ETM^{+1} و همچنین نقشه‌های توپوگرافی و اطلاعات موجود در پلتفرم OpenStreetMap منطقه مورد مطالعه، لایه‌های اطلاعاتی کاربری اراضی، تراکم پوشش گیاهی و فاصله از جاده‌های فرعی در امتداد جاده هراز استخراج شده است (شکل‌های ۷ الف-ج). کاربری اراضی به دلیل اثرگذاری بر روی نوع بهره‌برداری از زمین، میزان نفوذپذیری، فرسایش‌پذیری و تغییرات ساختمانی خاک در وقوع زمین‌لغزش مؤثر می‌باشد. تراکم پوشش گیاهی نیز از طریق تقویت انسجام خاک، کاهش رواناب سطحی و افزایش نفوذ آب، نقشی اساسی در کنترل وقوع زمین‌لغزش دارد. همچنین، فاصله از جاده‌های فرعی نشان‌دهنده تأثیر فعالیت‌های عمرانی بر دامنه‌ها بوده که می‌تواند بر روی تعادل طبیعی شیب‌ها در اثر جاده‌سازی تأثیرگذار باشد.



شکل ۶- لایه‌های اطلاعاتی مرتبط با فاصله از رودخانه (الف)، شاخص زبری زمین (ب)، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (ج) و شاخص قدرت جریان آبراهه (د) در حاشیه جاده هراز

Fig.6. Information layers of distance from the river (A), Topographic Roughness Index (B), Topographic Wetness Index (J) and Stream Power Index (D) on the side of Haraz road



شکل ۷- لایه‌های اطلاعاتی کاربری اراضی (الف)، پوشش گیاهی (ب) و فاصله از جاده‌های فرعی (ج) در حاشیه جاده هراز

Fig.7. Information layers of landuse (A), vegetation density (B) and distance from Secondary road (J) on the side of Haraz road

مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش

مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش، احتمال وقوع زمین‌لغزش در یک منطقه بر اساس ویژگی‌های ذاتی آن منطقه (نظیر زمین‌شناسی و شیب) را پیش‌بینی می‌کند (Rossi et al., 2022). بدین منظور در این پژوهش، روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی مورد استفاده قرار گرفته و دقت و عملکرد آنها در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. در این زمینه، انجام مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش با روش‌های رگرسیون لجستیک و الگوریتم جنگل تصادفی، تهیه نمودارهای مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی مدل‌های و همچنین تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در نرم افزار R و با بسته‌های randomForest، Caret، pROC و Stat انجام شده و تهیه نقشه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و داده‌های زمین‌لغزش در نرم افزار ArcGIS انجام شده است.

روش آماری رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک یکی از روش‌های آماری متداول و به عنوان مدل مبنا و مرجع آماری (Reichenbach et al., 2018) در مطالعات حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (Rossi & Reighenbach, 2016). این روش با مدل‌سازی احتمال وقوع رخداد‌های باینری نظیر وقوع یا عدم وقوع زمین‌لغزش بر اساس مجموعه‌ای از عوامل وابسته و مستقل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، امکان ارزیابی کمی و پیش‌بینی احتمالاتی وقوع زمین‌لغزش را فراهم می‌آورد. در این روش، متغیر وابسته وجود و عدم وجود رخداد زمین‌لغزش و متغیرهای مستقل شامل پارامترهای توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی و کاربری اراضی و عوامل انسانی می‌باشد. در این روش، رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته به منظور پیش‌بینی احتمالاتی وقوع زمین‌لغزش (p) با مقادیر بین صفر و یک به صورت رابطه‌های (۱ و ۲) بیان می‌شود (Das, Sahoo, Van Westen, Stein & Hack, 2010):

$$p = \ln\left(\frac{1}{1+e^{-z}}\right) \quad (1)$$

$$z = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_nX_n \quad (2)$$

که در آن z ترکیب خطی ضرایب مرتبط با متغیرهای مستقل مورد استفاده توسط رگرسیون لجستیک بر اساس اهمیت و سطح معنی‌داری آماری آنها بوده، B_0 ضریب ثابت، B_1 ، B_2 و B_n ضرائب مرتبط با اهمیت متغیرهای وابسته و X_1 ، X_2 و X_n متغیرهای وابسته انتخاب شده توسط مدل می‌باشند.

در این پژوهش، به دلیل عدم توازن داده‌ها، به منظور جلوگیری از عدم تمرکز نمونه‌ها در یک منطقه خاص و جلوگیری از سوگیری مکانی^۱ و همچنین افزایش حساسیت مدل در شناسایی مکان‌های مستعد وقوع زمین‌لغزش، یک مجموعه داده متعادل و برابر متشکل از ۱۰۰۰۰ پیکسل دارای رخداد زمین‌لغزش و پیکسل‌های فاقد رخداد زمین‌لغزش به همراه ویژگی‌های زمین‌شناسی، توپوگرافیکی، هیدرولوژیکی، عوامل انسانی، کاربری اراضی و پوشش گیاهی موجود در آنها به صورت تصادفی انتخاب شده است. همچنین به منظور ارزیابی پایداری مدل، افزایش قابلیت اعتماد نتایج و بررسی حساسیت مدل نسبت به تغییر داده‌های ورودی، این انتخاب تصادفی، ۱۰ بار تکرار شده است. پس از آماده سازی ۱۰ مدل آموزشی (۷۰٪ داده‌ها) و ۱۰ مدل آزمایشی (۳۰٪ داده‌ها)، رگرسیون لجستیک بر روی آنها اعمال شده و به منظور کاهش ریسک بیش‌برازش در مدل، احتمالات ورودی و حذفی به ترتیب ۰/۰۵ و ۰/۰۶ در نظر گرفته شده است. همچنین، به منظور جلوگیری از اثر هم‌خطی چندگانه آیین متغیرهای مستقل، فقط متغیرهایی در مدل رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفتند که ضریب همبستگی مقایسه‌ای زوجی بین آنها کمتر از ۰/۶ بوده است. به منظور ارزیابی دقت و عملکرد ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل آزمایشی، ماتریس درهم ریختگی و شاخص کاپا (Sterlacchini et al.,

1- Spatial bias

2- Multicollinearity

(2011) و همچنین شاخص سطح زیر منحنی (AUC^1) (Fawcett, 2006) مورد استفاده قرار گرفته است. سپس اهمیت متغیرهای مؤثر در وقوع زمین لغزش در مدلی که بیشترین مقدار AUC در قسمت اعتبارسنجی را داشته معرفی و نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش با استفاده از این مدل تهیه شده است.

الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی (Breiman, 2001) یکی از روش‌های یادگیری ماشین غیرپارامتریک و چندمتغیره است که بر پایه ترکیب مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری ایجاد می‌شود. در این روش، هر درخت تصمیم با استفاده از نمونه‌برداری تصادفی بوت استرپ از داده‌های آموزشی ساخته شده و خروجی نهایی مدل از تجمیع نتایج تمامی درخت‌ها حاصل می‌شود. مطالعات متعدد در سال‌های اخیر نشان داده‌اند که الگوریتم جنگل تصادفی در مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش، در مقایسه با روش‌های آماری کلاسیک، از دقت و کارایی مشابه و گاهی بالاتر برخوردار است (Chen et al., 2017; Trigila et al., 2015; Ghosh & Maiti, 2021). ساختار گروهی این الگوریتم موجب کاهش ناپایداری، واریانس بالا و سوگیری موجود در درخت‌های تصمیم‌گیری منفرد شده و در نتیجه عملکرد مدل را به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌بخشد (Erener, Mutlu & Düzgün, 2016). در چارچوب جنگل تصادفی، هر درخت تصمیم‌گیری با استفاده از متغیرهای مستقل، فضای داده‌ها را به زیرمجموعه‌هایی نسبتاً همگن تقسیم می‌کند تا متغیر هدف (به عنوان مثال وجود یا عدم وجود زمین لغزش) با دقت بیشتری پیش‌بینی شود. خروجی نهایی مدل از طریق تلفیق پیش‌بینی‌های تمامی درخت‌های تصمیم‌گیری حاصل می‌شود که این امر به افزایش پایداری و قابلیت اعتماد نتایج منجر می‌گردد. علاوه بر این، استفاده هم‌زمان از رویکرد یادگیری گروهی و تصادفی بودن در انتخاب نمونه‌ها و متغیرها، احتمال بیش برآزش مدل را در مقایسه با درخت تصمیم‌گیری منفرد به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد (Breiman, 2001). عملکرد الگوریتم جنگل تصادفی به طور عمده تحت تأثیر دو پارامتر اصلی شامل تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری و تعداد متغیرهای انتخاب‌شده در هر گره قرار دارد. همچنین، شاخص‌های میانگین کاهش دقت و میانگین کاهش ضریب جینی به منظور ارزیابی اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی محاسبه می‌شوند.

در این تحقیق، مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی و بر اساس داده‌های رخداد زمین لغزش و مجموعه‌ای از عوامل محیطی که در روش رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفت، در امتداد جاده هراز انجام شده است. بدین منظور، ابتدا با استفاده از نمونه‌برداری تصادفی از رخداد‌های زمین لغزش در منطقه و متغیرهای مستقل توپوگرافیکی، هیدرولوژیکی، زمین‌شناسی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی و شاخص‌های مرتبط با فعالیت‌های انسانی، مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری ایجاد و خروجی تجمعی آن‌ها برای طبقه‌بندی و شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین لغزش مورد استفاده قرار گرفته است (Catani, Lagomarsino, Segoni & Tofani, 2013). با توجه به عدم توازن میان تعداد پیکسل‌های دارای رخداد زمین لغزش و پیکسل‌های فاقد آن، یک پایگاه داده متعادل شامل ۱۰۰۰۰ پیکسل حاوی زمین لغزش و بدون زمین لغزش همراه با اطلاعات مکانی متغیرهای مستقل تهیه شد. از این مجموعه داده، ۷۰٪ برای آموزش مدل و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد آن اختصاص یافت. به منظور بررسی تأثیر تصادفی بودن انتخاب داده‌ها، افزایش پایداری نتایج و کاهش وابستگی مدل به یک تقسیم‌بندی خاص، فرآیند آموزش و ارزیابی مدل در قالب رویکرد اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه تکرار شد. علاوه بر این، برای کنترل بیش برآزش و بهبود دقت پیش‌بینی، پارامترهای اصلی الگوریتم جنگل تصادفی شامل تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری و تعداد متغیرهای مورد استفاده در هر گره، از طریق فرآیند بهینه‌سازی ابرپارامترها تنظیم شدند و مقادیر بهینه آن‌ها در مدل‌سازی نهایی به کار گرفته شد. عملکرد مدل‌هایی حاصل در هر یک از تکرارها، در مراحل آموزش و اعتبارسنجی، با استفاده از شاخص‌های ارزیابی مبتنی بر ماتریس درهم

ریختگی، ضریب کاپا و شاخص AUC مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت، مدلی که بهترین عملکرد را در مرحله اعتبارسنجی نشان داد، برای تولید نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش انتخاب شد.

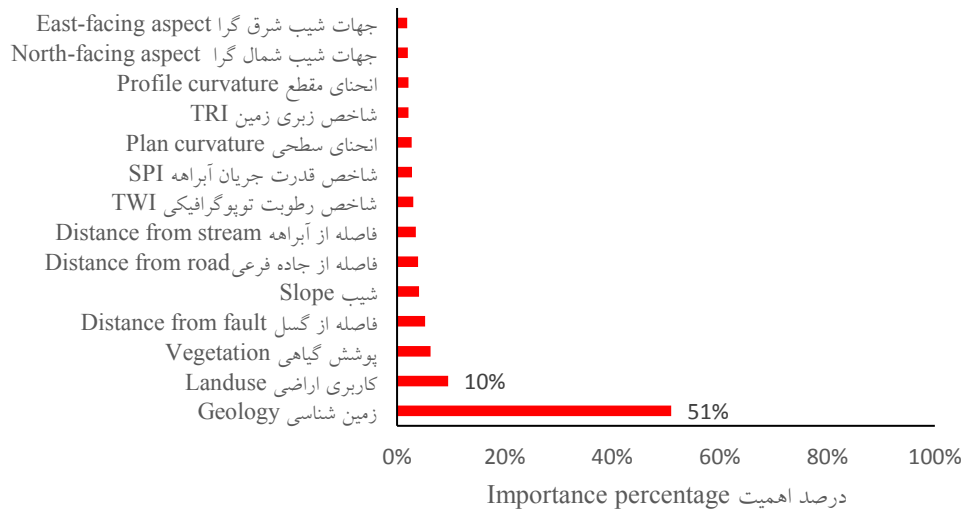
نتایج و بحث

اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش

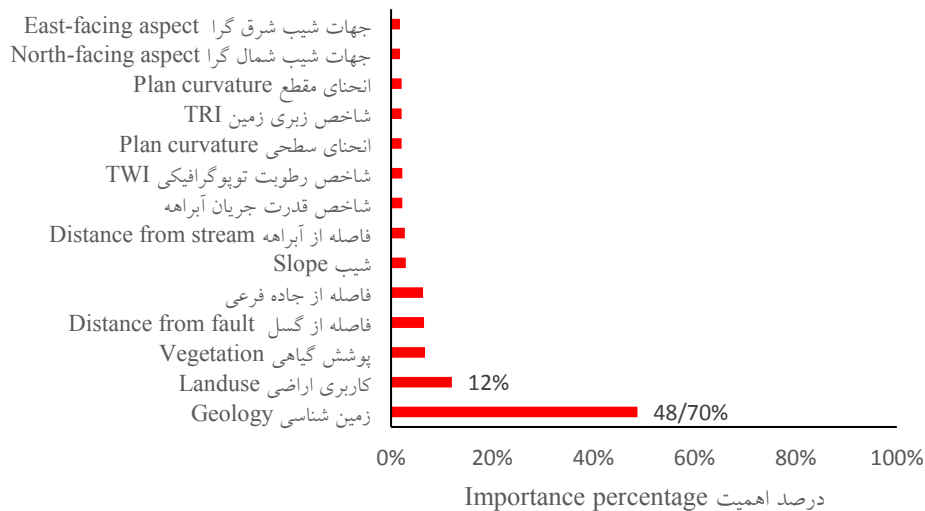
پارامتر زمین‌شناسی به عنوان مهمترین عامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش (۵۱٪) در حاشیه جاده هراز در روش رگرسیون لجستیک انتخاب شده و کاربری اراضی (۱۰٪) و پوشش گیاهی (۶٪) در رتبه‌های بعدی قرار دارند (شکل ۸). در پارامتر زمین‌شناسی، واریزه‌ها و سازند شمشک با درصد اهمیت ۳۱٪ بیشترین مقدار تأثیر در وقوع زمین‌لغزش را بر عهده دارند. ساختارهای واریزه‌ای بدلیل تغییرپذیری اندازه قطعات سنگی و نفوذپذیری بالا و همچنین استقرار در دامنه‌های شیبدار، مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌باشند (Lucas et al., 2020). علاوه بر این، سازند شمشک با تنوع لیتولوژی متشکل از شیل، ماسه سنگ، سیلت سنگ، شیل کربن دار، رس، کوارتزیت و کنگلومرا، بدلیل قابلیت نفوذپذیری بالا همراه با لایه‌بندی متناوب سست و سخت، حساسیت بالایی در وقوع حرکات توده‌ای دارد (Asadi & Zare, 2015). نکته قابل توجه در نتایج بدست آمده، درصد پایین اهمیت پارامترهای توپوگرافی، مدل رقومی ارتفاع و مشتقات مرتبط با آن در وقوع زمین‌لغزش می‌باشد (شکل ۸) که می‌تواند نشان دهنده اهمیت لیتولوژی و جنس سنگها در تعیین ظرفیت بالقوه زمین‌لغزش در مقایسه با سایر پارمترها باشد. همچنین در حاشیه جاده هراز اغلب دامنه‌های ناپایدار دارای ساختار توپوگرافیکی و شیب مشابه هم می‌باشند که این باعث قدرت پایین در تفکیک ساختارهای توپوگرافیکی توسط مدل رگرسیون لجستیک شده است.

همانند روش رگرسیون لجستیک، مهمترین عامل وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز در روش جنگل تصادفی بر اساس شاخص کاهش میانگین جینی، پارامتر زمین‌شناسی با درصد اهمیت حدود ۴۹٪ (شکل ۹) و در بین ساختارها و سازندهای زمین‌شناسی، واریزه‌ها و سازند شمشک با درصد اهمیت حدود ۲۸٪، بیشترین مقدار تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش برعهده دارند. در میان سایر عوامل، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و فاصله از غسل بعد از پارامتر زمین‌شناسی، بیشترین تأثیر و پارامترهای توپوگرافیکی و هیدرولوژیکی کمترین مقدار اهمیت را در وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز بر عهده دارند (شکل ۹).

نتایج تحلیل اهمیت متغیرها در هر دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی نشان می‌دهد که عامل زمین‌شناسی بیشترین نقش را در وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز دارد. این موضوع بیانگر نقش کنترل‌کننده مقاومت سنگ و ساختار زمین‌شناسی در پایداری دامنه‌ها در منطقه مورد مطالعه است. در مقابل، پارامترهای مورفومتریک مشتق از مدل رقومی ارتفاع بیشتر به عنوان عوامل تشدیدکننده عمل کرده و قدرت تفکیک کمتری در مقیاس منطقه‌ای نشان داده‌اند. علاوه بر این، همگرایی نتایج دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در شناسایی زمین‌شناسی و کاربری اراضی به عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در جاده هراز نشان می‌دهد که نقش کنترل‌کننده این متغیرها در ناپایداری دامنه‌ها ساختاری و واقعی بوده و مستقل از نوع الگوریتم مدل‌سازی (خطی برای رگرسیون لجستیک یا غیرخطی در الگوریتم جنگل تصادفی) می‌باشد.



شکل ۸- اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین لغزش در جاده هراز، انتخاب شده توسط رگرسیون لجستیک
Fig.8. Importance of factors affecting landslide occurrence in Haraz road, selected by logistic regression



شکل ۹- اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین لغزش در جاده هراز، انتخاب شده توسط الگوریتم جنگل تصادفی
Fig.9. Importance of factors affecting landslide occurrence in Haraz road, selected by random forest algorithm

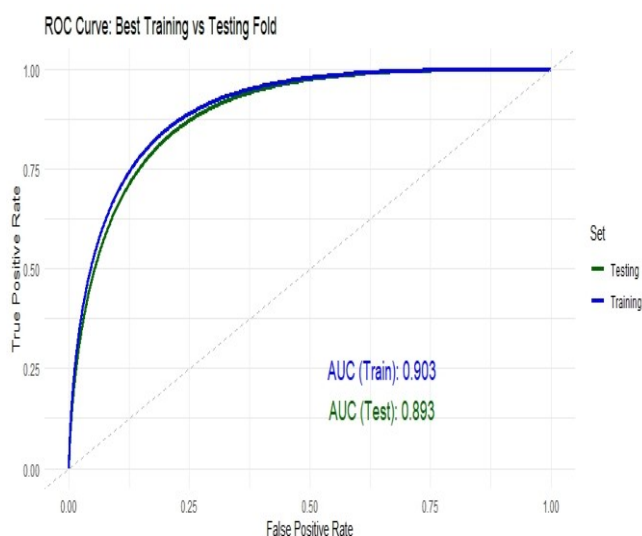
ارزیابی و مقایسه دقت و عملکرد روش‌های رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش نتایج نشان می‌دهد که مدل رگرسیون لجستیک دقت و عملکرد قابل ملاحظه‌ای در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در امتداد جاده هراز دارد. میانگین دقت و عملکرد ۱۰ مدل آموزشی بر اساس شاخص دقت 0.78 ± 0.01 ، در شاخص کاپا برابر با 0.56 ± 0.02 و در شاخص سطح زیر منحنی برابر با 0.90 ± 0.01 بوده و برای ۱۰ مدل آزمایشی این مقادیر به ترتیب 0.78 ± 0.09 ، 0.57 ± 0.03 و 0.89 ± 0.01 می‌باشد (جدول ۱). این نتایج نشان می‌دهد که روش رگرسیون لجستیک به عنوان روش آماری کلاسیک مرجع و پایه (Rossi et al., 2016)، دقت و عملکرد بالایی در پیش‌بینی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش دارد. در این روش، سازگاری و تناسب بالایی بین زمین لغزش‌های رخ داده و زمین لغزش‌های پیش‌بینی شده توسط مدل وجود دارد.

و انحراف معیار پایین ثبات و پایداری نتایج به دست آمده را تأیید می‌کند. به منظور تهیه نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش، مدل شماره ۱۰ آموزشی با بیشترین مقدار شاخص سطح زیر منحنی (AUC) (۰/۸۹) در قسمت اعتبارسنجی (شکل ۱۰ و جدول ۱) مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱- میانگین شاخص‌های سطح زیر منحنی، دقت و کاپا برای ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل اعتبارسنجی و همچنین بهترین مدل در روش رگرسیون لجستیک

Table 1- Mean of the AUC, accuracy and kappa indexes for the 10 training and the 10 testing, and also the best model in Logistic Regression approach

کاپا آزمایشی Kappa testing	کاپا آموزشی Kappa training	دقت آزمایشی Testing accuracy	دقت آموزشی Training accuracy	سطح زیر منحنی آزمایشی Training AUC	سطح زیر منحنی آموزشی Training AUC	
0.569	0.565	0.785	0.783	0.893	0.903	مدل شماره ۱۰ Model n. 10
0.573	0.569	0.786	0.784	0.891	0.900	میانگین مدل‌های Models mean
0.009	0.002	0.004	0.001	0.003	0.001	انحراف از معیار مدل‌های Stdev of models



شکل ۱۰- مقادیر شاخص سطح زیر منحنی مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی بهترین مدل در روش رگرسیون لجستیک

Fig.10. Values of Area Under the Curve related to the training and testing of best model in Logistic Regression

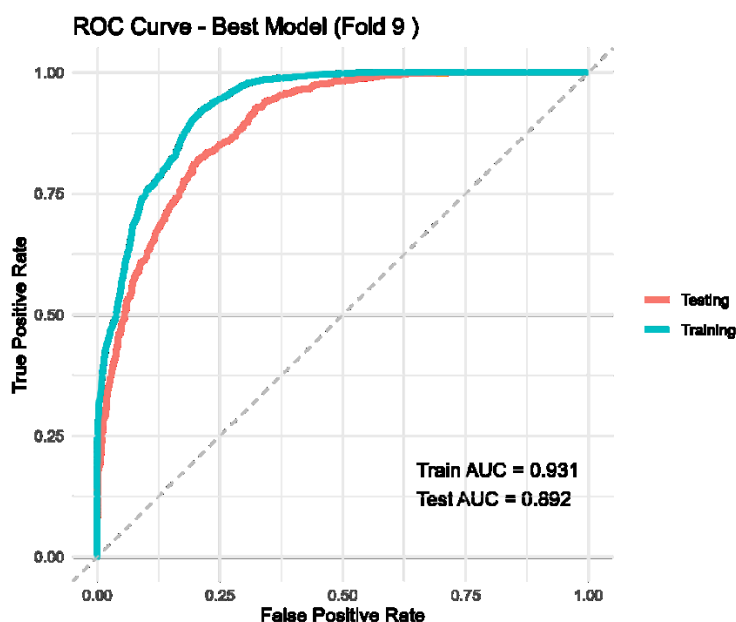
همچنین نتایج نشان داده که روش جنگل تصادفی دقت و عملکرد بالایی در شناسایی مناطق با پتانسیل وقوع زمین لغزش در حاشیه جاده هراز دارد. در این زمینه، استفاده از رویکرد اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه در جنگل تصادفی نشان داده که میانگین دقت و عملکرد مدل‌هایی ۱۰ گانه آموزشی در شاخص دقت 0.85 ± 0.005 ، در شاخص کاپا 0.73 ± 0.04 و در شاخص سطح زیر منحنی برابر با 0.93 ± 0.002 می‌باشد (جدول ۲). همچنین، میانگین دقت و عملکرد مدل‌هایی ۱۰ گانه آزمایشی در شاخص دقت 0.79 ± 0.008 ، در شاخص کاپا 0.58 ± 0.01 و در شاخص سطح زیر منحنی 0.88 ± 0.007 می‌باشد (جدول ۲). این نتایج نشان می‌دهد که روش جنگل تصادفی عملکرد قابل ملاحظه‌ای در شناسایی و تفکیک مناطق دارای پتانسیل وقوع زمین لغزش دارد. همچنین، نتایج، توافق بالایی بین رخدادهای زمین لغزش و مقادیر پیش‌بینی شده را نشان داده و انحراف معیار پایین نیز پایداری و ثبات نتایج مدل

را تأیید می‌کند. در ادامه جهت تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز، مدل شماره ۹ آموزشی که دارای بیشترین مقدار شاخص سطح زیر منحنی (۰/۸۹) در قسمت اعتبارسنجی مدل بوده (شکل ۱۱ و جدول ۲)، مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۲- میانگین شاخص‌های سطح زیر منحنی، دقت و کاپا برای ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل اعتبارسنجی و همچنین بهترین مدل در روش جنگل تصادفی

Table 2- Mean of the AUC, accuracy and kappa indexes for the 10 training and the 10 testing, and also the best model in Random Forest approach

کاپا آزمایشی Testing kappa	کاپا آموزشی Training kappa	دقت آزمایشی Testing accuracy	دقت آموزشی Training accuracy	سطح زیر منحنی آزمایشی Testing AUC	سطح زیر منحنی آموزشی Training AUC	
0.590	0.697	0.795	0.848	0.892	0.931	مدل شماره ۹ Model n.9
0.58	0.73	0.79	0.85	0.88	0.93	میانگین مدل‌های Models mean
0.04	0.04	0.008	0.005	0.007	0.002	انحراف از معیار مدل‌های Stdev of models



شکل ۱۱- مقادیر شاخص سطح زیر منحنی (AUC) مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی بهترین مدل در الگوریتم جنگل تصادفی

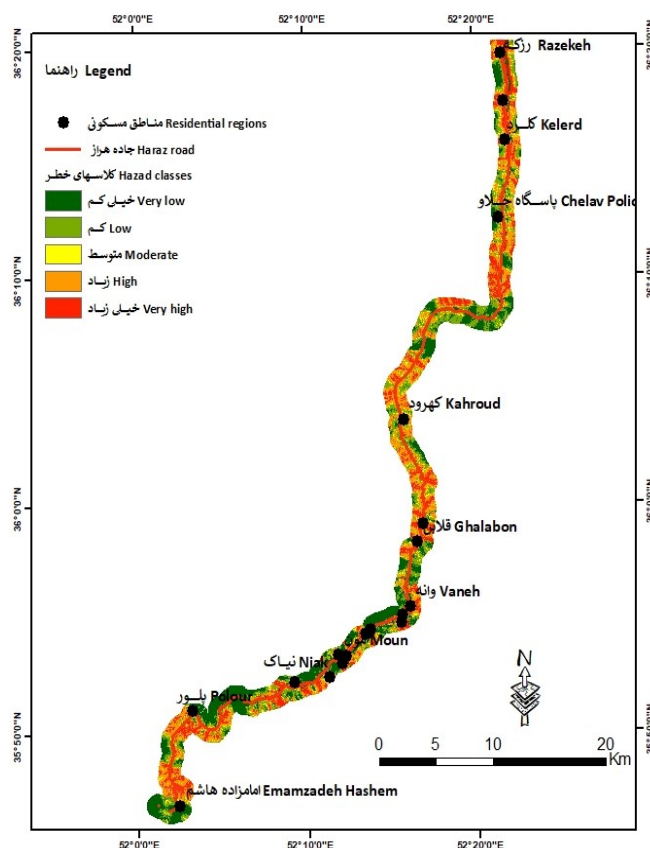
Fig.11. Values of Area Under the Curve related to the training and testing of best model in Random forest algorithm

مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌هایی رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی نشان می‌دهد نزدیکی مقادیر AUC در مرحله آزمایشی و اعتبارسنجی برای هر دو مدل بیانگر پایداری مناسب و قابلیت تعمیم‌پذیری مشابه آن‌ها در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه است (جدول‌های ۱ و ۲). اختلاف بیشتر مقدار AUC در مرحله آموزش نسبت به آزمایش در مدل جنگل تصادفی (جدول ۲) می‌تواند ناشی از انعطاف‌پذیری بالاتر این الگوریتم در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرهای محیطی مورد استفاده باشد، در حالی که رگرسیون لجستیک به دلیل ساختار آماری ساده‌تر و روابط خطی، از پیچیدگی کمتری برخوردار است.

با این حال، کاهش اختلاف AUC بین آموزش و آزمایش در هر دو مدل نشان می‌دهد که مشکل بیش برآزش قابل توجهی در مدل‌های وجود ندارد. به طور کلی، اگر چه مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزش دقت بیشتری نسبت به رگرسیون لجستیک نشان داد، اما عملکرد تقریباً یکسان دو مدل در مرحله اعتبارسنجی بیانگر آن است که هر دو روش توانایی مناسبی در پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش در محور جاده هراز دارند. بنابراین و از دیدگاه کاربردی، رگرسیون لجستیک به دلیل سادگی، قابلیت تفسیرپذیری بالا و نیاز محاسباتی کمتر، و مدل جنگل تصادفی به دلیل توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی و برهم کنش متغیرها، می‌توانند به عنوان ابزارهای قابل اعتماد برای مدیریت خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گیرند.

نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با روش‌های رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی

نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در امتداد محور جاده هراز با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک در پنج کلاس شامل خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تهیه گردید (شکل ۱۲). نتایج نشان داده که الگوی توزیع حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در طول مسیر ناهمگن بوده و بخش قابل توجهی از بخش‌های جاده در کلاس‌های با حساسیت بالا قرار دارد. بر اساس تحلیل طول مسیر جاده هراز در هر کلاس حساسیت، حدود ۲۲/۱۲ کیلومتر در کلاس خیلی کم، ۱۸/۹۳ کیلومتر در کلاس کم، ۴/۵۰ کیلومتر در کلاس متوسط، ۲۶/۲۹ کیلومتر در کلاس زیاد و ۲۰/۱۶ کیلومتر در کلاس خطر خیلی زیاد قرار گرفته است (جدول ۳). بنابراین در مجموع حدود ۴۶/۴۵ کیلومتر معادل ۵۶/۷ درصد از طول جاده هراز در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد واقع شده که بیانگر پتانسیل قابل توجه وقوع زمین‌لغزش در بیش از نیمی از مسیر می‌باشد.



شکل ۱۲- پهنه‌بندی حساسیت مکانی خطر وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز در روش رگرسیون لجستیک

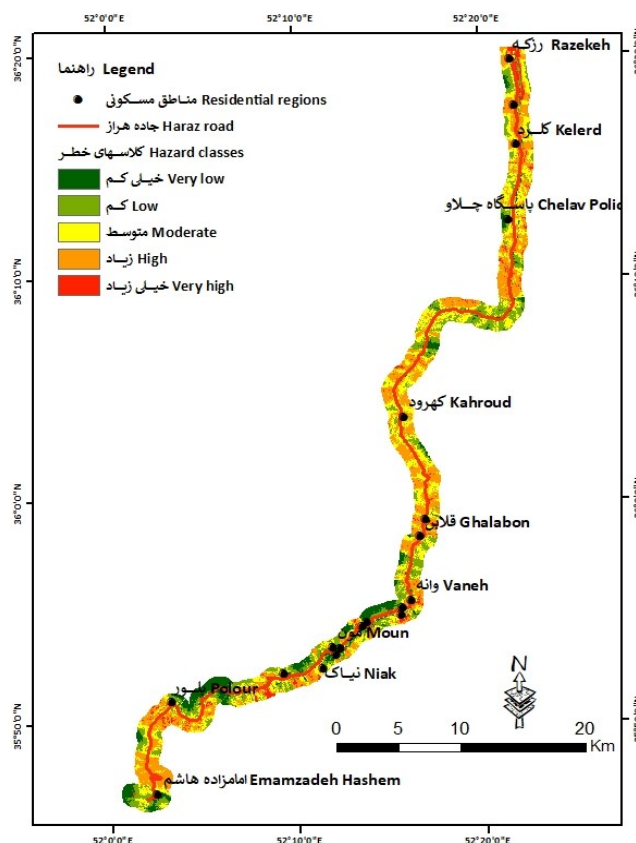
Fig.12. Spatial landslide susceptibility zonation on the side of Haraz road in Logistic Regression approach

جدول ۳- طول جاده هراز در کلاسهای خطر وقوع زمین لغزش در روش رگرسیون لجستیک

Table 3- Length of Haraz road in landslide hazard classes in Logistic Regression approach

کلاس‌های خطر وقوع زمین لغزش Landslide hazard classes	طول جاده هراز (کیلومتر) Length of Hara road (km)
خیلی کم (Very low)	22.12
کم (Low)	18.93
متوسط (Moderate)	4.50
زیاد (High)	26.29
خیلی زیاد (Very high)	20.16

همچنین، نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش در امتداد محور جاده هراز با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی در پنج کلاس حساسیتی شامل خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تهیه گردید (شکل ۱۳). نتایج نشان می‌دهد که توزیع مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در طول محور الگوی غیر یکنواخت داشته و پهنه‌های با حساسیت متوسط تا خیلی زیاد بخش عمده‌ای از محدوده مطالعه را پوشش می‌دهند. بر اساس تحلیل کمی طول مسیر در هر کلاس حساسیت، حدود ۸/۲۹ کیلومتر از محور در کلاس خیلی کم، ۲۳/۰۳ کیلومتر در کلاس کم، ۲۴/۲۷ کیلومتر در کلاس متوسط، ۳۲/۰۲ کیلومتر در کلاس زیاد و ۴/۱۲ کیلومتر در کلاس خیلی زیاد قرار گرفته است (جدول ۴). در مجموع حدود ۳۶/۱۴ کیلومتر معادل ۳۲٪ از طول جاده در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد واقع شده که نشان‌دهنده پتانسیل بالای وقوع بالای زمین لغزش در حاشیه جاده هراز می‌باشد.



شکل ۱۳- پهنه‌بندی حساسیت مکانی خطر وقوع زمین لغزش در حاشیه جاده هراز در روش جنگل تصادفی

Fig.13. Spatial landslide susceptibility zonation on the side of Haraz road in Random Forest approach

جدول ۴- طول جاده هراز در کلاس‌های خطر وقوع زمین‌لغزش در روش جنگل تصادفی

Table 4- Length of Haraz road in landslide hazard classes in Random Forest approach

طول جاده هراز (کیلومتر)	کلاس‌های خطر وقوع زمین‌لغزش
Length of Haraz road (km)	Landslide hazard classes
8.29	خیلی کم (Very low)
23.03	کم (Low)
24.27	متوسط (Moderate)
32.02	زیاد (High)
4.12	خیلی زیاد (Very high)

نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش نشان می‌دهد که هر دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی، الگوی مکانی نسبتاً مشابهی از توزیع مناطق مستعد زمین‌لغزش در امتداد محور جاده هراز ارائه می‌دهند. این همگرایی فضایی نتایج می‌تواند نشان‌دهنده قابلیت مناسب هر دو مدل در شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش باشد. با این حال، تفاوت‌هایی نیز بین دو نقشه مشاهده می‌شود. مدل رگرسیون لجستیک تمایل بیشتری به تفکیک مناطق در کلاس‌های حساسیت بالا (زیاد و خیلی زیاد) نشان داده و بخش بیشتری از طول جاده را در این کلاس‌ها قرار داده است، در حالی که مدل جنگل تصادفی توزیع متعادل‌تری بین کلاس‌های حساسیت متوسط و زیاد ارائه کرده و سهم کلاس خیلی زیاد در این مدل کمتر برآورد شده است. این تفاوت می‌تواند ناشی از ماهیت الگوریتم‌ها باشد، به طوری که رگرسیون لجستیک بر اساس روابط آماری خطی بین متغیرها عمل می‌کند، در حالی که جنگل تصادفی قادر به مدل‌سازی روابط پیچیده، غیرخطی و برهم کنش بین عوامل محیطی است و معمولاً تمایل کمتری به برآورد مقادیر حدی دارد. به طور کلی، با توجه به شباهت الگوی فضایی نتایج و مقادیر نزدیک شاخص AUC در مرحله اعتبارسنجی، می‌توان نتیجه گرفت که هر دو نقشه از اعتبار علمی مناسب برخوردار هستند و قابلیت استفاده در برنامه‌ریزی مدیریت خطر زمین‌لغزش در منطقه را دارند. با این حال، از دیدگاه محافظه کارانه مدیریت ریسک، نقشه حاصل از رگرسیون لجستیک که گستره بیشتری از مناطق را در کلاس‌های حساسیت بالا نشان می‌دهد، می‌تواند برای اهداف برنامه‌ریزی ایمنی و کاهش خطر مناسب‌تر باشد، در حالی که نقشه جنگل تصادفی تصویر متعادل‌تری از توزیع حساسیت ارائه می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز با استفاده از روش‌های آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم بادگیری ماشین جنگل تصادفی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که هر دو روش، دقت و عملکرد قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش دارند که با نتایج به دست آمده در تحقیقات چن و همکاران (Chen et al., 2017)، تریجیلا و همکاران (Trigila et al., 2015)، سوچان و همکاران (Sevgen, Kocaman, Nefeslioglu & Gokceoglu, 2019)، متولی و همکاران (Gilanipoor, Motevalli & Derafshi, 2025) و بهشتی‌فر و همکاران (Beheshtifar & Abdolzade, 2019) مطابقت دارند. در این زمینه، مقادیر شاخص سطح زیر منحنی در مدل رگرسیون لجستیک برای مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب ۰/۹۰ و ۰/۸۹ و در مدل جنگل تصادفی ۰/۹۳ و ۰/۸۹ به دست آمد. نزدیکی مقادیر شاخص سطح زیر منحنی در مرحله آزمایش و اعتبارسنجی بیانگر قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب و اعتبار علمی هر دو مدل در پیش‌بینی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. اگرچه مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزشی داده‌ها دقت بیشتری دارد اما عملکرد مشابه دو مدل در مرحله اعتبارسنجی نشان می‌دهد که انتخاب پارامترهای مؤثر مستقل و کیفیت داده‌های ورودی می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌تری نسبت به پیچیدگی الگوریتم در دقت نهایی مدل داشته باشد. همچنین، با توجه به برابری عملکرد پیش‌بینی هر دو روش رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در مرحله اعتبارسنجی، می‌توان نتیجه گرفت که هر دو نقشه پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش تهیه شده از این دو روش، از اعتبار علمی مناسب برخوردار هستند.

با این حال، از دیدگاه مدیریت ریسک و بحران وقوع مخاطرات محیطی و به منظور برنامه‌ریزی محافظه کارانه و پیشگیرانه، استفاده از نقشه تهیه شده توسط روش رگرسیون لجستیک که مناطق بیشتری را در کلاس حساسیت بالای خطر وقع زمین لغزش قرار داده، می‌تواند در کاهش خسارات احتمالی مؤثرتر باشد.

از منظر مدل‌سازی، با توجه به مرجع بودن روش آماری رگرسیون لجستیک در مطالعات پهنه‌بندی مکانی حساسیت زمین لغزش، در مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود که سایر روش‌های یادگیری ماشین نظیر ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی و یادگیری عمیق با روش رگرسیون لجستیک مقایسه شوند. همچنین، روش‌های ترکیبی و هیبرید نظیر ترکیب روش رگرسیون لجستیک با روش جنگل تصادفی می‌تواند دقت پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش را افزایش دهد. در زمینه مدیریت بحران وقوع زمین لغزش پیشنهاد می‌گردد در قسمت‌هایی از جاده هراز که در کلاس‌های خطر وقوع زیاد و خیلی زیاد واقع شده‌اند عملیات‌های تثبیت و پایدارسازی دامنه‌های مستعد وقوع زمین لغزش در سازندهای زمین‌شناسی حساس نظیر شمشک و واریزه‌ها انجام شود. بدین منظور، تثبیت بیولوژیکی دامنه‌های مستعد ناپایداری، جلوگیری از تخریب پوشش گیاهی و کنترل فعالیت‌های انسانی همراه با انجام مطالعات ژئوتکنیکی تفصیلی به منظور اجرای پروژه‌های عمرانی و توسعه زیرساخت‌ها ضروری می‌باشد.

حامی مالی

مقاله حاضر بر اساس نتایج به دست آمده از اجرای طرح پژوهشی با عنوان پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حاشیه راه‌های استان مازندران (با تأکید بر جاده هراز) و با حمایت مالی سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی استان مازندران و اداره کل راه و شهرسازی استان مازندران انجام شد.

سپاسگزاری

از نظرات و پیشنهادات علمی داوران محترم که باعث افزایش کیفیت فنی کار شده است کمال تشکر و قدردانی را دارم. همچنین از آقای دکتر سید مسعود مسعودی به خاطر نظرات کارشناسانه در زمینه‌های ژئومورفولوژی و زمین‌شناسی تشکر و قدردانی می‌شود.

References

- Asadi, Z., & Zare, M. (2015). Estimating Seismic Capability and Magnitudes of Prehistoric Earthquakes from Landslide Data: Case Study in Noor Valley (Central Alborz). *Scientific Quarterly Journal of Geosciences*, 24(5), 67-78. [In Persian] <https://doi.org/10.22071/gsj.2015.41851>
- Beheshtifar, S., & Abdolzade, F. (2019). Examining Landslide Hazard Zonation in Ispiran, East Azerbaijan Province Using Logistic Regression Model and GIS. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 8(2), 47-60. <https://doi.org/10.22067/geo.v0i0.79166>
- Bibentyo, T. M., Dille, A., Depicker, A., Smets, B., Vanmaercke, M., Nzolang, C., ... & Dewitte, O. (2024). Landslides, bedrock incision and human-induced environmental changes in an extremely rapidly formed tropical river gorge. *Geomorphology*, 449, 109046. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.109046>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Catani, F., Lagomarsino, D., Segoni, S., & Tofani, V. (2013). Landslide susceptibility estimation by random forests technique: sensitivity and scaling issues. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(11), 2815-2831. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>
- Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D. T., ... & Ma, J. (2017). A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, 151, 147-160. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.11.032>

- CRED. (2023). 2022 Disasters in numbers. Brussels: CRED. https://www.cred.be/sites/default/files/2022_EMDAT_report.pdf
- Cruden, D. M., & Varnes, D. J. (1996). Landslides: investigation and mitigation. Chapter 3-Landslide types and processes. *Transportation research board special report*, 247.
- Das, I., Sahoo, S., Van Westen, C., Stein, A., & Hack, R. (2010). Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas (India). *Geomorphology*, 114(4), 627-637. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.09.023>
- Dehghan Farouji, F., & Beitollahi, A. (2022). The Geology of the Haraz Road in the Province of Mazandaran with Emphasis on Identifying Natural Hazards. *Road*, 30(113), 33-56. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/road.2022.77104>
- Emadodin, S., & Moradi, A. (2018). Landslide risk assessment using Analytical Hierarchy Process (AHP), Artificial Neural Network (ANN) analysis, and field Studies with a Risk Reduction Approach (Case Study: Haraz Road). *Quantitative Geomorphological Research*, 6(24), 172-190. [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.22519424.1397.6.4.12.9>
- Erener, A., Mutlu, A., & Düzgün, H. S. (2016). A comparative study for landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis (MCDA), logistic regression (LR) and association rule mining (ARM). *Engineering Geology*, 203, 45-55. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.09.007>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Gariano, S. L., & Guzzetti, F. (2016). Landslides in a changing climate. *Earth-Science Reviews*, 162, 227-252. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.08.011>
- Geertsema, M., Highland, L., & Vagueouis, L. (2009). Environmental impact of landslides. In *Landslides-disaster risk reduction* (pp. 589-607). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69970-5_31
- Ghosh, A., & Maiti, R. (2021). Soil erosion susceptibility assessment using logistic regression, decision tree and random forest: study on the Mayurakshi river basin of Eastern India. *Environmental Earth Sciences*, 80(8), 328. <https://doi.org/10.1007/s12665-021-09631-5>
- Gilanipoor, A., Motevalli, S., & Derafshi, K. (2025). Assessment of Landslide Sensitivity and Determination of Effective Factors in its Occurrence Using the Random Forest Algorithm (Case Study: Glandrood Watershed). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(1), 247-274. <https://doi.org/10.22067/geoe.2025.89542.1514>
- Goetz, J. N., Brenning, A., Petschko, H., & Leopold, P. (2015). Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers & Geosciences*, 81, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.04.007>
- Guzzetti, F., Gariano, S. L., Peruccacci, S., Brunetti, M. T., Marchesini, I., Rossi, M., & Melillo, M. (2020). Geographical landslide early warning systems. *Earth-Science Reviews*, 200, 102973. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102973>
- He, S., Pan, P., Dai, L., Wang, H., & Liu, J. (2012). Application of kernel-based Fisher discriminant analysis to map landslide susceptibility in the Qinggan River delta, Three Gorges, China. *Geomorphology*, 171, 30-41. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.04.024>
- Huang, F., Cao, Z., Guo, J., Jiang, S. H., Li, S., & Guo, Z. (2020). Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping. *Catena*, 191, 104580. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104580>
- Karimnejad, H., Ghayoumian, J., Shariat Jafari, M., & Pour Kermani, M. (1999). Kinematic analysis of the Imamzadeh Ali landslide - Haraz road. *Geosciences*, 9(33-34), 98-103. [In Persian]

- Liu, S., Wang, L., Zhang, W., He, Y., & Pijush, S. (2023). A comprehensive review of machine learning-based methods in landslide susceptibility mapping. *Geological Journal*, 58(6), 2283-2301. <https://doi.org/10.1002/gj.4666>
- Lucas, D., Fankhauser, K., Maurer, H., Mc Ardell, B., Grob, R., Herzog, R., ... & Springman, S. M. (2020). Slope stability of a scree slope based on integrated characterization and monitoring. *Water*, 12(2), 447. <https://doi.org/10.3390/w12020447>
- Marković, R., Mudelsee, M., Radaković, M. G., Radivojević, A. R., Schaetzl, R. J., Basarin, B., ... & Lukić, T. (2024). An index for snowmelt-induced landslide prediction for Zavoj Lake, Serbia. *Atmosphere*, 15(3), 256. <https://doi.org/10.3390/atmos15030256>
- Mc Coll, S. T. (2022). Landslide causes and triggers. In *Landslide Hazards, Risks, and Disasters* (pp. 13-41). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818464-6.00011-1>
- Mohammadi, N., & Sasanpour, F. (2021). Landslide and debris flow risk analysis in Haraz and Lavasanat roads. *Water and Soil Management and Modelling*, 1(4), 14-29. [In Persian] <https://doi.org/10.22098/mmws.2021.9138.1023>
- Pawluszek, K., & Borkowski, A. (2017). Impact of DEM-derived factors and analytical hierarchy process on landslide susceptibility mapping in the region of Rożnów Lake, Poland. *Natural Hazards*, 86(2), 919-952. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2725-y>
- Rault, C., Thiery, Y., Chaput, M., Reninger, P. A., Dewez, T. J. B., Michon, L., ... & Aunay, B. (2022). Landslide processes involved in volcano dismantling from past to present: The remarkable open-air laboratory of the Cirque de Salazie (Reunion Island). *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 127 (5), e2021JF006257. <https://doi.org/10.1029/2021JF006257>
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-science reviews*, 180, 60-91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- Rossi, M., & Reichenbach, P. (2016). LAND-SE: a software for statistically based landslide susceptibility zonation, version 1.0. *Geoscientific Model Development*, 9(10), 3533-3543. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3533-2016>
- Rossi, M., Bornaetxea, T., & Reichenbach, P. (2022). LAND-SUITE V1. 0: a suite of tools for statistically based landslide susceptibility zonation. *Geoscientific Model Development*, 15(14), 5651-5666. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5651-2022>
- Sepah Vand, A., Moradi, H. R., & Abdolmaleki, P. (2016). Landslide Hazard Mapping Using the Artificial Neural Network a Part of Haraz Watershed. *Watershed Management Research*, 29(4), 9-19. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/wmej.2017.115313>
- Sevgen, E., Kocaman, S., Nefeslioglu, H. A., & Gokceoglu, C. (2019). A novel performance assessment approach using photogrammetric techniques for landslide susceptibility mapping with logistic regression, ANN and random forest. *Sensors*, 19(18), 3940. <https://doi.org/10.3390/s19183940>
- Spiekermann, R. I., Van Zadelhoff, F., Schindler, J., Smith, H., Phillips, C., & Schwarz, M. (2023). Comparing physical and statistical landslide susceptibility models at the scale of individual trees. *Geomorphology*, 440, 108870. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108870>
- Sterlacchini, S., Ballabio, C., Blahut, J., Masetti, M., & Sorichetta, A. (2011). Spatial agreement of predicted patterns in landslide susceptibility maps. *Geomorphology*, 125(1), 51-61. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.09.004>
- Trigila, A., Iadanza, C., Esposito, C., & Scarascia-Mugnozza, G. (2015). Comparison of Logistic Regression and Random Forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 249, 119-136. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.06.001>