Landslide Hazard Assessment and Prediction in the Tarom-Khalkhal Basin Using Hybrid Deep Learning Algorithms

Mahdi Boroughani [a,*], **Mohammadali Zangeneh asadi** [b], **Mahnaz Naemitabar** [c]

[a] *Associate Professor, Research Center for Geoscience and Social Studies, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran*

[b] *Professor, Department of Climatology and Geomorphology, Faculty of Geography and Environmental Science, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran*

[c] *Postdoctoral researcher, Department of Research Center for Geoscience and Social Studies, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran*

Research Full Paper

Article History (Received: 2025/09/23 **Accepted:** 2025/12/29)

Extended abstract

1- Introduction

Landslide is one of the most important natural hazards in mountainous and steep areas, which causes significant human, financial, and environmental losses. Given the numerous complexities involved in landslide formation, accurate and multifactor modeling of this phenomenon is of particular importance. Identifying and analyzing the effective factors can help improve prediction, reduce risk, and facilitate optimal management of this hazard. Landslides are a phenomenon that has significant impacts on the environment and human infrastructure. This phenomenon leads to disruption of the water and soil system, destruction of roads, highways, residential areas and engineering structures. Landslides also destroy vegetation, agricultural lands and increase sedimentation in nature. This process accelerates erosion and causes sediment to be transported behind dams and changes the landscape. This phenomenon transforms the natural landscape and affects local ecosystems. Landslides are one of the most important natural hazards in mountainous and steep areas, causing significant loss of life, property, and environmental damage. The Tarom-Khalkhal basin is known as one of the areas prone to landslides due to its geological characteristics, steep slopes, heavy rainfall, and climate change. The increase in human activities such as land use change, road development, and construction operations without proper planning has increased the sensitivity of this area to landslides.

2- Methodology

The present study aims to assess vulnerability using multiple modeling approaches to zone landslide risk in the Tarom-Khalkhal basin. In this study, 13 main factors were considered, including slope, elevation, slope direction, land use, distance from fault, geology, distance from waterway, distance from road, surface curvature, precipitation, soil, vegetation cover index (NDVI), and topographic wetness index (TWI). This study was conducted by simultaneously applying two advanced approaches: hybrid modeling based on deep learning and cluster analysis (MFSDSM) and a model based on multiple factor simulation using dynamic systems modeling (DLCAM) in landslide analysis and prediction in the Tarom-Khalkhal basin. The efficiency of the presented methods was analyzed and evaluated using the parameters of coefficient of determination, mean square error, and Nash-Sutcliffe index.

3- Results

The results indicate that the slope factor has the highest importance with a weight of 0.22, which indicates the fundamental role of this factor in the landslide phenomenon. Slope, as a direct physical factor, has a significant impact on the dynamics and stability of the land; the greater the slope of the land, the greater the probability of landslides, because the sloping surface has a greater tendency to slide. After that, the height and soil type factors are in the next rank with weights of 0.13 and 0.14. Height indicates factors related to the intensity of the influence of other factors such as slope and rain. Soil type also plays a decisive role in the sensitivity of the land surface to water, density and stability, considering its physical and chemical properties. The factors of slope direction, TWI index, NDVI index, geology and land use with weights in the range of 0.07 to 0.10, have a moderate to small role in modeling. The factors of distance from the road and curvature have the lowest importance (0.04 to 0.03). In fact, these factors may have a short-term and limited role in a specific range or under specific conditions. The results indicate that the combination of factors such as slope and precipitation, especially in high-altitude areas, have the greatest impact on landslide occurrence. Steep slopes and heavy precipitation provide suitable conditions for landslide occurrence in the basin. The DLCAM model uses deep learning algorithms and cluster analysis to identify complex patterns in spatial data. This model has been able to simulate areas with high landslide risk with high accuracy. In the MFSDSM algorithm, high

[*] **Corresponding Author:** m.boroughani@hsu.ac.ir

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

risk zones (19.21) and very high risk zones (59.33) correspond to the western, eastern, and southern parts. In the DLCAM model, high risk zones (23.5) and very high risk zones (48.66) correspond to the northern, southern, and western areas. The performance analysis of the algorithms with statistical indices indicates the superiority of the MFSDSM model with an RMSE of 271, a coefficient of determination of 0.91, and an NSE index of 0.81 over DLCAM.

4- Discussion & Conclusions

These results confirm the ability of both algorithms to accurately identify areas at risk and are effective tools in managing natural risks. Finally, landslide modeling in the Tarom-Khalkhal basin is an effective tool for environmental protection, improving water resources management, and achieving sustainable development.

Key Words: Landslide, Tarom-Khalkhal, Modeling, MFSDSM algorithm, NSE index**.**

Cite this article: Boroughani, M., Zangeneh asadi, M., & Naemitabar, M. (2026). Landslide Hazard Assessment and Prediction in the Tarom-Khalkhal Basin Using Hybrid Deep Learning Algorithms. *Journal of* Environmental *Erosion Research. 2026;16 (1) :114-139. http//doi.org/10.61882/jeer.405.1.114*

© The Author(s).
DOI: http//doi.org/10.61882/jeer.405.1.114
Published by Hormozgan University Press.
URL: http://magazine.hormozgan.ac.ir



[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

ارزیابی و پیش‌بینی خطر زمین لغزش در حوضه طارم- خلخال با استفاده از الگوریتم های ترکیبی یادگیری عمیق

مهدی بروغنی: *دانشیار مرکز پژوهشی مطالعات جغرافیایی و علوم اجتماعی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار*
محمد علی زنگنه اسدی: *استاد گروه آب و هوا شناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار*
مهناز ناعمی تبار: *دانشجو پسا دکتری مرکز پژوهشی و گروه آب و هوا شناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار*

نوع مقاله: پژوهشی
تاریخچهٔ مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۰/۰۸
DOI: http//doi.org/10.61882/jeer.405.1.114

چکیده

زمین لغزش یکی از مهم‌ترین مخاطرات طبیعی در مناطق کوهستانی و شیب‌دار است که با بروز آن خسارات جانی، مالی و زیست‌محیطی فراوانی رخ می دهد. با توجه به پیچیدگی‌های متعددی که در شکل گیری زمین لغزش دخیل هستند، مدل‌سازی دقیق و چندعاملی این پدیده از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. شناسایی و تحلیل عوامل مؤثر می‌تواند به بهبود پیش‌بینی، کاهش خطر و مدیریت بهینه این مخاطره کمک نماید. هدف از پژوهش حاضر ارزیابی آسیب پذیری با رویکردهای مدلسازی چندگانه به منظور پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه طارم-خلخال می باشد. در فرآیند تحلیل، ۱۳ عامل مؤثر شامل ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی، هیدرولوژیکی و زمین‌شناسی بررسی شد و با بهره‌گیری از آزمون‌های چندخطی و شاخص‌های هم‌خطی، اثرگذاری هر عامل بر پدیده زمین‌لغزش تعیین گردید. نتایج نشان داد که عامل شیب با وزن ۰/۲۲ و ضریب همبستگی ۰/۶۹ اهمیت ویژه‌ای دارد و نقش مهمی در حساسیت زمین لغزش حوضه ایفا می‌کند، در حالی که عوامل دیگری مانند عامل ارتفاع، نوع خاک و شاخص‌های هیدرولوژیکی نیز در تحلیل خطر نیز موثر می باشند. پهنه‌بندی خطر مدل سازی، نشانگر نواحی با ریسک بالا و بسیار زیاد در بخش‌های غربی، شرقی و جنوبی (۲۸/۱۱) در الگوریتم MFSDSM و مناطق شمالی، جنوبی و غربی (۳۳/۱۸) در مدل DLCAM است. تحلیل عملکرد الگوریتم‌ها با شاخص‌های آماری، نشانگر برتری مدل MFSDSM با RMSE برابر ۲۷۱، ضریب تعیین ۰/۹۱ و شاخص NSE معادل ۰/۸۱ نسبت به DLCAM است. این نتایج، توانایی هر دو الگوریتم در شناسایی دقیق مناطق در معرض خطر و ابزارهای موثری در مدیریت ریسک‌های طبیعی را تأیید می‌نمایند. در نهایت، مدل‌سازی زمین‌لغزش در حوضه طارم-خلخال ابزاری مؤثر برای حفاظت از محیطزیست، بهبود مدیریت منابع آب و دستیابی به توسعه پایدار است.

واژگان کلیدی: زمین لغزش، طارم-خلخال، مدل سازی، الگوریتم MFSDSM، شاخصNSE .

* **نویسندهٔ مسئول:** m.boroughani@hsu.ac.ir

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

۱ـ مقدمه

زمین‌لغزش پدیده‌ای طبیعی است که طی آن، مواد تشکیل‌دهنده دامنه مانند خاک، صخره یا یخ، تحت تأثیر نیروی جاذبه به سمت پایین شیب حرکت می‌کنند. این فرایند می‌تواند ناشی از عوامل مختلفی مانند بارش شدید، فرسایش یا ناپایداری دامنه باشد (Kornejady et al., 2019; Ganesh et al., 2023; Sepahvand et al., 2016). زمین‌لغزش ناشی از عوامل متعددی مانند شیب، زمین‌شناسی، اقلیم، هیدرولوژی، زلزله، پوشش گیاهی، کاربری زمین و فعالیت‌های انسانی است. درک تعامل این عوامل برای مدیریت و پیشگیری ضروری است (Imani., 2021; Boroughani et al., 2018).

توپوگرافی، شرایط اقلیمی و فعالیت‌های انسانی از جمله عواملی هستند که می‌توانند احتمال وقوع و شدت زمین‌لغزش را افزایش دهند و پیامدهای جدی‌تری ایجاد کنند (Al-Najjar et al., 2021).

زمین‌لغزش اثرات مخربی بر محیط زیست و زیرساخت‌ها دارد: تخریب جاده‌ها، مناطق مسکونی و سازه‌ها، نابودی پوشش گیاهی و زمین‌های کشاورزی، افزایش رسوب‌گذاری و تسریع فرسایش، و تغییر چشم‌انداز طبیعی و اکوسیستم‌های محلی (Zakerynejad etal., 2023). فعالیت‌های انسانی مثل معدن‌کاوی، ساخت‌وساز و جنگل‌زدایی با تغییر زمین و از بین بردن پوشش گیاهی، خطر رانش زمین را افزایش می‌دهند. شناخت عوامل زمین‌لغزش و اقدامات حفاظتی مانند دیوارهای حائل و جنگل‌کاری، به کاهش خسارات و افزایش امنیت مناطق پرخطر کمک می‌کند (Yu et al., 2018).

این پدیده تا کنون منجر به خسارات قابل توجهی از نظر جانی و مالی در سطح جهانی شده است. امروزه، روش‌های متنوعی برای ارزیابی خطرات ناشی از حرکات توده‌ای زمین لغزش ارائه گردیده است که هر یک به بررسی عوامل مختلف مرتبط با این حوزه می‌پردازند. فهم مکانیسم‌های وقوع زمین لغزش و شناسایی مناطق مستعد به وقوع آن، برای برنامه‌ریزی صحیح در زمینه کاربری اراضی امری حیاتی به شمار می‌رود. به طور واضح، تولید نقشه‌های حساسیت به زمین لغزش می‌تواند به مدیران مربوطه و تصمیم‌گیرندگان در اتخاذ تصمیمات آگاهانه کمک شایانی کند (Emadodin et al., 2022).

ارزیابی آسیب‌پذیری زمین‌لغزش، رویکردی قدرتمند در مدیریت و بررسی زمین‌لغزش‌ها محسوب می‌شود. این روش با پیش‌بینی و تجسم احتمالات وقوع زمین‌لغزش در یک منطقه مشخص، به شناسایی و ارزیابی ریسک‌های مرتبط کمک می‌کند. هدف اصلی این تکنیک، ارائه تصویری واضح از توزیع احتمالی زمین‌لغزش‌های احتمالی در یک ناحیه خاص است (Duan et al., 2020; Zeng et al., 2023).

نقشه‌برداری از مناطق مستعد زمین‌لغزش و ارزیابی ریسک آن، مستلزم به‌کارگیری مجموعه‌ای از روش‌های مدل‌سازی فیزیکی است. این تکنیک‌ها توسط محققان برای پیش‌بینی و تجسم آسیب‌پذیری زمین در برابر لغزش مورد استفاده قرار می‌گیرد. این رویکرد جامع، شامل مدل‌سازی پارامترهای مختلف فیزیکی است تا تصویری دقیق از پتانسیل وقوع زمین‌لغزش در یک منطقه ارائه دهد (Wang et al., 2015).

انواع مختلفی از مدل‌های آماری در مقیاس جهانی توسعه یافته است و پیاده‌سازی شده‌اند. این مدل‌ها نیازمند استفاده از داده‌های سنجش از دور به همراه سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) هستند (Youssef et al., 2023).

شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش و ارزیابی خطر آن، از طریق رویکردهای علمی و تکنیکی، به ویژه با استفاده از نقشه‌برداری از آسیب‌پذیری زمین‌لغزش، امکان‌پذیر است. این روش‌ها ابزار لازم را برای مکان‌یابی و مدیریت مناطق در

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

معرض خطر ارائه می‌دهند (Inan et al., 2022; Wang et al., 2022; Pourhashemi et al., 2025; Rana et al., 2022; Gao et al., 2022; Kainthura et al., 2022; Hossein et al., 2022; Mina., 2022).

سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و تکنیک‌های سنجش از دور، به‌عنوان ابزارهای قدرتمندی در این زمینه، به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند تا زمین‌لغزش‌ها را شناسایی و ارزیابی کنند. اخیراً، مطالعات علمی متعددی به بررسی آسیب‌پذیری زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های پیشرفته‌ای مانند احتمالات، رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته‌اند. هدف اصلی این تحقیقات، بهبود دقت پیش‌بینی زمین‌لغزش از طریق شناسایی روش‌های مناسب برای هر منطقه خاص است، که در نهایت به کاهش اثرات مخرب زمین‌لغزش‌ها کمک می‌کند (Aarthi et al., 2021; Tengtrairat et al., 2021; Srivastava et al., 2020; Ng et al., 2021).

تا کنون مطالعات زیادی در زمینه مدلسازی زمین لغزش صورت گرفته است. silakhori و همکاران (۲۰۲۳) به پهنه بندی خطر زمین لغزش با استفاده از تئوری بیزین در حوضه آبخیز تالار واقع در استان مازندران پرداختند. نتایج اعتبارسنجی مدل حاکی از دقت قابل توجه آن است، به طوری که سطح زیر منحنی ROC برابر با ۸۵/۵۶ درصد به دست آمد که نشان‌دهنده عملکرد عالی مدل در طبقه‌بندی خطر زمین‌لغزش است. این مطالعه به عنوان یک روش موثر در ارزیابی و مدیریت ریسک زمین‌لغزش در مناطق مشابه مطرح می‌شود.

Babarbi و همکاران (۲۰۱۴) جهت پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه آبخیز تالار از مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان با سطح زیرمنحنی ۸۷/۱ درصد، دقت بالاتری در مقایسه با مدل جنگل تصادفی ۸۵/۳ در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در این منطقه دارد. این یافته‌ها بر اساس طبقه‌بندی ارائه‌شده برای سطح زیرمنحنی، حاکی از برتری مدل ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش در این مطالعه است.

Dastranj و همکاران (۲۰۲۴) به ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش در آبخیز بار نیشابور پرداختند. این مطالعه نشان داد که مدل جنگل تصادفی با شاخص عملکرد Qs برابر با ۰/۰۱۸، به عنوان مدل برتر در این منطقه انتخاب شد. در رتبه‌بندی بعدی، مدل بردار پشتیبان با Qs معادل ۰/۰۱۴ و مدل بیشینه آنتروپی (ME) با Qs برابر با ۰/۰۱۳ قرار گرفتند. این نتایج نشان‌دهنده پتانسیل بالای مدل‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه‌های خطر زمین‌لغزش و انتخاب مدل مناسب بر اساس شاخص‌های عملکردی است.

Mohammadi (۲۰۲۵) به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در مناطق کوهستانی اطراف سد چراغ ویس در شهرستان سقز با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) پرداخت. نتایج نشان داد که دو مدل مورد استفاده در این پژوهش، عملکرد مشابهی در تعیین مناطق با حساسیت کم تا بسیار بالا داشتند. به طور قابل توجهی، بیش از نیمی از منطقه مورد مطالعه در معرض خطر وقوع زمین‌لغزش قرار دارد.

Mehrpouya و همکاران (۲۰۲۵) به پهنه بندی خطر زمین لغزش با استفاده از روش حداکثر آنتروپی در حوزهٔ آبخیز چالوس پرداختند و نتایج نشان داد که مقدار AUC برای اعتبارسنجی پهنه لغزشی ۰/۷۳ به دست آمد که نشاندهندهٔ شناسایی و مدلسازی قابل قبول زمین لغزش توسط مدل در منطقه می باشد.

Wang و همکاران (۲۰۲۵) در مطالعه‌ای جامع، سه مدل مختلف را برای مدلسازی زمین لغزش در منطقه شین‌تان مورد بررسی قرار دادند. این منطقه واقع در رودخانه بایشویی، در حوالی سد سه‌دره، مورد مطالعه قرار گرفته است. مدل‌های

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

مورد استفاده شامل ذرات تطبیقی (APSO)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و شبکه عصبی (LSTM) بود. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ترکیبی APSO-SVR-LSTM، دقت و ثبات بالاتری در پیش‌بینی جابجایی دوره‌ای زمین‌لغزش در مقایسه با مدل‌های انفرادی دارد.

Ali و همکاران (۲۰۲۵) جهت بررسی آسیب‌پذیری به زمین‌لغزش در دبک، جنوب ولّو، اتیوپی از مدل های FR و AHP استفاده نمودند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل FR دقت بالاتری در پیش‌بینی زمین‌لغزش با نرخ موفقیت ROC برابر با ۰/۸۲۸ و نرخ پیش‌بینی ۰/۸۳۵ دارد. یافته‌ها نشان داد که مدل FR می‌تواند به عنوان ابزاری موثر برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش در مناطق مستعد مورد استفاده قرار گیرد.

Chauhan و همکاران (۲۰۲۵) به ارزیابی آسیب‌پذیری زمین‌لغزش در اوتاراکند، یک ایالت هیمالیایی در هند، با استفاده از تحلیل دو متغیره، تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین، مانند جنگل تصادفی و تقویت گرادیان افراطی (XGBoost) پرداختند. نتایج نشان داد که مدل‌های جنگل تصادفی و XGBoost عملکرد پیش‌بینی بهتری نسبت به سایر مدل ها دارد.

Nguyen و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از پیشرفته ترکیبی که شبکه‌های تابع پایه شعاعی (RBFN) را با سه تکنیک یادگیری ترکیبی(DAGGING (DG ، MULTIBOOST (MB) و ADABOOST (AB) به بررسی آسیب‌پذیری زمین‌لغزش برای منطقه پیشوراگر در اوتاراکند، هند پرداختند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که مدل DG-RBFN با ثبت AUC برابر با ۰/۹۳۱، در مقایسه با مدل‌های دیگر، عملکرد برتر و قابل توجهی دارد. این یافته‌ها نشان می‌دهد که مدل ترکیبی DG-RBFN می‌تواند در تهیه نقشه‌های دقیق و قابل اعتماد آسیب‌پذیری زمین‌لغزش، به ویژه در مقایسه با مدل‌های سنتی و تک، بسیار موثر باشد.

Yang و همکاران (۲۰۲۴) جهت آسیب‌پذیری زمین لغزش بر روی دره رودخانه لی در ناحیه یانگ‌دینگ چین از دو مدل فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی-شاخص جامع (AHP-CI) و مدل رگرسیون لجستیک (LR) استفاده نمودند. یافته‌ها نشان می‌دهند که مدل AHP-CI در شرایط LUC و شهرنشینی عملکرد ضعیفی دارد. با این حال، زمانی که تمام عوامل پیش‌زمینه فعالیت انسانی متغیر با زمان در نظر گرفته می‌شوند، مدل LR (AUROC = 0.852) به طور قابل توجهی بهتر عمل می‌کند. نتایج پژوهش های فوق در حوزه مدلسازی زمین‌لغزش با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق[1] نشان‌دهنده پتانسیل بالقوه این الگوریتم ها در بهتر کردن درک و مدیریت خطرات طبیعی است. تحلیل این نتایج حاکی از آن است که در ابتدا، این الگوریتم ها توانسته‌اند میزان دقت در پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش را به طور قابل‌توجهی افزایش دهند. این امر نشان‌دهنده قدرت این الگوریتم‌ها در تحلیل و تفسیر مجموعه‌های بزرگ و پیچیده داده‌ها است، که در مطالعات سنتی ممکن است نیازمند تحلیل‌های زمان‌بر و دشوار باشد.

زمین‌لغزش یکی از مخاطرات طبیعی مهم در مناطق کوهستانی و شیب‌دار است که خسارات جانی، مالی و زیست‌محیطی فراوانی به همراه دارد. حوضه طارم خلخال به دلیل ویژگی‌های زمین‌شناسی، شیب‌های تند، بارش‌های شدید و تغییرات اقلیمی، از مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش است. فعالیت‌های انسانی مانند تغییر کاربری اراضی و توسعه جاده‌ها نیز حساسیت این منطقه را افزایش داده است.

[1]Deep learning

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

با وجود پیچیدگی‌های متعدد در شکل‌گیری زمین‌لغزش، اغلب تحقیقات انجام‌شده در این حوضه، بیشتر جنبه توصیفی داشته و از مدل‌های پیچیده برای شبیه‌سازی پارامترهای مؤثر کمتر استفاده شده است. فقدان مطالعات جامع و مدل‌سازی پویا، ضرورت انجام تحقیقات جدید با رویکردهای نوین را بیش از پیش آشکار کرده است.

این مطالعه با بهره‌گیری از دو رویکرد پیشرفته مدل‌سازی ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای (MFSDSM)و مدل مبتنی بر شبیه‌سازی عوامل چندگانه با استفاده از مدل‌سازی سیستم‌های دینامیک (DLCAM)، به تحلیل و پیش‌بینی زمین‌لغزش در حوضه طارم-خلخال می‌پردازد. این روش‌ها، که برای اولین بار در این منطقه و حتی در سطح جهانی به کار گرفته می‌شوند، امکان شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های پیچیده و دسته‌بندی مناطق پرخطر با دقت بالا را فراهم می‌آورند. نتایج این مدل‌سازی‌ها می‌تواند راهنمای موثری برای تصمیم‌گیرندگان در مدیریت مخاطرات و برنامه‌ریزی توسعه پایدار منطقه باشد و نقش مهمی در حفاظت از محیط زیست، جلوگیری از تخریب پوشش گیاهی، خاک و منابع آبی ایفا کند.

۲ـ منطقهٔ مورد مطالعه

حوضه طارم-خلخال با وسعت ۲۶۸۸ کیلومتر مربع، در جنوب استان اردبیل، بین ۴۸°و ′۱۰ تا ۴۸°′۵۵ طول شرقی و ۳۷° ′۱۱ تا ۳۷°′۵۱ عرض شمالی واقع شده است. رود قزل اوزن و شاخه های آن مانند شاهرود، هروچای، آرپاچای جریان دارد و میانگین بارش سالانه این شهرستان، ۳۰۰ میلیمتر میباشد (عابدینی و همکاران، ۱۳۹۸).

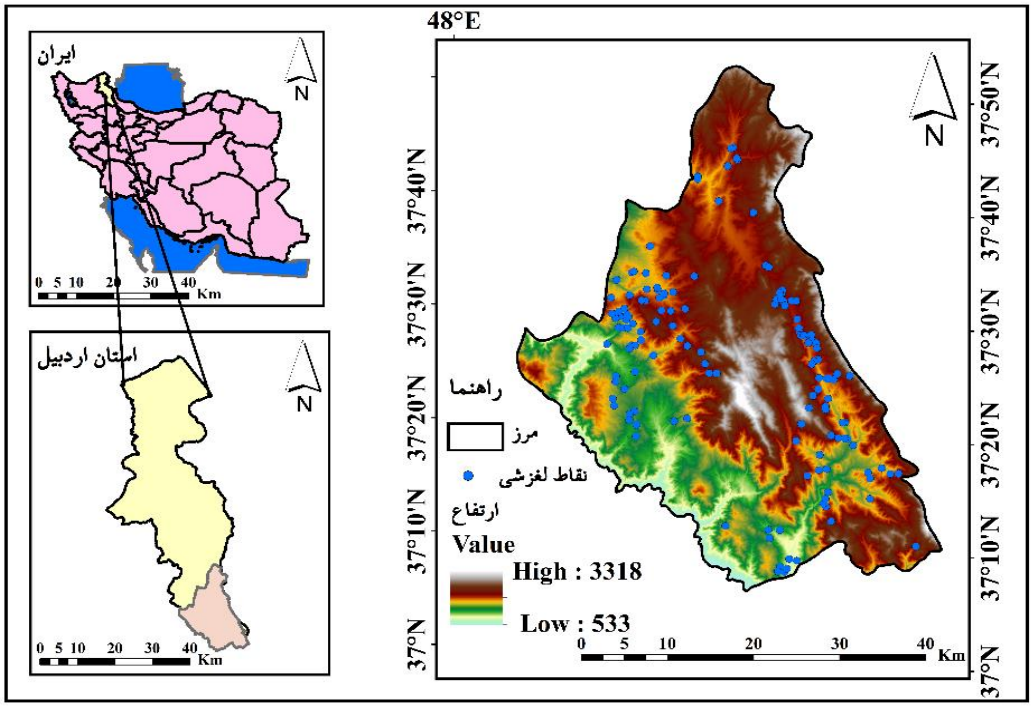
زمین‌شناسی این حوضه غالباً با انواع واحدهای زمین‌شناسی پیچیده همراه است که شامل سنگ‌های رسوبی، آذرین و دگرگونی می باشد که در تکوین زمین‌شناسی منطقه نقش دارند. همچنین، زمین‌شناسی منطقه نشان‌دهنده فرآیندهای تکتونیکی فعال و تغییرپذیر است که بر شکل‌گیری ساختارهای زمین‌شناسی، مانند چین‌خوردگی‌ها و شکستگی‌ها تأثیرگذار بوده‌اند.

کاربری اراضی غالباً شامل اراضی طبیعی و کشاورزی است که با توجه به اقلیم، نوع خاک و شیب زمین، در مناطق خاصی به کشت و توسعه فعالیت‌های انسانی اختصاص یافته است. این کاربری‌ها معمولاً بر اساس ویژگی‌های فیزیکی آن تعیین می‌شوند و ممکن است در برخی بخش‌ها شامل مراتع، باغات یا اراضی زراعی باشد که در نتیجه شرایط اقلیمی شکل گرفته‌اند و به عنوان بخش مهمی در توسعه منطقه در نظر گرفته می‌شوند.

از لحاظ ژئومورفولوژی، این حوضه با ویژگی‌هایی چون شیب‌های تند، ناهمواریهای متعدد و فرآیندهای متفاوت فرسایش و رسوب‌گذاری مشخص می‌شود. این ویژگی‌ها در نتیجه فعالیت‌های تکتونیکی و فرآیندهای اقلیمی، عامل تغییر در شکل سطح زمین هستند و نقش مهمی در تعیین نوع و الگوی مورفولوژیکی منطقه دارند. نوع پوشش گیاهی، میزان فرسایش و نوع رسوباتی که در منطقه تجمع یافته‌اند که همگی نشان‌دهنده تعامل ژئومورفولوژیک در منطقه است (شکل ۱).

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]



شکل ۱: موقعیت منطقه پژوهش

۳ـ مواد و روش

تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، فرآیندی پیچیده است که نیازمند تجزیه و تحلیل عوامل متعدد و تبدیل آن‌ها به لایه‌های اطلاعاتی است. در این مطالعه، ۱۳ عامل اصلی شامل شیب، ارتفاع، جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از گسل، زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، انحنای سطح، بارش، خاک، شاخص پوشش گیاهی (NDVI) و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) در نظر گرفته شد. داده‌های اولیه از منابع مختلف جمع‌آوری گردیدند. نقشه زمین‌شناسی منطقه با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، نقشه‌های فاصله از جاده و آبراهه با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ از سازمان زمین‌شناسی کشور تهیه شد. نقشه‌های شیب، جهت شیب و ارتفاع نیز از مدل رقومی ارتفاع (DEM) منطقه با تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر استخراج گردید. علاوه بر این، نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ برای تحلیل رواناب مورد استفاده قرار گرفت. این داده‌ها پایه و اساس ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش را تشکیل می‌دهند. سپس از نقشه‌های سازمان‌های مختلف به منظور تهیه نقشه‌های کاربری اراضی و خاک مورد بررسی قرار گرفت. نقشه کاربری اراضی با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ از سازمان آبخیزداری استان اردبیل تهیه شد و با بکارگیری روش طبقه‌بندی نظارت‌شده و حداکثر احتمال در نرم‌افزار ENVI 4/5 تجزیه و تحلیل گردید. نقشه خاک‌شناسی نیز با مقیاس مشابه از سازمان جهاد کشاورزی استان اردبیل به دست آمد. نقشه‌های زمین‌شناسی و فاصله از گسل از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ استخراج شدند. نقشه همباران با استفاده از داده‌های بارندگی ۳۰ ساله (۱۳۷۰-۱۴۰۰) از ایستگاه‌های هواشناسی حوضه، شامل کندرق، هشتجین، گزز، لابند و باران داغ و با روش کریجینگ در نرم‌افزار Arc gis 10/4 تهیه گردید. اطلاعات سازمان آبخیزداری استان اردبیل نیز در شناسایی ۱۴۷ نقطه لغزشی در منطقه مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص های پوشش گیاهی (NDVI) و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) از رابطه ۱ و ۲ محاسبه شد.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

شاخص پوشش گیاهی (NDVI)

NDVI، شاخصی حیاتی در ارزیابی سلامت و پوشش گیاهی، از طریق تجزیه و تحلیل تصاویر چندطیفی Sentinel-2 با وضوح بالا به دست می‌آید. این شاخص با استفاده از رابطه ۱ محاسبه می‌شود که در آن NIR و R به ترتیب نمایانگر باندهای طیفی مادون قرمز نزدیک و قرمز هستند. این روش، ابزاری قدرتمند برای بررسی و نظارت بر وضعیت پوشش گیاهی در مناطق مختلف است (Ekram et al., 2024).

$$NDV\ I = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (۱)$$

شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)

شاخص رطوبت نسبی (TWI) که توسط Beven & Kirkby در سال ۱۹۷۹ ارائه شد، یک معیار مهم برای ارزیابی وضعیت رطوبت در حوضه‌های آبریز است. این شاخص، که توسط Ji و همکاران در سال ۲۰۱۲ مورد بررسی قرار گرفت، بر حساسیت منطقه به سیلاب‌ها تأکید دارد. TWI به عنوان یک پارامتر کلیدی در درک تأثیر توپوگرافی بر خروجی رواناب و حجم جریان در هر نقطه از حوضه عمل می‌کند (Gokceoglu et al., 2005). این شاخص با استفاده از رابطه‌ای محاسبه می‌شود که شامل نسبت مساحت شیب (A_S) به طول کانتور در واحد متر (m^2/m) و همچنین در نظر گرفتن گرادیان شیب (β) به درجه است (Gokceoglu et al., 2005).

$$TWI = In(AS/\tan\beta) \quad (۲)$$

در این مطالعه، به منظور تعیین مناطق مستعد وقوع زمین لغزش، از رویکردی ترکیبی شامل مدل‌سازی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای (MFSDSM) و مدل‌سازی سیستم‌های دینامیک (DLCAM) بهره گرفته شد. داده‌های ورودی شامل پارامترهای مرتبط با حساسیت وقوع زمین لغزش است، در حالی که داده‌های خروجی مدل‌ها، مناطق لغزشی و غیرلغزشی مشاهده‌شده در منطقه مورد مطالعه را در بر می‌گیرد. به منظور آموزش و اعتبارسنجی الگوریتم ها، مجموعه داده‌ها به صورت تصادفی به دو بخش تقسیم شد: ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی. الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار Rstudio 4.4.5 پیاده‌سازی و اجرا شدند.

شیب، نقش قابل توجهی در ثبات زمین لغزش ایفا می‌کنند. شیب‌های تندتر، به دلیل افزایش احتمال ناپایداری خاک در برابر نیروهای گرانش، معمولاً ریسک وقوع زمین لغزش را تشدید می‌کنند. این امر نشان‌دهنده تأثیر مستقیم شیب بر پایداری زمین است (Zuo et al., 2025). حوضه طارم- خلخال دارای شیب‌های تندی است که بیش از ۳۰ درجه می‌رسند و این عامل تأثیر قابل توجهی بر وقوع زمین‌لغزش‌ها دارد. شیب‌های تند، با اعمال نیروی گرانشی زیاد بر لایه‌های زمین شناسی، مقاومت طبیعی آن را تضعیف می‌کنند. به همین دلیل، احتمال وقوع شکست در این مناطق افزایش می‌یابد و شرایط برای حرکت زمین‌لغزش‌ها مساعدتر می‌شود. شیب تند، نقش مهمی در تقویت پدیده زمین‌لغزش در این منطقه ایفا می‌کند.

ارتفاع به عنوان یک عامل کلیدی در رانش زمین، از طریق تأثیرات غیرمستقیم خود بر عوامل دیگر، نقش مهمی ایفا می‌کند. این عامل، به طور غیرمستقیم، بر بسیاری از جنبه‌های مرتبط با ناپایداری دامنه‌ها نظیر بارش سالانه، شدت بارندگی، دما و ذوب یخ تأثیرگذار است. این تأثیرات غیرمستقیم، ارتفاع را به یکی از پارامترهای اساسی در درک و پیش‌بینی رانش زمین تبدیل می‌کند (Mandal et al., 2015). در حوضه مطالعاتی، مناطق مرتفع با ارتفاع بیش از ۲۰۰۰ متر، شرایط

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

ویژه‌ای را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌کنند. شیب‌های تند در این مناطق، به همراه شرایط محیطی مناسب، می‌توانند فرآیندهای شکست و لغزش را تشدید کنند. بنابراین، ارتفاع بیش از ۲۰۰۰ متر، به عنوان یک عامل کلیدی، در کنار سایر عوامل ژئوتکتونیکی، نقش مهمی در شدت و فراوانی زمین‌لغزش‌ها در این حوضه ایفا می‌کند. این بازه ارتفاعی معمولاً با بارش بیشتر و پوشش گیاهی ضعیف‌تر همراه است که شرایط ناپایداری خاک را تشدید می‌کند.

شیب زمین، عاملی تأثیرگذار بر وقوع زمین‌لغزش‌ها است. این عامل، پارامترهای متعددی را تحت کنترل خود دارد که بر رطوبت خاک، تابش خورشید، جریان بادهای خشک، میزان بارش و ناپیوستگی‌های زمین تأثیر می‌گذارد. این پارامترها به طور مستقیم بر شرایط محیطی و آمادگی زمین برای وقوع زمین‌لغزش‌ها نظارت می‌کنند (Ayalew et al., 2005). در حوضه مورد مطالعه دامنه‌های با جهت شمال‌شرقی و شمال‌غربی – به دلیل دریافت کمتر نور خورشید و تبخیر پایین‌تر – دارای سطح رطوبت بیشتری هستند که این عامل، پایداری خاک را کاهش می‌دهد و باعث وقوع زمین لغزش می شود.

کاربری اراضی به عنوان شاخصی مهم در ارزیابی ناپایداری شیب‌ها، می‌تواند بر خصوصیات و ویژگی‌های فیزیکی آن تأثیرگذار باشد و منجر به تغییر رفتار زمین در شرایط مختلف شود (Sidle et al., 2006). در حوضه مورد مطالعه، کاربری جنگل‌ها نقش اساسی در حفظ پایداری شیب‌ها دارد، زیرا پوشش درختی و گیاهی باعث تثبیت خاک، کاهش سرعت فرسایش و جلوگیری از برش و تخریب لایه‌های سطحی می‌شود. در نتیجه، هرگونه تخریب یا قطع درختان در این مناطق موجب کاهش مقاومت خاک و افزایش احتمال وقوع زمین‌لغزش می شود.

مراتع و اراضی دیم، در صورت مدیریت ناصحیح، می‌توانند تأثیر عمده‌ای بر پایداری زمین داشته باشند. چرای بیش‌از حد دام، نبود روش‌های کنترل مناسب و برداشت ناپایدار از این اراضی منجر به تخریب پوشش گیاهی و افزایش فرسایش خاک شده است که به‌مرور زمان، مقاومت شیب را کاهش داده و زمینه‌ساز لغزش است.

ساختارهای زمین‌شناختی، از جمله گسل‌ها و رانش‌ها، نقش قابل توجهی در الگوی وقوع زمین‌لغزش‌ها ایفا می‌کنند (Roback et al., 2018). در حوضه مورد مطالعه به‌ویژه نواحی که در فاصله کمتر از ۱۰۰۰ متر از گسل‌های فعال قرار دارند، همواره مستعد زمین لغزش می باشند.

خصوصیات زمین‌شناسی، به‌ویژه ویژگی‌های مکانیکی سنگ‌های بستر، نقش قابل‌توجهی در پایداری شیب‌ها ایفا می‌کنند (Sarkar et al., 1995). این تأثیر به دلیل مقاومت متغیر برخی از انواع سنگ‌ها است که می‌تواند بر ثبات شیب‌ها تأثیرگذار باشد (Jiang et al., 2021). ویژگی‌های زمین‌شناسی حوضه نشان می دهد که سازندهای مارنی، شیلی و آهکیِ درزدار در مجاورت خطوط گسلی، بیشترین استعداد وقوع زمین لغزش را دارند.

فاصله از رودخانه، عاملی مهم در تعیین آسیب‌پذیری زمین‌لغزش است. جریان آب در رودخانه‌ها می‌تواند به‌عنوان یک عامل تقویت‌کننده ناپایداری شیب‌ها عمل کند و به‌طور مستقیم بر وقوع حرکات توده‌ای تأثیرگذار باشد (Ghasemiyan., 2022). در نزدیکی آبراهه‌ها و در فاصله ۰- ۱۰۰۰ متر رطوبت خاک در حوه به شدت افزایش می‌یابد. این پدیده به دلیل نفوذ آب در خاک و افزایش سطح رطوبت است. چنین شرایطی، به‌ویژه در خاک‌هایی با ثبات پایین و شیب‌دار، منجر به کاهش مقاومت مکانیکی خاک می‌شود. در نتیجه احتمال ناپایداری شیب افزایش می‌یابد و خطر زمین‌لغزش را به‌طور قابل‌توجهی تشدید می‌کند.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

عامل فاصله از جاده‌ها در نزدیکی مناطق مختلف، می‌تواند عواقب قابل توجهی بر ثبات شیب و خطر وقوع زمین‌لغزش داشته باشد. عامل فاصله از جاده، به عنوان نشانه‌ای از توسعه زیرساخت‌های حمل و نقل و فعالیت‌های انسانی است که می‌تواند فرسایش خاک را تشدید نموده و الگوهای زهکشی را دستخوش تغییر کند. این عوامل در مجموع، به ناپایداری شیب‌ها و افزایش ریسک زمین‌لغزش‌ها منجر می‌شوند (Deng et al., 2024). راه‌سازی و برش دامنه‌ها در حوضه باعث بر هم خوردن تعادل شیب‌ها شده و در فاصله کمتر از ۲۰۰۰ متر از جاده وقوع زمین لغزش افزایش می یابد.

انحنا، توصیف‌کننده تغییر شیب در سطح است و در تعیین محدب یا مقعر بودن یک منطقه نقش اساسی دارد (Wang et al., 2021). در حوضه مطالعاتی، مناطق با انحنای محدب و مقعر در پایین دامنه‌ها، به‌ویژه با وجود خاک‌های اشباع، پتانسیل لغزش بالایی دارند.

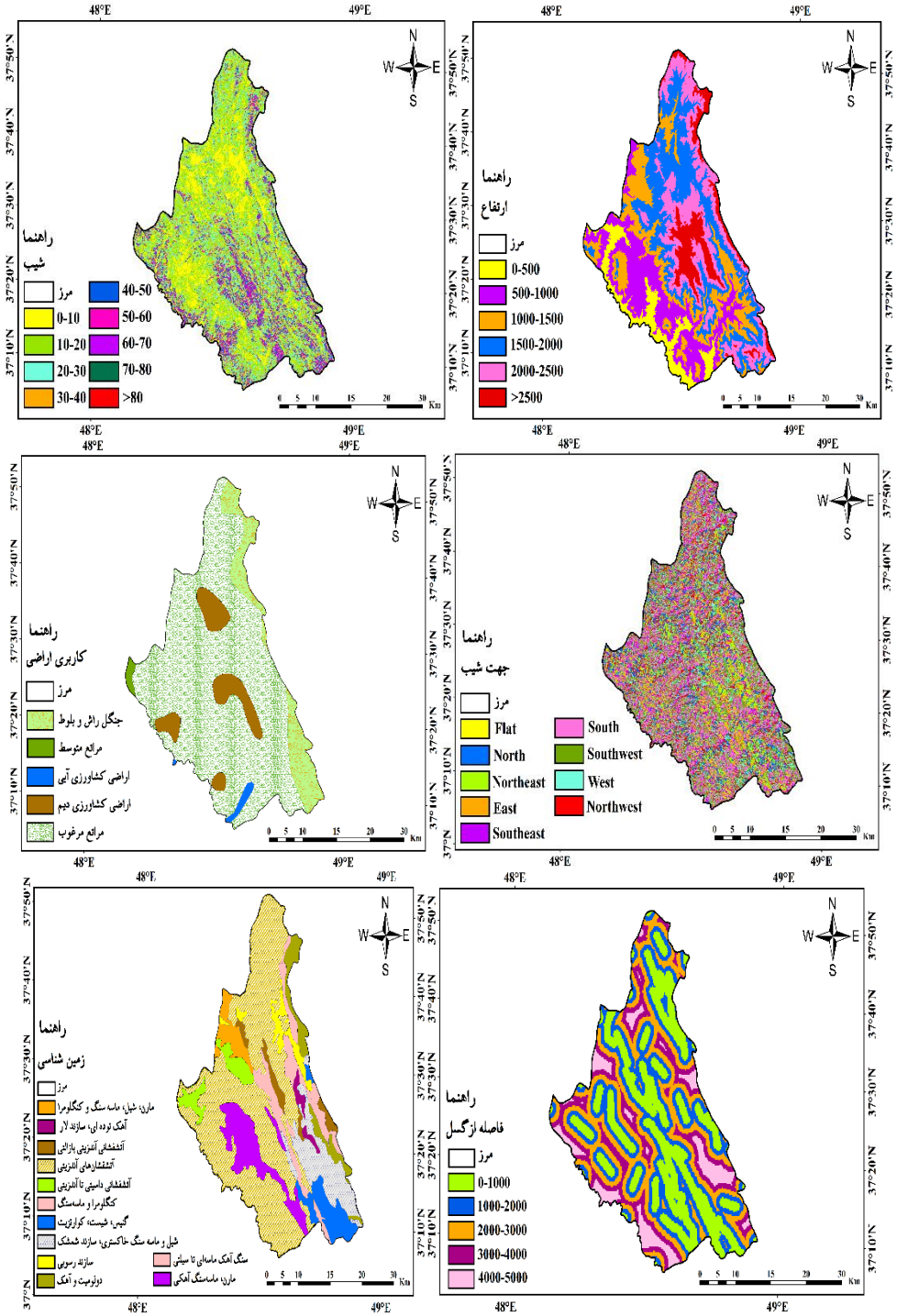
باران، به‌عنوان یک عامل تأثیرگذار، می‌تواند باعث ایجاد شرایطی شود که منجر به وقوع زمین‌لغزش‌ها گردد. بارندگی با افزایش فشار آب در منافذ خاک، رطوبت آن را بالا می‌برد و در نتیجه، چسبندگی خاک کاهش می‌یابد. این روند، خطر وقوع زمین‌لغزش را به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد، زیرا خاک در حالت ناپایدار قرار می‌گیرد (Clerici et al., 2022). داده‌ها در حوضه مورد مطالعه نشان دادند که در نواحی با بارش بیش از ۴۰۰ میلی‌متر در سال، احتمال وقوع زمین لغزش به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد، به‌ویژه در مناطقی که خاک‌های اشباع‌پذیر و زهکشی ضعیف دارند.

خاک، عنصری کلیدی در پدیده زمین لغزش است که خصوصیات آن در ترکیب با عوامل دیگر، از جمله شرایط هیدرولوژیکی، نفوذپذیری آب و ظرفیت نگهداری آب، نقش تعیین‌کننده‌ای ایفا می‌کند. این ویژگی‌های خاک، در کنار عوامل محیطی، بر وقوع و شدت زمین لغزش تأثیرگذارند (Mehrpouya et al., 2025). خاک‌های آریدی سول در حوضه، که معمولاً در ارتفاعات بالا و با پوشش گیاهی کم وجود دارد، به دلیل ساختار ناپایدار و میزان کاهش استحکامشان در اثر فعالیت‌های هیدرولوژیکی، مقاومت چندانی ندارند و در صورت نفوذ آب و تغییرات رطوبتی، مستعد لغزش می باشند. خاک های مولیسول، که اغلب در مناطقی با خاک‌های رسی و زهکشی ضعیف دیده می‌شوند، حساسیت زیادی نسبت به تغییرات رطوبتی نشان می‌دهند. این نوع خاک‌ها در صورت نفوذ آب، انقباض و انبساط پیدا می‌کنند و مقاومت خاک کاهش می‌یابد، که منجر به افزایش احتمال لغزش در حوضه می شوند.

شاخص NDVI ارتباط مستقیمی با پایداری خاک و کاهش احتمال لغزش دارد. در مناطقی که NDVI کاهش می‌یابد، فقدان پوشش گیاهی منجر به تضعیف ساختار خاک و کاهش مقاومت شیب‌ها در برابر لغزش می‌شود. به طور موازی، شاخص TWI، که نمایانگر الگوی آب‌راهه‌ها در سطح و زیر سطح زمین است، بر نحوه تجمع آب، زهکشی و نفوذپذیری خاک تاثیرگذار است. مناطقی با TWI بالا، دارای شبکه‌های متراکم آبراهه و زهکشی ضعیف هستند، که این امر موجب تجمع آب و فشار بر ساختار خاک می‌گردد. بنابراین، شاخص TWI در تحلیل پایداری شیب‌ها و تعیین نواحی مستعد لغزش، نقشی حیاتی ایفا می‌کند (شکل ۲).

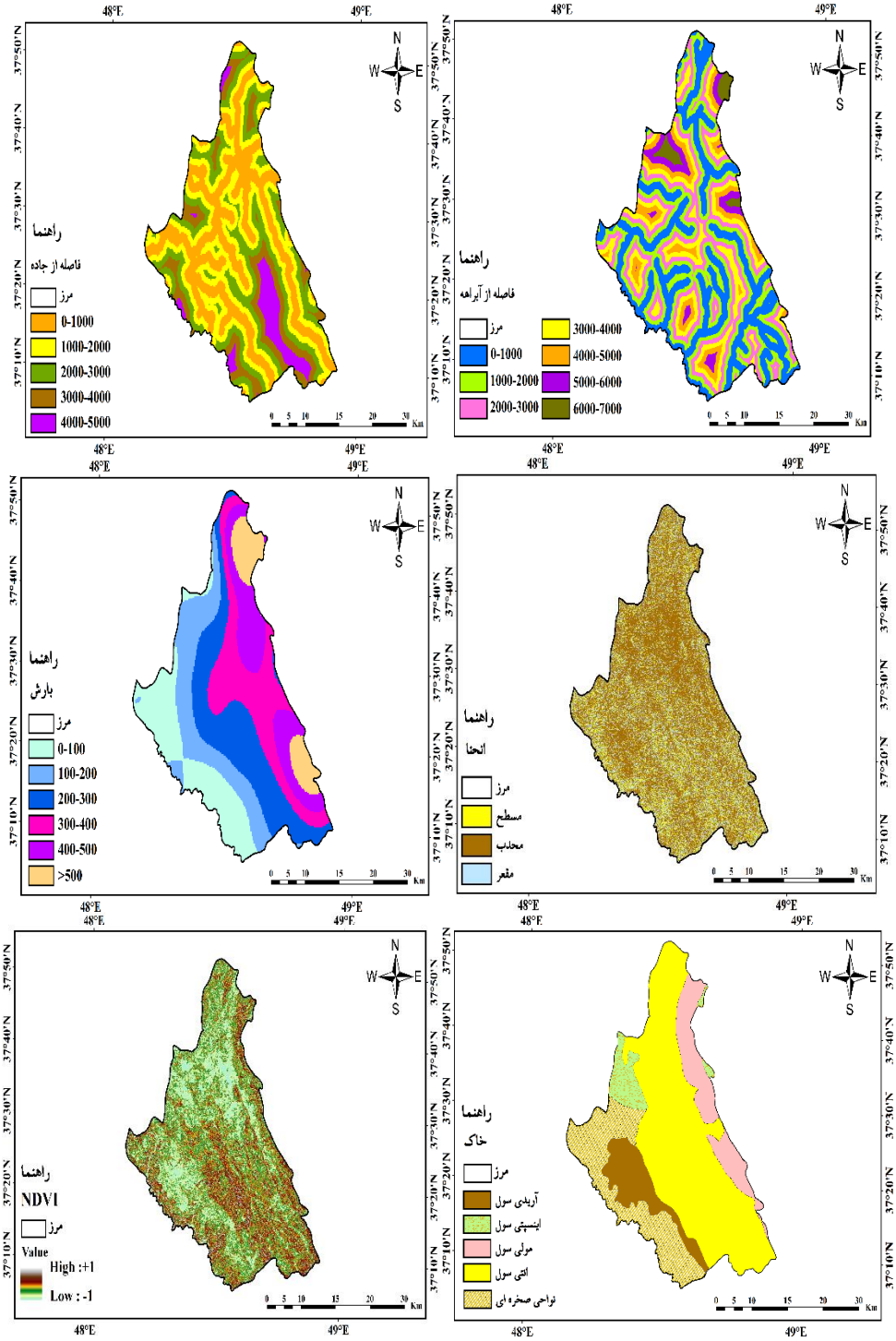
[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]



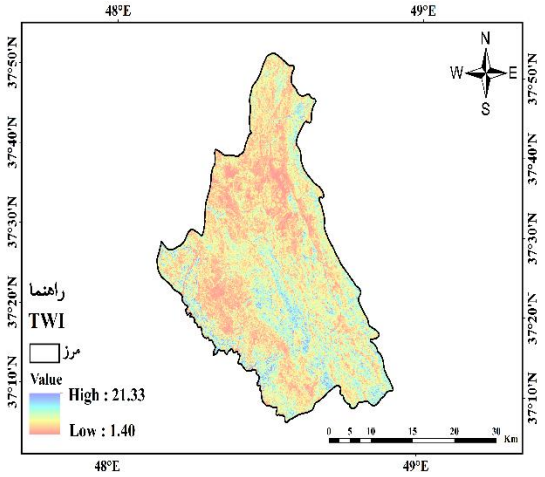
[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]



[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]



شکل ۲. عوامل موثر بر زمین لغزش

آزمون چندخطی بودن عوامل مؤثر

Pradhan (۲۰۱۰) معیاری را معرفی کرد که به‌عنوان یک روش استاندارد برای تشخیص متغیرهای هم‌خط در مدل‌سازی احتمالاتی شناخته می‌شود. در این زمینه، هم‌خطی چندگانه به شرایطی در ریاضیات اشاره دارد که در آن امکان پیش‌بینی یک متغیر پیش‌بینی‌کننده با دقت بالا از طریق سایر متغیرها در یک مدل رگرسیون چندگانه وجود دارد. این مفهوم، متغیرهای مستقل را مشخص می‌کند که می‌توانند با استفاده از عوامل VIF(افزایش واریانس) در مدل به‌طور مؤثرتری به کار گرفته شوند (Arabameri., 2020). این شاخص از رابطه ۳، محاسبه می شود.

$$VIF = \frac{1}{Tolerance} \quad (۳)$$

الگوریتم ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای (DLCAM)

این الگوریتم یک رویکرد نوآورانه در حوزه داده‌کاوی و یادگیری ماشین است که هدف آن بهره‌گیری از توانایی‌های مدل‌های یادگیری عمیق در استخراج ویژگی‌های غنی و سپس استفاده از تکنیک‌های تحلیل خوشه‌ای برای کشف ساختارهای پنهان در داده‌ها است (Ng et al., 2019). در بسیاری از مسائل پیچیده، داده‌ها به صورت‌های مختلفی ظاهر می‌شوند و ساختارهای پنهان در آن‌ها نیازمند استخراج ویژگی‌های قدرتمند است (LeCun et al., 2015). یادگیری عمیق با شبکه‌های عمیق مانند CNN و RNN توانایی عالی در استخراج ویژگی‌های سطح بالا دارد(Goodfellow et al., 2016). پس از آن، تحلیل خوشه‌ای به عنوان یک روش بدون برچسب برای کشف ساختارهای طبیعی در داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد (Jain et al., 1995). مدل DLCAM با ترکیب این دو رویکرد می‌تواند به بهبود دقت و کارایی تحلیل داده‌ها کمک کند. در این مدل، ابتدا داده‌ها توسط یک شبکه عصبی می‌شوند تا ویژگی‌های مفید استخراج شوند و سپس این ویژگی‌ها به روش‌های خوشه‌بندی برای تشخیص گروه‌های مشابه اعمال می‌شود (Zhu et al., 2010).

الگوریتم مبتنی بر شبیه‌سازی عوامل چندگانه با استفاده از مدل‌سازی سیستم‌های دینامیک (MFSDSM)

مدل MFSDSM یک چارچوب تحلیلی و شبیه‌سازی است که تعاملات پویا و پیچیده بین چندین عامل (متغیر) در یک سیستم را با استفاده از مدل‌سازی سیستم‌های دینامیک (System Dynamics - SD) نمایش می‌دهد. این مدل‌ها بر اساس نظریه سیستم‌های پیچیده و بازخوردهای درون‌سیستمی ساخته می‌شوند. سیستم دینامیک توسط Forrester (۱۹۶۱) معرفی شده است و بر پایه مفاهیم سطوح (Stocks) و جریان‌ها (Flows) و روابط علت و معلولی بازخوردی Feedback)

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

(Loopsاستوار است (Forrester., 1961). در این الگوریتمه هر عامل به صورت یک سطح یا مجموعه‌ای از سطوح در سیستم مدل‌سازی می‌شود که تغییرات آن در زمان توسط جریان‌های ورودی و خروجی کنترل می‌شود. الگوریتم نام برده ابزاری قوی برای درک و پیش‌بینی رفتار سیستم‌های پیچیده است که تعامل چندین عامل و بازخوردهای غیرخطی را به صورت کمی مدل‌سازی می‌کند. این مدل‌ها بر اساس معادلات دیفرانسیل غیرخطی، روش‌های وزن‌دهی عوامل و تحلیل پایداری ساخته می‌شوند (Zhang et al., 2022).

ضرایب همبستگی پیرسون بین عوامل و وقوع زمین لغزش

تحلیل ضرایب همبستگی پیرسون بین عوامل مؤثر و وقوع زمین‌لغزش، یک رویکرد مهم در ارزیابی روابط خطی و سطح وابستگی بین متغیرها است که در بسیاری از مطالعات مرتبط با پدیده‌های طبیعی و مهندسی ژئوتکنیک کاربرد فراوان دارد (Li et al., 2020). ضرایب همبستگی پیرسون نشان می‌دهند که عوامل با مقادیر ۱+ یا ۱-، دارای رابطه خطی قوی و مستقیم یا معکوس با پدیده مورد نظر هستند (Cohen., 1988). این ضریب از رابطه ۷ محاسبه می شود (Pearson., 1895).

$$r = \frac{\sum i=1n(xi-x^-)(yi-y^-)}{\sqrt{2(yi-y^-)_{i=1}^{n}\sum(xi-x^-)_{i=1}^{n}}} \qquad (۷)$$

xi و yi نمونه‌های متغیرهای اول و دوم هستند.

x^- و y^- میانگین‌های نمونه‌های مربوطه

nتعداد نمونه‌ها

شاخص های کارایی الگوریتم ها

در پژوهش حاضر با بهره‌گیری از پارامترهای ضریب تعیین، میانگین مربعات خطا و شاخص ناش-ساتکلیف، کارایی روش‌های ارائه شده مورد تحلیل و ارزیابی قرار گرفت (رابطه ۴، ۵ و ۶).

ضریب همبستگی

این شاخص به منظور ارزیابی صحت و دقت مدل‌ها به کار گرفته می‌شود و میزان تطابق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمینی را نشان می‌دهد. این شاخص از طریق روش‌های تحلیل تجزیه و برازش بر داده‌ها تحلیل می‌گردد و نمایانگر میزان بخشی از واریانس کل مقادیر واقعی است که توسط مدل تبیین می‌شود. ارزیابی آن بر اساس مقادیر تولید شده در فرآیند شبیه‌سازی انجام می‌پذیرد (Salmani et al., 2014).

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^{n}(xi-\bar{x})(Yi-\bar{y})]}{[\sum_{i=1}^{n}\sqrt{(xi-\bar{x})2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Yi-\bar{y})}]} \qquad (۴)$$

مجذور مربعات خطا

این شاخص نشان‌دهنده سطح خطای برآورد است (Vaezi et al., 2019). دامنه مقدار این شاخص محدود بین صفر و بی‌نهایت است و بر اساس رابطه ۵ محاسبه می شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}}\ \sum_{i=1}^{n}(Xi - yi)2 \qquad (۵)$$

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

معیار نش-ساتکلیف

این شاخص به عنوان نسخه استاندارد تابع کمترین مربعات خطا تعریف می‌شود و مقدار بهینه آن برابر با یک است (Gassman et al., 2007). محاسبه این شاخص از طریق رابطه ۶ انجام می شود.

$$NSE = 1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(Xi-yi)2}{\sum_{i=1}^{n}(xi-\bar{x})} \quad (۶)$$

در معادلات مذکور، X_i نشان‌دهنده مقادیر برآورد شده، y_i مقادیر مشاهده شده، و $\bar{x}$ و $\bar{y}$ به ترتیب میانگین‌های x و y هستند. مقادیر قابل قبول برای ضرایب R^2 و RMSE معمولاً بین ۱ و ۱۰درصد قرار دارند، در حالی که مقدار مناسب برای ضریب ناش-ساتکلیف از یک تا بی‌نهایت متغیر است (Emami et al., 2019).

۴-یافته‌ها

در جدول ۱، نتایج آزمون تست چند خطی عوامل موثر بر زمین لغزش حوضه طارم-خلخال ارائه شده است. بر مبنای مقدار شاخص‌های VIF و شاخص تحمل، می‌توان نتیجه گرفت که تمامی متغیرهای مورد بررسی از نظر هم‌خطی چندگانه مشکلی ندارند. این نتیجه بر اساس آن است که مقادیر VIF کمتر از ۱۰ و شاخص تحمل کمتر از۰/۲ است. در نتیجه، متغیرها از لحاظ استقلال آماری دارای تفاوت معناداری هستند و قابلیت بهره‌برداری در مدل‌سازی خطر زمین‌لغزش را دارا می‌باشند.

جدول ۱. آزمون چندخطی عوامل موثر بر زمین لغزش

عوامل موثر	VIF	عوامل موثر	VIF
شیب	۱/۲۲۳	فاصله از رودخانه	۲/۰۵۱
ارتفاع	۱/۰۴۲	فاصله از جاده	۱/۷۸
جهت شیب	۱/۵۸	انحنا	۲/۴۳۱
کاربری اراضی	۱/۳۱۸	بارش	۲/۱۵۶
فاصله از گسل	۱/۷۲۴	خاک	۱/۰۸۱
زمین شناسی	۱/۰۶۵	شاخص NDVI	۲/۶۵۱
		شاخص TWI	۲/۳۲۶

5-1وزن عوامل مؤثر در مدل‌سازی زمین لغزش

در مدل‌سازی زمین لغزش، شناسایی و وزن‌دهی عوامل مؤثر نقش بسزایی در دقت و کارایی مدل‌ها ایفا می‌کند. وزن عوامل در مدل‌های یادگیری عمیق و سیستم دینامیک از طریق الگوریتم‌هایی از جمله اهمیت ویژگی (Feature Importance) یا روش‌های تحلیل حساسیت محاسبه می‌شود (Breiman., 2001). در مدل‌های یادگیری عمیق، هر عامل

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

ورودی به عنوان یک ویژگی شناخته می‌شود که بر خروجی نهایی مدل تاثیر می‌گذارد. تحلیل اهمیت ویژگی با بهره‌گیری از تکنیک‌هایی مانند وزن‌های وزنی در لایه‌های شبکه‌های عصبی یا استفاده از روش‌هایی مانند گرادیان‌های ابزاری، امکان تعیین شدت تاثیر هر ویژگی را فراهم می‌کند. در سیستم‌های دینامیک، اهمیت عوامل غالباً بر مبنای تحلیل حساسیت استوار است. این تحلیل‌ها نشان می‌دهد که چه میزان تغییر در هر عامل منجر به تغییر قابل‌ملاحظه در خروجی سیستم می‌شود. در مدل‌های یادگیری عمیق، این تکنیک‌ها به‌خصوص در قالب تحلیل گرادیان و روش‌های برابری، کمک می‌کنند تا مشخص شود تغییرات کوچک در چه ویژگی‌هایی منجر به تغییرات قابل‌توجه در پیش‌بینی‌ها می‌شوند. در سیستم‌های دینامیک، تحلیل حساسیت مسیر حرکت سیستم را در پاسخ به تغییرات در پارامترهای ورودی به‌دقت مدل‌سازی می‌نماید (Breiman., 2001). در جدول ۲، وزن هر عامل محاسبه شده است. طبق نتایج به دست آمده عامل شیب با وزنی برابر ۰/۲۲ بالاترین اهمیت را دارد که نشان‌دهنده نقش اساسی این عامل در پدیده زمین‌لغزش است. شیب، به عنوان یک عامل فیزیکی مستقیم، تأثیر قابل‌توجهی بر پویایی و پایداری زمین دارد؛ هر چه شیب زمین بیشتر باشد، احتمال زمین‌لغزش افزایش می‌یابد، زیرا سطح شیب‌دار تمایل بیشتری به حرکت لغزش دارد. پس از آن، عامل ارتفاع و نوع خاک نیز با وزن‌های ۰/۱۳ و ۰/۱۴، در رتبه بعدی قرار دارند. ارتفاع نشان‌دهنده عوامل مربوط به شدت تأثیرگذاری عوامل دیگر مانند شیب و باران باشد. نوع خاک نیز با توجه به ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی، نقش تعیین‌کننده در حساسیت سطح زمین به آب، تراکم و پایداری دارد.

عوامل جهت شیب، شاخص TWI، شاخص NDVI، زمین‌شناسی و کاربری اراضی با وزن‌هایی در بازه ۰/۰۷ تا ۰/۱۰، نقش متوسط تا کمی در مدل‌سازی دارند. عوامل فاصله از جاده و انحنا دارای پایین‌ترین اهمیت هستند (۰/۰۴ تا ۰/۰۳). در واقع، این عوامل ممکن است در محدوده‌ای خاص یا در شرایط خاص، نقش کوتاه‌مدت و محدود داشته باشند.

جدول ۲. وزن هر عامل در مدل‌سازی زمین لغزش

عامل	وزن	عامل	وزن
شیب	۰/۲۲	فاصله از گسل	۰/۰۶
ارتفاع	۰/۱۳	زمین‌شناسی	۰/۱۰
بارش	۰/۱۱	فاصله از آبراهه	۰/۰۴
نوع خاک	۰/۱۴	فاصله از جاده	۰/۰۶
جهت شیب	۰/۰۹	انحنا	۰/۰۳
کاربری اراضی	۰/۰۷	شاخص TWI	۰/۰۹
		شاخص NDVI	۰/۰۸

1-6ضرایب همبستگی پیرسون بین عوامل و وقوع زمین لغزش

در جدول ۳، ضرایب همبستگی پیرسون (r) میزان ارتباط خطی بین هر عامل و وقوع زمین لغزش را نشان می‌دهد. تحلیل ضرایب همبستگی پیرسون نشان می‌دهد که میزان رابطه خطی هر عامل با وقوع این پدیده متفاوت است و می‌تواند میزان تأثیر نسبی هر عامل را بر خطر زمین‌لغزش نشان دهد.

ابتدا، عوامل با ضرایب همبستگی مثبت و نسبتاً قوی، نقش کلیدی در ارتباط خطی با پدیده زمین‌لغزش دارند. عامل شیب با ضریب ۰/۶۹ نشان‌دهنده رابطه قوی و مستقیم است. در واقع، هر چه شیب زمین بیشتر باشد، احتمال وقوع زمین‌لغزش

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

افزایش می‌یابد؛ این نتیجه با نتایج مطالعه Zuo و همکاران (۲۰۱۸) مبنی بر اثر پذیری مناطق شیب‌دار همخوانی دارد. همچنین، عامل خاک و زمین‌شناسی با ضرایب ۰/۶۱ و ۰/۵۷، نقش مهمی در تحلیل خطر دارند زیرا ترکیب خاک و ساختار زمین شناسی، تاثیر مستقیم بر مقاومت سطح و پایداری دارند.

عوامل مرتبط با بارش، ارتفاع و شاخص TWI، به ترتیب با ضرایب ۰/۵۵، ۰/۴۸ و ۰/۵۹، هم‌بستگی‌های قابل‌توجه و مثبت دارند و نشان می‌دهد که عوامل هیدرولوژیکی و شکل‌زمین، در کنار عوامل فیزیکی، نقش مهمی در حساسیت زمین لغزش دارند و همبستگی مثبت این عوامل می‌تواند به عنوان شاخص‌های اولیه در تعیین مناطق پرخطر مورد استفاده قرار گیرد.

در مقابل، عوامل با ضرایب منفی، نشان‌دهنده رابطه معکوس با وقوع زمین‌لغزش هستند. عامل فاصله از جاده با ضرایب ۰/۴۰-، نشان می‌دهد که نزدیکی به این عوامل، خطر زمین‌لغزش را افزایش می‌دهد. این نتایج با نتایج مطالعه Cao و همکاران[۲] (۲۰۲۰) در مورد تاثیر سازه‌های انسان‌ساز در ایجاد ناپایداری، همسو است.

جدول ۳. نتایج ضریب همبستگی پیرسون

عامل	ضریب همبستگی (r)	عامل	ضریب همبستگی (r)
شیب	۰/۶۹	فاصله از گسل	۰/۴۲
ارتفاع	۰/۴۸	زمین‌شناسی	۰/۵۷
بارش	۰/۵۵	فاصله از آبراهه	۰/۲۱
نوع خاک	۰/۶۱	فاصله از جاده	-۰/۴۰
جهت شیب	۰/۳۴	انحنا	۰/۳۲
کاربری اراضی	۰/۳۱	شاخص TWI	۰/۵۹
		شاخص NDVI	۰/۳۶

۵- بحث و نتیجه‌گیری

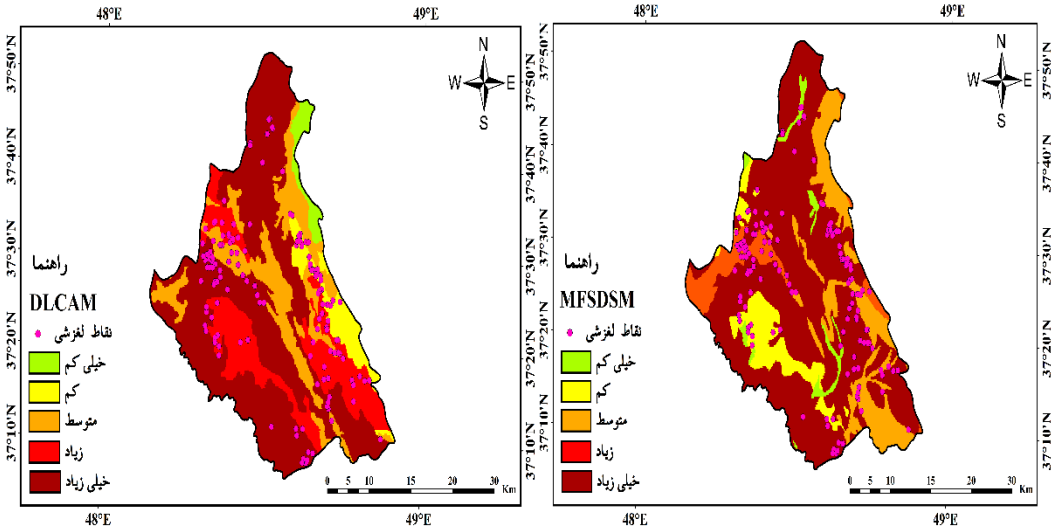
پهنه بندی نقشه های آسیب پذیری زمین لغزش

در پژوهش حاضر، با استفاده از الگوریتم های MFSDSM و DLCAM، پهنه‌بندی زمین‌لغزش در حوضه طارم‌خلخال انجام شد. این حوضه به‌دلیل ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی و اقلیمی مستعد وقوع زمین‌لغزش است. مدل MFSDSM با استفاده از شبیه‌سازی چندعاملی و دینامیک سیستم، به تحلیل تعاملات پیچیده بین عوامل مختلف می پردازد. نتایج نشان‌دهنده این است که ترکیب عواملی مانند شیب و بارش، به‌ویژه در مناطق با ارتفاع بالا، بیشترین تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش دارند. شیب‌های تند و بارش‌های زیاد، شرایط مناسبی برای وقوع زمین‌لغزش در حوضه فراهم می‌کنند. مدل DLCAM با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای، به شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های مکانی می پردازد. این مدل توانسته است نواحی با خطر بالای زمین‌لغزش را با دقت بالایی شبیه‌سازی کند. طبق شکل ۳، در الگوریتم MFSDSM پهنه‌های با خطر زیاد (۱۹/۲۱) و خیلی زیاد (۵۹/۳۳) منطبق بر قسمت های غربی، شرقی و جنوبی می باشد. در مدل DLCAM پهنه‌های با خطر زیاد (۲۳/۵) و خیلی زیاد (۴۸/۶۶) می باشد که منطبق بر نواحی شمالی، جنوبی و غربی است (شکل ۴). این نواحی دارای توپوگرافی ناهموار و شیب‌های تند است که می‌تواند منجر به فرسایش خاک و زمین لغزش در حوضه شود. خاک‌های ناپایدار و کم‌عمق در این نواحی می‌توانند در برابر بارش‌های شدید و

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

فرسایش آسیب‌پذیر باشند. ترکیب خاک و خاصیت نفوذپذیری آن نیز در بروز زمین لغزش تأثیرگذار است. همچنین ساخت و سازهای بی‌رویه و تغییر کاربری زمین برای مصارف غیرکشاورزی باعث کاهش پوشش گیاهی می شود و در نتیجه خطر زمین لغزش را افزایش می دهد.



شکل ۳. نقشه پهنه بندی خطر زمین لغزش با الگوریتم MFSDSM شکل ۴. نقشه پهنه بندی خطر زمین لغزش با الگوریتم DLCAM

شیب زمین به‌طور مستقیم بر پایداری خاک و بروز زمین‌لغزش تأثیر می‌گذارد. به‌طور کلی، با افزایش شیب، نیروی گرانشی که بر روی توده‌های خاک و سنگ عمل می‌کند، بیشتر می‌شود و این موضوع می‌تواند به افزایش خطر زمین لغزش منجر گردد که با نتایج پژوهش Chen و همکاران (۲۰۲۱) که به بررسی تأثیر شیب بر زمین‌لغزش‌ها در مناطق کوهستانی پرداختند و نشان داده‌اند که شیب به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در تعیین خطر زمین‌لغزش عمل می‌کند. این مطالعه تأکید می‌کند که با افزایش شیب، احتمال وقوع زمین‌لغزش به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد. Zhung و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی دیگر به ارتباط بین شیب و وقوع زمین‌لغزش در مناطق مختلف پرداخته و نتایج نشان‌دهنده افزایش خطر زمین‌لغزش با افزایش شیب بوده است.

با افزایش ارتفاع در حوضه، تغییرات دما و بارش به‌طور محسوسی اتفاق می‌افتد. در ارتفاعات بالاتر، بارش‌های شدیدتری رخ می دهد که می‌تواند باعث اشباع خاک و افزایش خطر لغزش در حوضه شود. در ارتفاعات بالا، نوع پوشش گیاهی می‌تواند متفاوت باشد و این تغییر می‌تواند به کاهش یا افزایش پایداری خاک منجر شود. این نتایج با مطالعات Friedrich و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی مبنی بر تاثیرارتفاع بر وقوع زمین‌لغزش‌در مناطق کوهستانی پرداخته و نشان داده‌اند که با افزایش ارتفاع، خطر زمین‌لغزش به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد همسو است. Li و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه ای به بررسی عامل بین ارتفاع و خطر زمین‌لغزش در مناطق مختلف پرداخته اند و نتایج نشان‌دهنده این است که تغییرات ارتفاع می‌تواند به‌عنوان یک عامل مؤثر در پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش‌ها در نظر گرفته شود.

تأثیر عامل بارش بر زمین‌لغزش در حوضه به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در تحلیل زمین لغزش شناخته می‌شود. بارش به‌طور مستقیم بر شرایط رطوبتی خاک و استحکام آن تأثیر می‌گذارد و می‌تواند منجر به افزایش خطر وقوع زمین‌لغزش گردد. بارش‌های شدید می‌توانند باعث اشباع خاک شوند که این امر موجب کاهش استحکام خاک و افزایش احتمال لغزش می‌شود. پژوهش های مختلفی در زمینه تأثیر بارش بر زمین‌لغزش‌ها وجود دارد که نتایج آن‌ها با شرایط حوضه طارم- خلخال همخوانی دارد. Petley و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر بارش بر وقوع زمین‌لغزش پرداخته

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

اند و نشان داده‌اند که بارش‌های شدید به‌طور چشمگیری خطر زمین‌لغزش را افزایش می‌دهد. این تحقیق بر تأثیر بارش‌های ناگهانی و افزایش رطوبت خاک تأکید می‌کند. Zhou و همکاران (۲۰۲۰) نیز در پژوهش دیگری به بررسی ارتباط بین بارش و زمین‌لغزش پرداختند و نتایج نشان‌دهنده این است که بارش‌های شدید و مکرر می‌تواند به‌عنوان یک عامل مؤثر در پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش‌ها در نظر گرفته شود.

در حوضه مطالعاتی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک می‌تواند به‌طور مستقیم بر پایداری و استحکام آن تأثیر بگذارند و در نهایت منجر به وقوع زمین‌لغزش‌شوند. خاک‌های رسی در حوضه به‌دلیل خاصیت چسبندگی و ظرفیت بالای نگهداری آب، در شرایط رطوبتی بالا ممکن است ناپایدار شوند و خطر زمین‌لغزش را افزایش دهند. در مقابل، خاک‌های شنی به‌دلیل تخلخل بالا، معمولاً خطر کمتری دارند. همچنین فرسایش ناشی از بارش یا فعالیت‌های انسانی می‌تواند منجر به کاهش ضخامت خاک و ناپایداری بیشتر خاک شود. این فرسایش می‌تواند به‌خصوص در مناطق شیب‌دار خطر زمین‌لغزش را افزایش دهد. Guzzetti و همکاران (۲۰۱۲) در مطالعه‌ای به بررسی نقش ویژگی‌های خاک در وقوع زمین‌لغزش‌ها پرداخته و تأثیر نوع و بافت خاک را بر پایداری توده‌های خاک بررسی کرده‌اند.

جهت شیب می‌تواند بر میزان دریافت بارش و نفوذ آب به خاک تأثیر بگذارد. شیب‌های رو به جنوب در حوضه معمولاً در معرض تابش مستقیم آفتاب قرار دارند در حالی که شیب‌های رو به شمال ممکن است رطوبت بیشتری نگه دارند و در نتیجه، خطر زمین‌لغزش در آن‌ها بیشتر است که با تحقیقات Ghaffari و همکاران (۲۰۲۰) که در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر جهت شیب بر زمین‌لغزش پرداختند و نتایج نشان داد که شیب‌های رو به شمال با ویژگی‌های زمین‌شناسی و خاک متفاوت می‌توانند به وقوع زمین‌لغزش کمک کنند همخوانی دارد.

در حوضه مورد مطالعه تغییر کاربری اراضی، به‌ویژه تبدیل جنگل‌ها به زمین‌های زراعی یا مناطق شهری، می‌تواند منجر به کاهش پوشش گیاهی و در نتیجه کاهش استحکام خاک شود. کاربری‌های غیرمناسب از جمله کشاورزی و ساخت‌وساز در مناطق شیب‌دار می‌توانند باعث فرسایش خاک شوند. فرسایش می‌تواند به کاهش ضخامت و کیفیت خاک منجر شود و در نتیجه، پایداری توده‌های خاک را به خطر بیندازد. تحقیقات متعددی در زمینه تأثیر کاربری اراضی بر زمین‌لغزش‌ها وجود دارد که نتایج آن‌ها با شرایط حوضه طارم خلخال همخوانی دارد. Kerr و همکاران (۲۰۲۰) در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر کاربری اراضی بر وقوع زمین‌لغزش‌ها پرداختند و نشان داده‌اند که تغییرات در کاربری اراضی به‌ویژه در مناطق کوهستانی می‌تواند به افزایش خطر زمین‌لغزش منجر شود. Pradhan و همکاران (۲۰۲۱) نیز در تحقیقی بررسی تأثیر کاربری اراضی و فعالیت‌های انسانی بر خطر زمین‌لغزش پرداختند و نتایج نشان‌دهنده افزایش خطر لغزش‌ها در نتیجه تغییرات کاربری اراضی است.

فاصله نزدیک به گسل‌ها در حوضه منجر به افزایش تنش‌های زمین و در نتیجه خطر وقوع زمین‌لغزش می شود. فواصل نزدیک به گسل‌ها می‌تواند منجر به فرسایش و تخریب بیشتری در نواحی اطراف شود. این فرسایش می‌تواند به کاهش استحکام توده‌های خاک و ایجاد شرایط مناسب برای وقوع زمین‌لغزش کمک کند که با پژوهش های Mulch و همکاران[۴] (۲۰۱۸) و González و همکاران (۲۰۲۰) که نشان دادند نزدیک بودن به گسل‌ها به‌طور چشمگیری خطر زمین‌لغزش را افزایش می‌دهد همخوانی دارد. نوع ویژگی‌های زمین‌شناسی نظیر سختی و استحکام سازندها، می‌تواند تأثیر زیادی بر

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

پایداری توده‌های خاک داشته باشد. سنگ‌های سست و متخلخل معمولاً در برابر فرسایش و لغزش در حوضه آسیب‌پذیرتر هستند و با نتایج تحقیقات Dai و همکاران (۲۰۲۰) مبنی بر تاثیر ساختار زمین شناسی بر وقوع زمین لغزش مطابقت دارد. تأثیر عامل فاصله از آبراهه بر زمین‌لغزش‌ها در حوضه طارم خلخال به‌عنوان یکی از عوامل مهم در تحلیل خطرات طبیعی و زمین‌شناسی مورد توجه است. این عامل می‌تواند به‌طور مستقیم بر پایداری خاک و وقوع زمین‌لغزش‌ها تأثیر بگذارد. در حوضه مورد مطالعه فواصل نزدیک به آبراهه‌ها منجر به افزایش رطوبت در خاک‌های مجاور و در نتیجه کاهش استحکام و پایداری توده‌های خاک میشود. نفوذ آب به خاک به ویژه در زمان بارش‌های شدید می‌تواند خطر زمین‌لغزش را افزایش دهد. Kavzoglu و همکاران (۲۰۱۹) نیز در تحقیقی به بررسی ارتباط بین فاصله از آبراهه و وقوع زمین‌لغزش‌ها پرداخته و نتایج نشان‌دهنده این است که فاصله کمتر از آبراهه‌ها به‌طور معناداری با افزایش خطر لغزش‌ها مرتبط است.

ارزیابی کارایی الگوریتم ها با شاخص های آماری

با توجه به جدول ۴، الگوریتم MFSDSM با کسب مقدار RMSE برابر ۲۷۱ و ضریب تعیین (R^2) معادل ۰/۹۱، بهترین عملکرد را نسبت به الگوریتم DLCAM نشان می‌دهد. در مقابل، الگوریتم DLCAM با مقدار RMSE برابر ۲۰۱ و ضریب تعیین ۰/۸۵، در جایگاه دوم قرار دارد. این نتایج حاکی از توانایی بالای هر دو الگوریتم در شناسایی نواحی مستعد زمین‌لغزش است. علاوه بر این، جدول ۵ میانگین مقادیر معیارهای مختلف شامل مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و شاخص نش-ساتکلیف را ارائه می‌دهد (شکل ۴).

جدول ۴: نتایج ارزیابی الگوریتم ها

نتایج داده های آزمونی MFSDSM	نتایج داده های آزمون MFSDSM	نتایج داده های آزمونی DLCAM	نتایج داده های آزمون DLCAM
RMSE	R^2	RMSE	R^2
۲۷۱	۰/۹۱	۲۰۱	۰/۸۵

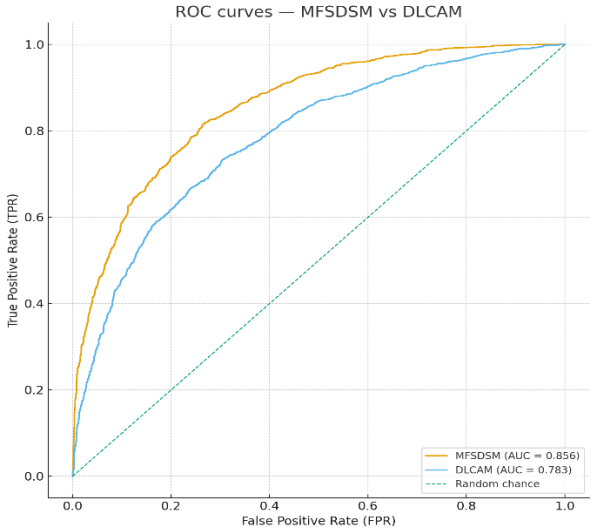
جدول ۵: مقادیرکسب شده معیارهای R^2، RMSE و NSE

معیار ها	الگوریتم MFSDSM	الگوریتم DLCAM
R^2	۰/۹۳	۰/۸۱
RMSE	۰/۰۱۵	۰/۰۳۳
NSE	۰/۸۱	۰/۷۲

با توجه به جدول ۵، اگرچه الگوریتم MFSDSM با دستیابی به مقدار RMSE برابر با ۰/۰۱۵ و شاخص NSE معادل ۰/۸۱، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم DLCAM که مقادیر RMSE و NSE آن به ترتیب برابر با ۰/۰۳۳ و ۰/۷۲ کسب کرده است، اما تحلیل نتایج حاکی از آن است که هر دو الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش از دقت قابل قبولی برخوردارند. همچنین، مقادیر خطای تجمعی در مدل‌ها نسبتاً پایین می باشد که این امر نشان‌دهنده کارایی مناسب و پاسخ بهینه الگوریتم‌ها در شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش است. همچنین مقادیر AUC در الگوریتم MFSDSM ۰/۸۶۳و الگوریتم DLCAM و ۰/۷۸۱ به دست آمده است.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]



شکل ۵: منحنی ROC الگوریتم های مورد استفاده در پژوهش

پژوهش حاضر با هدف پهنه‌بندی و پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضه طارم-خلخال، از تلفیق دو رویکرد پیشرفته مدلسازی شامل مدل تلفیقی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای (MFSDSM) و مدل شبیه‌سازی عوامل چندگانه بر پایه سیستم‌های دینامیک (DLCAM) بهره برده است. در این مطالعه، ۱۳ عامل مؤثر از جمله شیب، ارتفاع، نوع خاک، بارش، و شاخص‌های هیدرولوژیکی مورد تحلیل قرار گرفتند. نتایج نشان داد که شیب با وزن ۰٫۲۲ و ضریب همبستگی ۰٫۶۹، مهم‌ترین عامل در وقوع زمین‌لغزش است و پس از آن، ارتفاع و نوع خاک در رتبه‌های بعدی قرار دارند. عوامل هیدرولوژیکی مانند بارش، TWIو ارتفاع نیز با ضرایب مثبت، نقش قابل‌توجهی در حساسیت زمین‌لغزش ایفا می‌کنند. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از هر دو مدل، نواحی با خطر زیاد و بسیار زیاد را عمدتاً در بخش‌های غربی، شرقی و جنوبی (MFSDSM) و شمالی، جنوبی و غربی (DLCAM) شناسایی کرد. این نواحی به دلیل توپوگرافی ناهموار، شیب‌های تند، خاک‌های ناپایدار و فعالیت‌های انسانی مانند ساخت‌وساز غیرمجاز و کاهش پوشش گیاهی، مستعد وقوع زمین‌لغزش هستند. ارزیابی کارایی الگوریتم‌ها با شاخص‌های آماری نشان داد که مدل MFSDSM با RMSE برابر ۰/۲۷۱ و R^2 معادل ۰/۹۱، عملکرد بهتری نسبت به DLCAM (RMSE= ۰/۲۰۱ ، R^2= ۰/۸۵ داشته است. همچنین، تحلیل میانگین شاخص‌های ارزیابی، دقت بالاتر MFSDSM را با RMSE= ۰/۰۱۵ و NSE=۰/۸۱ در مقایسه با DLCAM با RMSE ۰/۳۳ ، NSE= ۰/۷۲ تأیید کرد.

نتایج پژوهش حاضر با مطالعات مشابه در سایر مناطق جهان همخوانی دارد. برای مثال، در پژوهش‌های انجام‌شده در مناطق کوهستانی چین و هند، شیب و نوع خاک به عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش معرفی شده‌اند Li وهمکاران (۲۰۲۰) و Kumar همکارن (۲۰۲۱) و همچنین، استفاده از مدل‌های تلفیقی یادگیری ماشین و تحلیل خوشه‌ای در مطالعات اخیر، دقت بالاتری نسبت به مدل‌های سنتی مانند رگرسیون لجستیک یا شبکه‌های عصبی ساده نشان داده است Pham و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهش حاضر نیز، مدل MFSDSM با بهره‌گیری از یادگیری عمیق و تحلیل خوشه‌ای، دقت بالاتری نسبت به مدل DLCAM ارائه داد که این موضوع با یافته‌های مطالعات مشابه همسو است.

علاوه بر این، نقش عوامل هیدرولوژیکی و فعالیت‌های انسانی در تشدید خطر زمین‌لغزش، در پژوهش‌های انجام‌شده در مناطق مختلف جهان مورد تأیید قرار گرفته است Van Westen و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهش حاضر نیز، عوامل

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]
[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

هیدرولوژیکی مانند بارش وTWI، و همچنین فعالیت‌های انسانی مانند تغییر کاربری اراضی و کاهش پوشش گیاهی، به عنوان عوامل تشدیدکننده خطر زمین‌لغزش شناسایی شدند.

راهکارهای پیشنهادی بر اساس نتایج پژوهش، راهکارهای زیر جهت کاهش خطر زمین‌لغزش در حوضه مطالعاتی پیشنهاد می‌شود: تقویت زیرساخت‌های زهکشی و کنترل رواناب، اجرای پروژه‌های جنگل‌کاری و پوشش گیاهی مناسب در مناطق با شیب‌های تند، توسعه سیستم‌های هشدار سریع و نظارت مستمر، آموزش و آگاهی‌بخشی به جوامع محلی و دولت‌ها، تدوین و اجرای برنامه‌های مدیریت ریسک زمین‌لغزش، استفاده از فناوری‌های نوین در پایش و پیش‌بینی.

منابع:

1. Aarthi V, Vijayarangan V. (2021). "Machine Learning Based Early Prediction of Rainfall Induced Landslide – A Detailed Review," in Machine learning with applications, 467–488. doi: 10.1007/978-981-16-1048- 6_37.
2. Abedini M. Piroozi, A. (2019). Landslide hazard zoning using a combination of ANP, Hot Spot and WlC methods (Case study: Khalkhal city). Geography and Environmental Hazards, 32, 19-36. (In Persian).
3. Ali A, Teku D, Sisay T, Mihret B. (2025). Geospatial modeling of landslide susceptibility in Debek, South Wollo, Ethiopia: comparative analysis of frequency ratio and analytical hierarchy process models for geohazards management. Front. Earth Sci, 13:1557860. doi: 10.3389/feart.2025.1557860. (In Persian).
4. Al-Najjar H.A.H, Pradhan B, Sarkar R, Beydoun G, Alamri A. (2021). A new integrated approach for landslide data balancing and spatial prediction based on generative adversarial networks (GAN). Remote Sens, 13 (19), 4011.
5. Arabameri A, Chen W, Loche M, Zhao X, Li Y, Lombardo L, Cerda A, Pradhan B, Bui D.T. (2020). Comparison of machine learning models for gully erosion susceptibility mapping. Geosci. Front, 11, 1609–1620.
6. Arabameri A, Nalivan O.A, Saha S, Roy J, Pradhan B, Tiefenbacher J.P, Ngo P.T.T. (2020). Novel Ensemble Approaches of Machine Learning Techniques in Modeling the Gully Erosion Susceptibility. Remote Sens, 12, 1890.
7. Ayalew L, Yamagishi H, Marui H, Kanno T. (2005). Landslides in Sado Island of Japan: Part II. GIS-based susceptibility mapping with comparisons of results from two methods and verifications. Eng. Geol, 81, 432–445.
8. Babarbee N, Lorestani Q, Ismaili, R. (2025). Zoning of landslide hazard using random forest and vector machine models. Earth Science Research, (16)1, 168-152. DOI: 10.48308/esrj.2025.236839.1234. (In Persian).
9. Boroughani M, Pourhashemi S, Zanganeh Asadi M. (2018). Risk and landslide assessment in the Baqi watershed using certainty factor and logistic regression methods. Journal of Geographical Space Planning, 8(3), 1-18. (In Persian).
10. Breiman L. 2001. Random forests. Machine learning, 45(1), 5-32.
11. Cao Q, Zhang Y, Wang, H. (2020). Influences of hydrological and geological factors on landslide susceptibility: Insights from correlation analysis. Environmental Earth Sciences, 79, 391.
12. Chauhan V, Gupta L, Dixit J. (2025). Landslide susceptibility assessment for Uttarakhand, a Himalayan state of India, using multi-criteria decision making, bivariate, and machine learning models. Geoenvironmental Disasters, 12:2 https://doi.org/10.1186/s40677-024-00307-3.
13. Chen Y, Wang X, Zhang X. (2021). Landslide susceptibility assessment based on the support vector machine and extreme learning machine in a mountainous area. Landslides, 18(3), 1051-1065. doi:10.1007/s10346-020-01390-7.
14. Cohen J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences. Routledge.
15. Dai F, Wang J. (2020). Geological factors influencing landslide susceptibility: A case study in mountainous regions. Geosciences Journal, 24(4), 569-579. doi:10.1007/s12303-020-0019-6.
16. Dastranj A, Karimisangchini A, Noor H. (2024). Evaluating the efficiency of machine learning models in map preparation Landslide Hazard in Bar Watershed of Neyshabur. Watershed Research, (2)37, 133-147. (In Persian).
17. Duan G, Zhang J, Zhang S. (2020). Assessment of landslide susceptibility based on multiresolution image segmentation and geological factor ratings, Int. J. Environ. Res. Publ. Health, 17 (21), 7863.
18. Emadaldin S, Salimzadeh F, Arkhi S. (2001). Landslide hazard assessment in the Khanian-Tonkabon watershed using the Analytic Hierarchy Model and Analytic Network Model. Engineering Geography Land, (12)2, 427-411. (In Persian).

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

19. Emami H, Emami S, Heydari Tasheh Kaboud Sh. (2019). Estimation of suspended sediment discharge of a river using meta-heuristic algorithms. Iranian Irrigation and Drainage Journal, 13 (5), 1426-1438. (In Persian).
20. Forrester J. W. (1961). Industrial Dynamics. MIT Press. https://doi.org/10.7551/mitpress/9780262540581.001.0001.
21. Friedrich A, Riedel B, Schmitt, T. (2020). The influence of altitude on landslide occurrence in mountainous regions. Landslides, 17(3), 687-699. doi:10.1007/s10346-020-01353-0.
22. Ganesh B, Vincent Sh, Pathan S, Benitez S.R.G. (2023). Machine learning based landslide susceptibility mapping models and GB-SAR based landslide deformation monitoring systems: Growth and evolution. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 29, 100905. doi:10.1016/j.rsase.2022. 100905.
23. Gao J, Shi X, Li L, Zhou Z, Wang J. (2022). "Assessment of Landslide Susceptibility Using Different Machine Learning Methods in Longnan City, China," Sustainability, doi: 10.3390/su142416716.
24. Gassman P.W, Reye, M.R, Green C.H, Arnold, J.G. (2007). The soil and water assessment tool: historical development, applications, and future research directions. American Society of Agricultural and Biological Engineering, 50(40), 1211-1250.
25. Ghaffari H, Shakibazadeh, S. (2020). Influence of slope aspect on landslide susceptibility in mountainous regions. Natural Hazards, 103(2), 401-423. doi:10.1007/s11069-020-04284-6.
26. Ghasemian B, Shahabi H, Shirzadi A, Al-Ansari N, Jaafari A, Kress V.R, Geertsema M., Renoud S, Ahmad A. A. (2022). Robust Deep-Learning Model for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of Kurdistan Province, Iran. Sensors, 22, 1573. https:// doi.org/10.3390/s22041573.
27. Gokceoglu C, Sonmez H, Nefeslioglu H.A, Duman T.Y, Can T. (2005). The 17 March 2005 Kuzulu landslide (Sivas, Turkey) and landslide-susceptibility map of its near vicinity. Eng. Geol, 81, 65–83
28. González A, Ruiz M. (2020). Landslide susceptibility mapping in relation to fault distance: A case study in a mountainous area. Natural Hazards and Earth System Sciences, 20(5), 1349-1361. doi:10.5194/nhess-20-1349-2020.
29. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
30. Guzzetti F, Crosta G. B, Frattini, P. (2012). Mapping landslide susceptibility with the aid of GIS: A case study from the Umbria Region, Italy. Geological Society, London, Special Publications, 367(1), 209-227. doi:10.1144/SP367.12.
31. Hussain, M. A, Chen Z, Kalsoom I, Asghar A, Shoaib M. (2022). "Landslide Susceptibility Mapping Using Machine Learning Algorithm: A Case Study Along Karakoram Highway (KKH), Pakistan," J. Indian Soc. Remote Sens., doi: 10.1007/s12524-021-01451-1.
32. Ikram Q. D, Jamalzi A. R, Hamidi A. R, Ullah I, Shahab, M. (2024). Flood risk assessment of the population in Afghanistan: A Spatial analysis of hazard, exposure, and vulnerability. Nat. Hazards Res. 4 (1), 46–55.
33. Imani B. (2021). Developing a model for natural hazard management and sustainability of urban and rural areas (Case study: Landslide in Rudbar region). Geography and Environmental Planning, (32)3, 128-105. https://doi.org/10.22108/gep.2021.126669.1387. (In Persian)
34. Inan M. S. K, Rahman, I. (2022). "Integration of Explainable Artificial Intelligence to Identify Significant Landslide Causal Factors for Extreme Gradient Boosting based Landslide Susceptibility Mapping with Improved Feature Selection," Sensors, doi: 10.3390/s18124436.
35. Jain A. K, Murty M. N, Flynn, P. J. (1999). Data clustering: A review. ACM Computing Surveys, 31(3), 264–323.
36. Ji J, Choi C, Yu M, Yi J. (2012). Comparison of a data-driven model and a physical model for flood forecasting. WIT Trans. Ecol. Environ, 159, 133–142.
37. Kainthura P, Sharma N. (2022). "Hybrid machine learning approach for landslide prediction, Uttarakhand, India," Sci. Rep, doi: 10.1038/s41598-022-22814-9.
38. Kavzoglu T, Colkesen I. (2019). Analyzing the relationship between river proximity and landslide occurrence. Landslides, 16(1), 225-236. doi:10.1007/s10346-018-0976-2.
39. Ker J, Shuster M. (2020). The impact of land use change on landslide susceptibility: A case study in mountainous regions. Landslides, 17(5), 1233-1245. doi:10.1007/s10346-020-01426-1.
40. Kirkby M.J, Beven K.J. A. (1979). physically based, variable contributing area model of basin hydrology. Hydrol. Sci. Bull, 24, 43–69.
41. Kornejady A, Pourghasemi H.R. (2019). Landslide susceptibility assessment using data mining models. Watershed Engineering and Management, 11(1), 28-43. doi:10.22092/ijwmse.2019.118436.
42. Kumar R, Samui P, Kumar, A. (2021). Landslide susceptibility mapping using hybrid machine learning models. Catena, 203, 105312.
43. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436–444. doi:10.1038/nature14539.
44. Li J, Chen J, Wang, Y. (2020). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms: A case study in the Three Gorges Reservoir area, China. Journal of Geographical Sciences, 30(5), 687-706.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

45. Li X, Zhang Y, Wang, H. (2020). Correlation analysis of factors affecting landslides: A review. Geomorphology, 355, 107033.
46. Li Y, Wang H, Zhang X. (2021). Evaluating the impact of altitude on landslide susceptibility using machine learning techniques: A case study from a mountainous region. Natural Hazards, 107(1), 123-139. doi:10.1007/s11069-021-04685-4.
47. Meena S. R. (2022). "Landslide detection in the Himalayas using machine learning algorithms and U-Net," Landslides, doi: 10.1007/s10346-022-01861-3.
48. Mehrpoya M. R, Ghawimipanah M. H. (2015). Identification of effective factors and zoning of landslide risk using the maximum entropy method (case study: Chalus watershed). Soil and Water Modeling and Management, (5)1, 264/247. (In Persian).
49. Mohammadi A. (2015). Zoning of landslide risk in the vicinity of dams in mountainous areas using remote sensing and geographic information system (case study: Cheragh-Vais Dam; Saqqez County). Scientific Journal of Environmental Research in Mountainous Areas, (1)1, 15-24. (In Persian).
50. Mulch A, Pritchard, M. E. (2018). Fault proximity and landslide susceptibility: An analysis in a seismically active region. Geophysical Research Letters, 45(15), 7567-7575. doi:10.1029/2018GL078123.
51. Ng A. Y. (2019). Deep clustering: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 43(9), 2974–2991. doi:10.1109/TPAMI.2020.2979601.
52. Ng C. W. W, Yang B, Liu Z, Kwan J. S. H, Chen L. (2021). "Spatiotemporal modelling of rainfallinduced landslides using machine learning," Landslides, 18 (7). 2499–2514, doi: 10.1007/ s10346-021-01662-0.
53. Nguyen D.D, Viet Tiep N, Thi Bui Q, Van Le H, Prakash I, Costache R, Pande, M, Thai Pham B. (2024). Landslide Susceptibility Mapping Using RBFN-Based Ensemble Machine Learning Models. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 142(1), 467-500.
54. Pearson K. (1895). Note on regression and inheritance in the case of two parents. Proceedings of the Royal Society of London, 58, 240–242.
55. Petley D. N, Hearn G. J, Tanyas, H. (2021). The role of rainfall in landslide occurrence and prediction. Landslides, 18(3), 855-865. doi:10.1007/s10346-020-01407-2.
56. Pham B. T, Prakash I, Bui, D. T. (2022). A comparative study of machine learning algorithms for landslide susceptibility mapping. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 13(1), 123-145.
57. Pourhashemi, S., Asadi, M.A.Z. and Boroughani, M., 2025. Multi-hazard susceptibility mapping in the Salt Lake watershed. Environmental Challenges, 18, p.101079.
58. Pradhan B, Lee S. (2021). Land use change and its impact on landslide susceptibility: A global perspective. Natural Hazards, 106(2), 531-550. doi:10.1007/s11069-021-04678-1.
59. Pradhan B. 2010. Flood susceptible mapping and risk area estimation using logistic regression, GIS and remote sensing. J. Spat. Hydrol, 9, 1–18.
60. Rana S. K, Boruah A. N, Biswas S. K. (2022). Chakraborty, M. Purkayastha, B. "Dengue Fever Prediction using Machine Learning Analytics," Int. Conf. Mach. Learn. Big Data, Cloud Parallel Comput., 2022, doi: 10.1109/com-it-con54601.2022.9850923.
61. Roback K, Clark M.K, West A.J, Zekkos D, Li G, Gallen S.F, Chamlagain D, Godt= J.W. (2018). The size, distribution, and mobility of landslides caused by the 2015 Mw7. 8 Gorkha earthquake, Nepal. Geomorphology, 301, 121–138.
62. Salmani H, Bahremand A.A, Saber Chenari K, Rostami Khalaj M. (2014). Evaluation of the Performance of AWBM and Tank Rainfall-Runoff Models in Simulating the Runoff of the Araz River. Gorgan Rud Watershed, Golestan Province, Ecohydrology, 1 (3), 207-221. (In Persian).
63. Sepahvand A.R, Moradi H.R, Abdul Maleki P. (2016). Landslide risk zoning using artificial neural network in a part of Haraz watershed. Watershed Management Research, 29(4), 9-19. doi:10.22092/wmej.2017.115313.
64. Silakhuri Z, Vahabzadeh-Kobria Q, Pourghasemi H. R. (2003). Landslide susceptibility map preparation using Bayesian model (Case study: part of Talar watershed, Mazandaran province). Environmental Erosion Research, (2)50, 122-140. (In Persian).
65. Srivastava S, Anand N, Sharma S, Dhar S, Sinha L. K. (2020). "Monthly rainfall prediction using various machine learning algorithms for early warning of landslide occurrence," in 2020 International Conference for Emerging Technology, INCET 2020, doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154184.
66. Tengtrairat N, Woo W. L. (2021). Parathai, P, Aryupong, C, Jitsangiam, P, Rinchumphu, D. "Automated Landslide-Risk Prediction Using Web GIS and Machine Learning Models,". Sensors (Basel), 21 (13), doi: 10.3390/s21134620.
67. Vaezi A. R, Salehi Y. (2019). Efficiency of water infiltration models in different land uses in Tahamchay watershed. Iranian Soil and Water Research, 51 (5), 1281-1291. (In Persian).
68. Van Westen C. J, Castellanos E, Kappes, M. S. (2019). Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: An overview. Engineering Geology, 249, 17-36.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]

69. Wang LJ., Guo M., Sawada K., Lin J., Zhang J. 2015. Landslide susceptibility mapping in Mizunami City, Japan: A comparison between logistic regression, bivariate statistical analysis and multivariate adaptive regression spline models, CATENA. 135:271-82.
70. Wang N, Zhang J, Xiang Y, Huang S. (2025). A high-precision displacement prediction model for landslide geological hazards based on APSO-SVR-LSTM combination. Front. Earth Sci. 13:1597570. doi: 10.3389/feart.2025.1597570
71. Wang Y, Tang H, Huang J, Wen T, Ma J, Zhang J. (2022). "Equation Chapter 1 Section 0A comparative study of different machine learning methods for reservoir landslide displacement prediction," Eng. Geol, doi: 10.1016/j.enggeo.2022.106544.
72. Xu R, Wunsch D. C. (2010). Clustering. Hoboken: Wiley-IEEE Press.
73. Yang C, Wang J, Li S, Xiong R, Li X, Gao L, Guo X, Ma C, Xiong H, Qiu Y. (2024). Landslide Susceptibility Assessment and Future Prediction with Land Use Change and Urbanization towards Sustainable Development: The Case of the Li River Valley in Yongding, China. Sustainability, 16, 4416. https:// doi.org/10.3390/su16114416.
74. Youssef B, Bouskri I, Brahim B, Kader S, Brahim I, Abdelkrim B, Spalević V. (2023). The contribution of the frequency ratio model and the prediction rate for the analysis of landslide risk in the Tizi N'tichka area on the national road (RN9) linking Marrakech and Ouarzazate. CATENA, 232:107464.
75. Yu L, Liu C, Wang, J. (2018). Landslide susceptibility assessment using support vector machine in three gorges reservoir area, China. J. Mt. Sci, 15 (1), 148–162.
76. Zakeri Nejad R, Kahrani, A. (2014). Evaluation and Comparison of CART and TreeNet Models for Preparing Landslide Susceptibility Maps Using SPM Software and Geographic Information System (GIS): Case Study: Kameh Watershed, South of Isfahan Province. Natural Environment Hazards, 17-38. https://doi.org/10.22111/jneh.2023.42304.1904. (In Persian).
77. Zeng T. (2023). Tempo-spatial landslide susceptibility assessment from the perspective of human engineering activity. Rem. Sens, 15 (16), 4111.
78. Zhang J. (2022). Entropy Weight and Coefficient of Variation Methods for Multi-Criteria Decision Making. Information Sciences, 605, 512-528.
79. Zhang L, Liu D, Zhang, H. (2022). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms: A case study from a mountainous region. Geomatics. Natural Hazards and Risk, 13(1), 1-20. doi:10.1080/19475705.2022.2042015
80. Zhang Y, Wang Y, Wang Y. (2021). Landslide susceptibility assessment based on soil characteristics and topography in a mountainous area. Geomatics. Natural Hazards and Risk, 12(1), 1-18. doi:10.1080/19475705.2021.1928272.
81. Zhou Y, Zhang X, Wang Y. (2020). Assessing the impact of rainfall on landslide susceptibility: A case study in a mountainous area. Natural Hazards, 104(3), 2413-2430. doi:10.1007/s11069-020-04239-1.
82. Zhu Q, Li X, Zhang Y. (2018). Correlation analysis of landslide factors based on geological and environmental data. Geomorphology, 312.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-21]

[DOI: 10.61882/jeer.405.1.114]