Assessing the accuracy of machine learning models in landslide susceptibility zoning

Ghobad Rostamizad [a,1], Kurosh Shirani[b] , Zahra Abdollhi [c], Hasan Shademan[d]

[a] *Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Zanjan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Zanjan, Iran.*

[b] *Associate Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran*

[c] *Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Zanjan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Zanjan, Iran*

[d] *Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Zanjan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Zanjan, Iran*

Research Full Paper

Article History (Received: 2025/10/6 Accepted: 2026/07/11)

Extended abstract

1- Introduction

Landslides play a significant role in damaging communication roads, agricultural lands, pastures, mountainous regions, and causing erosion and sedimentation in watersheds. Today, countries dealing with landslide issues have a strong inclination towards comprehensive studies that include assessment and zoning of risk, damage evaluation, and developing management plans. Therefore, in this study conducted within the Chesb watershed as an area prone to landslides, efforts were made to map landslide susceptibility. Based on the investigations carried out, it was found that few studies have been conducted solely on identifying landslide points within the Chesb watershed. During these visits, it became clear that most landslides were not marked on the map provided by the General Directorate of Natural Resources of Zanjan Province. Consequently, through field observations and corrections to this data set, 81 landslide points were identified across the Chesb watershed.

2- Methodology

In this study, following an extensive review of domestic and international literature, three machine learning models—Maximum Entropy, Random Forest (RF), and Support Vector Machine (SVM)—along with 15 factors influencing landslide occurrence were selected for landslide susceptibility mapping in the Cheshmeh Watershed in Zanjan Province. The first step in landslide hazard mapping involves identifying and collecting data on factors that significantly contribute to landslides. Data collection was conducted through fieldwork, library research, and consultation with the General Office of Natural Resources of the province. Among the influential factors in landslide events, those that have been found to have a significant impact based on previous studies as well as expert opinions were chosen. Ultimately, the most critical factors affecting landslides in the region included slope gradient, slope direction, elevation classes, geology, distance from rivers, distance from roads, distance from faults, Stream Power Index (SPI), Topographic Wetness Index (TWI), Slope Length Index (LS), Topographic Position Index (TPI), Terrain Roughness Index (TRI), surface curvature index , land use type , Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) , and isohyets . For modeling landslide risk , 70% of identified landslide

[1] **Corresponding Author: gh.rostamizad@areeo.ac.ir**

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

points were used for model training , while another 30% were used for model validation . This approach allows for evaluating and validating the accuracy and predictive capability of the employed models

3- Results

Based on the results obtained from the maximum entropy model, 49.83% of the basin area falls into classes with very low and low sensitivity, 30.17% in medium sensitivity, and 20% of the region has high and very high sensitivity. Additionally, the area under the ROC curve during validation was found to be approximately 0.91.According to results from the random forest model, 74.31.19% of the basin area falls into classes with very low and low sensitivity, 12.94% in medium sensitivity, and about 12.76% of the region has high and very high sensitivity. The area under ROC curve during validation was found to be approximately 0.93. In addition to maximum entropy and random forest models, a support vector machine (SVM) model was also examined for assessing landslide susceptibility in this study.Based on results from SVM model, about 73.05% of basin area falls into classes with very low and low sensitivity, about 8.15% in medium sensitivity class, while around 18.83% have high or very high susceptibility areas.The AUC-ROC value during validation reached approximately 0.87. These findings indicate that SVM performs exceptionally well in zoning out landslide-prone areas within Cheshmeh Watershed.

4- Discussion & Conclusions

Based on the results obtained from evaluating the models, the Random Forest (RF) model was identified as the most superior model with high accuracy in assessing landslide risk in the study area. By comparing these results with real conditions through field visits, there is a very high correlation between the landslide susceptibility mapping results using RF and actual evidence in the study area. Therefore, by focusing management operations on high-sensitivity classes and selecting RF as a superior model, about 74% of the region's area will be excluded from management processes, resulting in less financial and time resources being allocated.According to landslide susceptibility maps generated using RF model, areas with high sensitivity are located on steep slopes upstream and at higher elevations. This is due to steep slopes and gravitational forces causing materials upstream to slide downward. Additionally, some landslide areas are located on lower slopes used for agricultural purposes or orchards that overlook communication roads and power transmission lines.

Key Words: Chesb Watershed, Landslides, Landslide Susceptibility, Machine Learning Models, Risk

Cite this article: Rostamizad G., shirani K., abdollahi Z., & Shademan H. (2026). Assessing the accuracy of machine learning models in landslide susceptibility zoning. *Journal of Environmental Erosion Research. 2026; 16 (2): 131-153*. http//doi.org/10.61882/jeer.16.2.3

© The Author(s).
DOI: http//doi.org/10.61882/jeer.16.2.3
Published by Hormozgan University Press.
URL: http://magazine.hormozgan.ac.ir

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

ارزیابی صحت‌سنجی مدل‌های یادگیری ماشین در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش

قباد رستمی زاد*: *استادیار بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان زنجان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، زنجان، ایران*

کورش شیرانی: *دانشیار پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران*

زهرا عبداللهی: *استادیار بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان زنجان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، زنجان، ایران*

حسن شادمان: *محقق بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان زنجان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، زنجان، ایران*

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخچهٔ مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۴/۲۰)

DOI: http//doi.org/10.61882/jeer.16.2.3

چکیده

زمین‌لغزش یکی از بلایای طبیعی با اثرات مخرب بر روی زیرساخت‌ها و محیط زیست است. هدف اصلی این تحقیق، ارزیابی دقت و اعتبار مدل‌های مختلف یادگیری ماشین شامل حداکثر آنتروپی، جنگل تصادفی و ماشین‌های بردار پشتیبان در پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش با استفاده از ۱۶ عامل موثر در رخداد زمین لغزش در حوزه آبخیز چسب در استان زنجان است. با استفاده از ۷۰ درصد نقاط لغزشی برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبار سنجی، دقت مدل‌ها ارزیابی شد. نتایج مدل حداکثر آنتروپی نشان داد که ۴۹/۸۳ درصد مساحت در کلاس حساسیت خیلی کم و کم، ۳۰/۱۷ درصد در کلاس حساسیت متوسط و ۲۰ درصد در کلاس حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارند، با مساحت زیر نمودار ROC برابر با ۰/۹۱۱ که نشان‌دهنده قابلیت خوب مدل است. همچنین، مدل جنگل تصادفی نشان داد که ۷۴/۳۱ در صد مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، ۱۲/۹۴ درصد در کلاس متوسط و ۱۲/۷۶ درصد در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارد، با مساحت زیر نمودار ROC برابر با ۰/۹۳۴. مدل ماشین‌بردار پشتیبان نیز نتایج مشابهی ارائه داد؛ به‌طوری‌که ۷۳/۰۵ در صد مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، ۸/۱۵ در صد در کلاس متوسط و ۱۸/۸۳ در صد در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار گرفت، با مساحت زیر نمودار ROC برابر با ۰/۸۷۳. بر اساس ارزیابی‌ها، مدل جنگل تصادفی به‌عنوان بهترین مدل شناخته شد که دقت بالایی در پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش دارد و تطابق بالایی با شرایط واقعی منطقه دارد.

واژگان کلیدی: حوزه آبخیز چسب، زمین لغزش، حساسیت زمین لغزش، مدل‌های یادگیری ماشین، ریسک

* **نویسندهٔ مسئول:** gh.rostamizad@areeo.ac.ir

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

۱ـ مقدمه

زمین‌لغزش شامل جابجایی در جهت شیب مواد آوار، سنگ یا خاک است که توسط نیروی جاذبه ایجاد می شود. زمین‌لغزش همچنین می‌تواند توسط فعالیت‌های انسانی، زمین‌لرزه‌ها و بارندگی شدید تحریک شود (Gopi et al.,2023). علل و مکانیسم‌های زمین‌لغزش پیچیده هستند و معمولاً با غلبه نیروهای محرک بر نیروهای مقاوم، منجر به بی‌ثباتی شیب می‌شوند (Schuster & Wieczorek, 2018). زمین‌لغزش به دلایل متعددی رخ می‌دهد که شامل بارندگی، رویدادهای لرزه‌ای یا آتشفشانی، فعالیت‌های انسانی مانند معدن‌کاری و ساخت‌و ساز و تغییرات در پایداری خاک به دلیل تغییرات آب و هوا (Gopi et al., 2023; Hart, 2024; Maodin et al., 2023) می شود. این عوامل می‌توانند منجر به بی‌ثباتی شیب‌ها شده و در نتیجه حرکت حجم زیادی از خاک، سنگ و سایر مواد را در امتداد شیب به سمت پایین ایجاد کنند (Thakur & Sharma, 2022). سایر عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش شامل تخریب یا عدم وجود پوشش گیاهی، فرسایش پای شیب‌ها توسط رودخانه‌ها، بارندگی قابل‌توجه، فعالیت لرزه‌ای القاکننده ناپایداری شیب‌ها، تأثیر انفجار و عملیات خاک‌برداری که شیب را تغییر داده و بارهای جدیدی بر آن تحمیل می‌کند، می‌شود.

بررسی، ارزیابی آسیب‌پذیری، ارزیابی خطر و تهیه نقشه‌های خطر زمین‌لغزش برای کاهش خسارت ناشی از بلایا و تدوین برنامه‌های پایدار استفاده از زمین اهمیت دارند (Davies, 2015). این نقشه‌ها بر اساس همبستگی آماری بین شرایط محیطی و رانش‌های زمین ثبت شده قبلی ساخته می‌شوند. درک جامع علل و ویژگی‌های زمین‌لغزش برای نظارت، پیش‌بینی، آمادگی و پیشگیری دقیق، ضروری است. زمین‌لغزش یک پدیده گسترده است که می‌تواند منجر به تخریب قابل توجه و از دست دادن جان انسان شود. درک عوامل موثر بر زمین‌لغزش و ایجاد روش‌هایی برای تعیین آسیب‌پذیری مناطق در برابر زمین‌لغزش برای کاهش تأثیر آنها بسیار مهم است (Badola et al., 2023; Chen and Chen, 2021; Kunwar et al., 2023; Woodard et al., 2023; Zhou et al., 2023). بنابراین استخراج نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش برای کاهش خطر و کنترل کاربری زمین در یک منطقه اهمیت زیادی دارد. رویکردها و تکنیک‌های مختلفی مانند مدل‌های آماری و روش‌های یادگیری ماشین برای تهیه نقشه حساسیت به زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته اند (Chen & chen, 2021).

الگوریتم‌های یادگیری ماشین به طور گسترده در مطالعات مختلف برای ایجاد نقشه‌هایی که احتمال وقوع زمین‌لغزش را پیش‌بینی می‌کنند، به کار گرفته شده‌اند. اثربخشی الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی(RF) ، درخت تصمیم (DT) و ماشین بردار پشتیبان(SVM)(Shahabi et al., 2023)؛RF ، SVM، رگرسیون لجستیک (LR) و تقویت گرادیان شدید (XGBoost)(Kwon et al., 2023; Zhang et al., 2022)؛SVM ، LR و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)(Zhou et al., 2018)؛RF ، DT و LR (Gao et al., 2022) در مناطق مختلف مورد ارزیابی کامل قرار گرفته است. برای ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش، این مدل‌ها از مجموعه متنوعی از عوامل موثر در رخداد زمین‌لغزش استفاده می‌کنند، از جمله ارتفاع از سطح دریا، جهت، شیب، انحنای دامنه، انحنای پروفیل، شکل پروفیل، مورفولوژی پلان، فاصله تا جاده‌ها، فاصله تا رودخانه‌ها، فاصله تا گسل‌ها، شاخص قدرت جریان(SPI) ، شاخص انتقال رسوب(STI) ، شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI) ، شاخص پوشش گیاهی تفاضل نرمال شده(NDVI) ، کاربری

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

زمین، پوشش زمین، حجم زمین‌لغزش، بارندگی، زمین شناسی، سنگ شناسی، خاک، طبقه‌بندی خاک، انواع خاک، نوع سازه، عرض سازه، طول سازه، عملیات تثبیت شیب، عملیات حفاظت از سطح شیب، عملیات زهکشی آب سطحی، شرایط خارجی و درجه تأثیر فعالیت‌های انسانی (Chen and chen, 2021؛ Gao et al., 2022; Kwon et al., 2023; Wang et al., 2021; Zhang et al., 2022; Zhou et al., 2018). دامنه گسترده‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و عوامل شرطی که در ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش در مناطق مختلف اعمال می‌شود، انعطاف‌پذیری و اثربخشی آنها را برجسته می‌کند.

در بخش غربی میانمار، ایالت چین به طور مکرر شاهد وقوع زمین‌لغزش است که یک خطر طبیعی قابل توجه محسوب می شود. توپوگرافی ناهموار این منطقه، بارندگی شدید و ویژگی های زمین شناسی، در وقوع مکرر این رویدادهای مخرب نقش دارند. زمین‌لغزش می تواند منجر به تلفات جانی قابل توجه، آسیب به زیرساخت ها و پیامدهای اقتصادی شود و بر ضرورت درک عوامل اساسی موثر بر وقوع آنها تاکید کند. با وجود ماهیت بحرانی این مسئله، مطالعات قبلی در مورد حساسیت به زمین‌لغزش در ایالت چین عمدتا بر مناطق محلی مانند حومه هاکا متمرکز بوده است (Kyaw Htun et al., 2019; May Thu et al., 2022; Yasukuni and Soe, 2017).

پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در حوضه آبخیز مارگون در شهرستان سپیدان، استان فارس با استفاده از سه مدل یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان ، خطی تعمیم‌یافته و جنگل تصادفی برای شناسایی عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش مورد ارزیابی قرار گرفت (نگهبان و همکاران، ۱۴۰۴). نتایج نشان داد فاصله از جاده به‌عنوان تأثیرگذارترین عامل در لغزش‌زمین در مدل ماشین‌بردار پشتیبان و مدل جنگل تصادفی و در مدل خطی تعمیم‌یافته شیب به عنوان تأثیرگذارترین عامل شناخته شد و مدل جنگل تصادفی بالاترین سطوح عملکرد را نشان داد.

عسگری و شیرانی (۱۴۰۴) پهنه‌بندی حساسیت‌پذیری فرسایش خندقی با استفاده از مدل حداکتر آنتروپی در حوزه آبخیز ایلام مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد طبقات حساسیت خیلی زیاد و زیاد مجموعا بیش از ۳۷ در صد، به خود اختصاص داده است. منحنی پاسخ آستانه‌های حساسیت فرسایش خندقی و نمودار آزمون جک نایف برای مهم‌ترین شاخص‌های تاثیر گذار بر فرسایش خندقی تهیه، ترسیم و تحلیل شد که نتایج تحلیل ها نشان داد که عوامل توپوگرافی، تراکم آبراهه، لیتولوژی، کاربری اراضی، نوع اقلیم، پوشش گیاهی و بارش بیش ترین تاثیر بر فرسایش خندقی دارند.

در حوضه آبخیز الوند کرمانشاه با استفاده الگوریتم های یادگیری ماشین به ارزیابی و پیش بینی خطر زمین لغزش پرداخته شد (تبارکی و همکاران، ۱۴۰۵). برای مدلسازی احتمال خطر زمین لغزش از ۱۴ پارامتر و چهار الگوریتم شامل روش ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و جنگل دورانی به کار گرفته شد. نتایج نشان داد روش RF و SVM در پیش بینی خطر زمین‌لغزش از دقت بالاتری برخوردار می باشند.

این تحقیق با استفاده از روشی جامع که تجزیه و تحلیل مکانی را با مدل های یادگیری ماشین ترکیب می‌کند، برای توسعه نقشه‌های حساسیت به زمین‌لغزش (LSM) برای کل ایالت چین، به این شکاف پرداخته است. نوآوری این تحقیق در کاربرد دو الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین - جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان - (SVM) برای تولید پیش‌بینی‌های بسیار دقیق مناطق مستعد زمین‌لغزش است. برخلاف مطالعات قبلی، این تحقیق از نقاط قوت یادگیری ماشین برای رسیدگی به روابط پیچیده و غیرخطی بین عوامل مختلف شرطی زمین‌لغزش بهره می‌برد و درک دقیق‌تری

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

از حساسیت به زمین‌لغزش در سراسر منطقه ارائه می‌دهد. با ادغام داده‌های مکانی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، این مطالعه ابزاری قوی‌تر و دقیق‌تر برای ارزیابی خطرات زمین‌لغزش ارائه می‌دهد که می تواند مدیریت بلایا و برنامه‌ریزی کاربری زمین را در ایالت چین به طور قابل توجهی بهبود بخشد.

اگرچه زمین‌لغزش یکی از مخرب‌ترین بلایای طبیعی در مناطق کوهستانی ایران است و خسارات قابل‌توجهی به زیرساخت‌ها، اراضی کشاورزی و منابع طبیعی وارد می‌کند، اما در بسیاری از حوزه‌های آبخیز کشور، نقشه‌های دقیق و به‌روز پراکنش زمین‌لغزش وجود ندارد. مسئله اصلی تحقیق حاضر این است که در حوزه آبخیز چسب، نقشه موجود از اداره کل منابع طبیعی استان زنجان، اکثر نقاط لغزشی را نشان نمی‌دهد (همان‌طور که در بازدیدهای میدانی این تحقیق آشکار شد). از سوی دیگر، تاکنون مطالعه‌ای برای پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در این حوضه با استفاده از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین انجام نشده است. این شکاف دانشی، مدیریت خطر و برنامه‌ریزی کاربری اراضی را در منطقه با چالش مواجه کرده است.

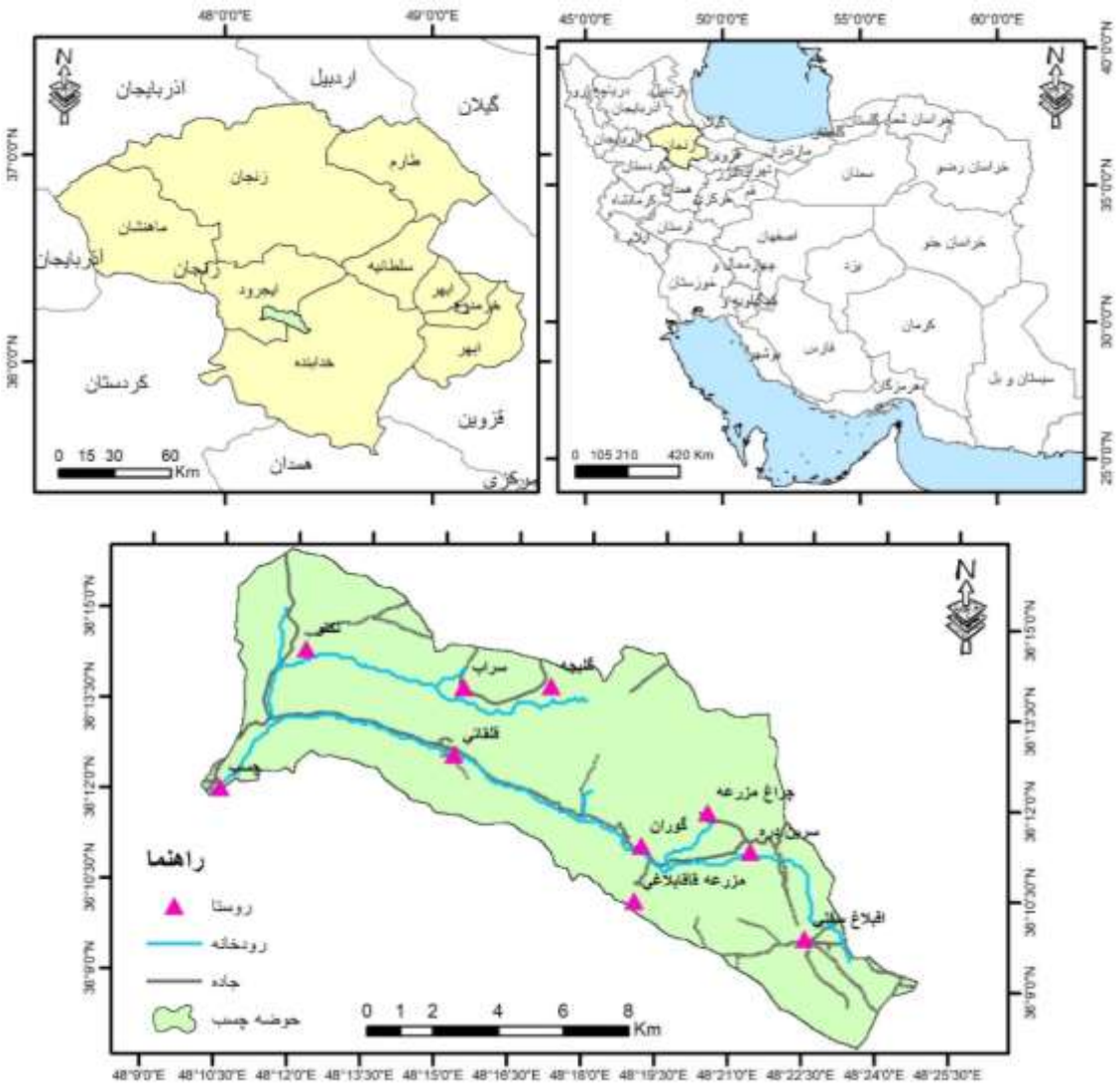
در این پژوهش ابتدا داده‌ها گردآوری و سپس پیش‌پردازش داده‌ها، شناسایی و سنجش عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش انجام شد. در گام بعد، چارچوب اجرای مدل شکل گرفت و در ادامه کارایی مدل پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش توسعه و اعتبارسنجی شد. سپس نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش تهیه شد که به‌صورت بصری نواحی پرخطر را به‌روشنی نشان داد. این نقشه‌ها اطلاعات ارزشمندی برای تصمیم‌گیران فراهم کرده و به طراحی راهبردهای کاهش خطر و تقویت تاب‌آوری جامعه کمک می‌کنند.

۲ـ منطقهٔ مورد مطالعه

حوزه آبخیز چسب در بین عرض‌های جغرافیایی۳۶/۱۳ تا ۳۶/۲۷ درجه و طول‌های جغرافیایی ۴۸/۱ تا ۴۸/۴۱ درجه در شهرستان ایجرود استان زنجان واقع شده است (شکل ۱). وسعت حوزه آبخیز چسب برابر ۱۲۶۴۵ هکتار است که حداکثر ارتفاع حوضه ۲۳۵۷ متر و حداقل ارتفاع در خروجی حوضه ۱۴۴۹ متر می‌باشد. متوسط بارندگی سالانه در حوزه آبخیز ۳۰۵ میلیمتر می‌باشد که مقدار این بارش‌ها از حداقل ۲۷۴ میلیمتر در پایین‌ترین نقطه تا ۳۷۰ میلیمتر در بلندترین نقطه تغییر می‌کند. محدوده مورد مطالعه در پهنه سنگ‌های کمی دگرگون شده مربوط به دوره کرتاسه تا نهشته‌های کواترنر واقع شده و بر اثر چین‌خوردگی و گسل، بالا آمدگی یافته است. همچنین از نظر لیتولوژی از سنگ‌های آندزیتی، بازالتی، آهکی، ماسه سنگ، دولومیت، مارن و آبرفت‌های عصر حاضر تشکیل شده است. کاربری‌های عمده در این حوضه شامل کشاورزی، جنگل، مرتع، مناطق مسکونی و باغ هستند. نوع اقلیم حوزه آبخیز بر اساس مدل دو ماراتن نیمه‌خشک و بر اساس مدل آمبرژه نیمه‌خشک سرد می‌باشد.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی حوزه آبخیز چسب

۳ـ مواد و روش

۳ـ۱ـ تهیه نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها

بخشی از اطلاعات نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها با استفاده از داده‌های اخذ شده از این اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان و با کمک تفسیر عکس‌های هوایی با مقیاس ۱:۲۰۰۰۰ مربوط به سال ۱۳۴۲ استخراج گردید. این داده‌ها پس از بازدیدهای میدانی و تحلیل تصاویر گوگل ارث اصلاح شد و نقاط لغزشی جدیدی، در مجموع ۸۱ نقطه زمین‌لغزش، شناسایی و به داده‌های اولیه افزوده شدند. برای صحت سنجی و اطمینان از موقعیت دقیق زمین‌لغزش‌ها، چندین مرحله بازدید میدانی از منطقه انجام شد تا موقعیت مکانی آن‌ها به دقت مورد بررسی قرار گیرد. در خلال این بازدیدها مشخص گردید که در نقشه ارائه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان زنجان، اکثر زمین‌لغزش‌ها مشخص نشده بودند. پس از انجام اصلاحات مذکور، نقشه نهایی پراکنش زمین‌لغزش‌ها تهیه شد. برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، داده‌ها به دو گروه برای آموزش و اعتبار سنجی تقسیم شدند. این نقاط شامل داده‌های واقعی از مکان‌هایی است که

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

زمین‌لغزش در آن‌ها رخ داده یا رخ نداده است و معمولاً ویژگی‌های جغرافیایی، اقلیمی و زمین‌شناسی را در بر می‌گیرند. بر این اساس، ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش مدل و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی آن مورد استفاده قرار گرفتند.

۲-۳- تعیین عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه

اولین مرحله در مطالعه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، شناسایی و جمع‌آوری اطلاعات مربوط به عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش‌ها است (جدول ۱). این اطلاعات از طرق میدانی، کتابخانه‌ای و با مراجعه به اداره کل منابع طبیعی استان گردآوری شده‌اند. از میان عوامل مؤثر در رخداد زمین‌لغزش، آن دسته که بر اساس پژوهش‌های پیشین در مناطق دیگر و نظر کارشناسان تأثیر قابل توجهی داشته‌اند، انتخاب شدند (عسگری و شیرانی، ۱۴۰۴؛ دسترنج و همکاران، ۱۴۰۰؛ نگهبان و همکاران، ۱۴۰۴). در نهایت، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش‌های منطقه مورد مطالعه شامل شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی، زمین شناسی، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، شاخص توان رودخانه(SPI)، شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI)، شاخص طول شیب(LS)، شاخص موقعیت توپوگرافی(TPI)، شاخص ناهمواری توپوگرافی(TRI)، شاخص‌های انحنای سطح(Curvature Index)، کاربری اراضی، شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و خطوط هم‌بارش شناسایی و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند.

جدول ۱: مشخصات و منابع داده‌ها

دیف	داده / لایه اطلاعاتی	منبع	کاربرد در پژوهش
1	مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر	سنجنده PALSAR ماهواره ALOS (ژاپن)	استخراج متغیرهای توپوگرافی شامل شیب، جهت شیب، عامل LS و شبکه آبراهه
2	شبکه آبراهه	استخراج‌شده از DEM 12.5 متر	محاسبه فاصله از آبراهه
3	شبکه راه‌ها	نقشه ملی وزارت راه و شهرسازی	محاسبه فاصله از جاده
4	کاربری اراضی	پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری (بر پایه تصاویر Sentinel-2 سال ۲۰۲۳ و Google Earth)	تهیه نقشه کاربری اراضی
5	شاخص پوشش گیاهی (NDVI)	تصاویر Landsat 8 سال ۲۰۲۳	استخراج شاخص پوشش گیاهی
6	بارندگی متوسط سالانه	شرکت تماب، وزارت نیرو	تهیه نقشه بارندگی
7	نقشه سازندهای زمین‌شناسی	سازمان زمین‌شناسی کشور (مقیاس ۱:۲۵۰،۰۰۰)، تدقیق‌شده توسط پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری	تهیه نقشه سنگ‌شناسی
8	نقشه گسل‌های فعال	سازمان زمین‌شناسی کشور (مقیاس ۱:۲۵۰،۰۰۰)	محاسبه فاصله از گسل
9	نرم‌افزارهای مورد استفاده	Excel 2019، SPSS 26، R 4.3.2، RStudio 2023.06.2، SAGA GIS 9.2.0، ArcGIS 10.8 و Google Earth Pro 7.3.6	پردازش داده‌ها، تحلیل آماری، مدل‌سازی یادگیری ماشین و تولید نقشه‌ها

۳-۳- پهنه بندی خطر زمین لغزش

برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در این پژوهش، سه مدل یادگیری ماشین شامل: حداکثر آنتروپی[1]، جنگل تصادفی[2] و مدل ماشین بردار پشتیبان[3] به منظور ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش انتخاب شدند. این مدل‌ها به‌دلیل کارایی بالا در تحلیل

[1] Maximum Entropy
[2] Random Forest
[3] Suport Vector Mashin

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

داده‌های پیچیده و توانایی تفکیک مناطق با خطر متفاوت، در فرآیند تحلیل بهره‌گیری شـــدند و نتایج آنها برای تعیین پهنه‌های پرخطر زمین‌لغزش مورد مقایسه قرار گرفت.

۱-۳-۳- مدل حداکثر آنتروپی

روش حداکثر آنتروپی یکی از روش‌های یادگیری ماشین و یک تکنیک تخمین احتمالاتی است که به‌صورت گسترده در سال‌های اخیر از جنبه‌های مختلف منابع طبیعی مورداستفاده قرارگرفته است و مبتنی بر نقاط حضور است (Philips و همکاران، ۲۰۰۶). مزیت این روش آن اســت که برای پیش‌بینی رفتار یک‌گونه یا پدیده نیاز به نقاط عدم حضــور آن‌گونه یا پدیده ندارد؛ بلکه از یک سری عوامل تأثیرگذار (عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش) و همچنین نقاط حضور آن پدیده (نقاط لغزشی برای مدل‌سازی) استفاده می‌کند (کرنژادی، ۱۳۹۷).

۲-۳-۳- مدل جنگل تصادفی

در این مدل، نمونه‌گیری تصادفی از اطلاعات و متغیرها، به‌صورت خودکار و تکرارشونده جهت تولید انبوهی از درختان رگرسیونی انجام می‌شود. این یک ابزار تحلیلی بسیار قدرتمند جهت جستجوی اطلاعات و اصلاح تعداد بهینه درختان در مدل جنگل تصادفی است. تعداد درختان بهینه به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که اولاً کمترین مقدار میانگین مربعات خطا در مدل‌سازی به دست آید و ثانیاً تعداد درختان نباید آن‌قدر زیاد شود که تجزیه‌وتحلیل متغیرها نیازمند زمان و محاسبات کامپیوتری زیادی باشـــد. مدل جنگل تصـــادفی این قابلیت را دارد که میزان خطای به وجود آمده در به هم پیوســـتن اطلاعات درختان ایجاد شده را برحسب شاخص OOB[1] نشان دهد که بر اساس آن می‌توان تعداد درختان ساخته شده برای آنالیز داده‌های ورودی به نرم‌افزار را بهینه‌سازی کرد (کرنژادی، ۱۳۹۷).

۳-۳-مدل ماشین‌بردار پشتیبان

مدل ماشین‌بردار پشتیبان یکی از مدل‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده است که به‌منظور طبقه‌بندی و تفکیک داده‌ها به کار می‌رود. به بیان دیگر، پس از مشخص شدن داده‌های ورودی مدل (متغیرهای مستقل) و داده‌های هدف (متغیرهای وابسته)، مدل ماشین‌بردار پشتیبان پس از تجزیه‌وتحلیل بین متغیرهای مستقل و وابسته (واسنجی)، داده‌ها را به گروه‌های متمایزی تقســـیم می‌کند. در الگوریتم SVM، هر نمونه داده را به‌عنوان یک نقطه در فضـــای n بعدی روی نمودار پراکندگی داده‌ها ترســـیم کرده (n تعداد ویژگی‌هایی اســـت که یک نمونه داده دارد) و مقدار هر ویژگی مربوط به داده‌ها، یکی از مؤلفه‌های مختصات نقطه روی نمودار را مشخص می‌کند. سپس، با ترسیم یک خط راست، داده‌های مختلف و متمایز از یکدیگر را دسته‌بندی می‌شوند.

۴-۳- ارزیابی مدل‌ها

برای ارزیابی نتایج مدل‌های حساسیت زمین‌لغزش از منحنی مشخصه عملکرد (ROC)[2] استفاده شد. این شاخص برمبنای ارزیابی سلول‌هایی که به درستی به طبقه مورد نظر اختصاص یافته‌اند (TP)[3]، سلول‌هایی که به‌درستی به طبقه مورد نظر

[1] Out-Of-Bag
[2] Receiver Operating Characteristic
[3] True Positive

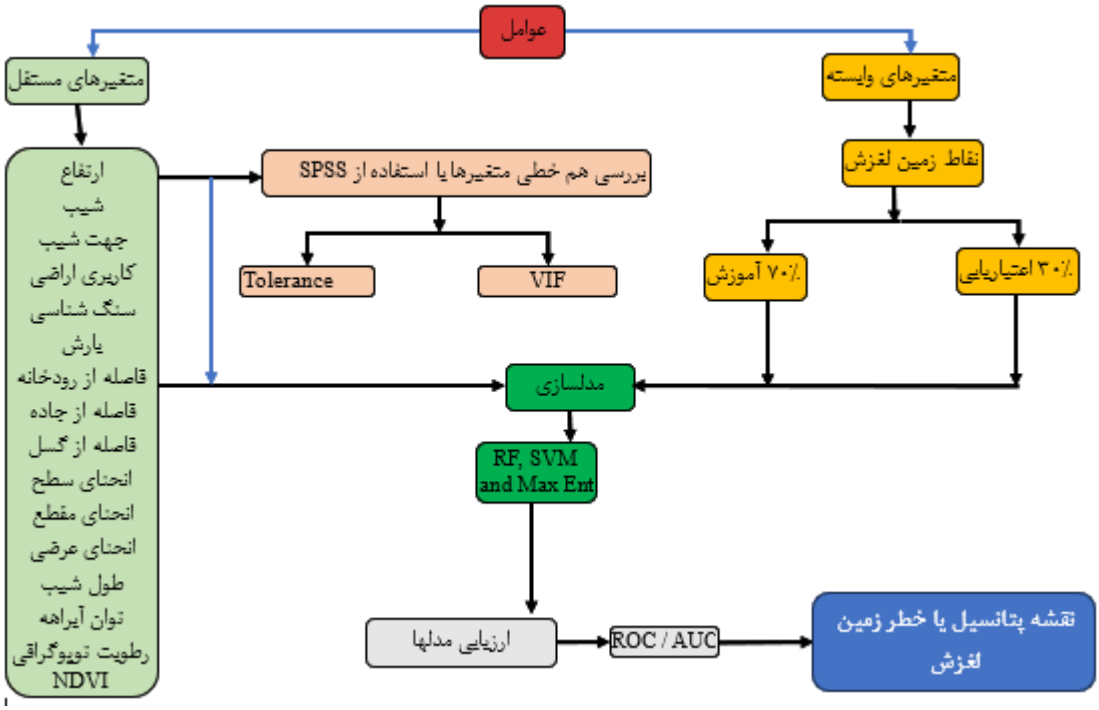
[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

اختصاص نیافته‌اند (TN)[1]، سلول‌هایی که به نادرست به طبقه مورد نظر اختصاص یافته‌اند (EP)[2] و سلول‌هایی که به نادرست به طبقه مورد نظر اختصاص نیافته‌اند (FN)[3] محاسبه می‌شود (Mas et al., 2013). در منحنی ROC، بهترین مدل دارای بیشترین سطح زیر منحنی (AUC)[4] است و مقادیر AUC از ۰/۵ تا یک متغیر است (جدول ۲). چنانچه مدلی نتواند رخداد لغزشی را بهتر از دیدگاه احتمالی (تصادفی) تخمین زند مقدار AUC آن کمتر از ۰/۵ است و زمانی که منحنی ROC، سطح زیر منحنی برابر با یک داشته باشد بیانگر بهترین دقت از نقشه‌های پهنه‌بندی تهیه شده، است. همبستگی کمی - کیفی سطح زیر منحنی و ارزیابی تخمین به‌صورت زیر است (یاراحمدی و همکاران،۱۴۰۲).

جدول ۲: ارزیابی دقت مدل متناسب با سطوح مختلف زیر منحنی (AUC)

ردیف	سطح زیر منحنی (AUC)	ارزیابی دقت مدل
۱	۱ تا ۰/۹	عالی
۲	۰/۹ تا ۰/۸	خیلی خوب
۳	۰/۸ تا ۰/۷	خوب
۴	۰/۷ تا ۰/۶	متوسط
۵	۰/۶ تا ۰/۵	ضعیف
۶	کمتر از ۰/۵	غیر قابل استناد

در شکل فرآیند انجام پژوهش نشان داده شده است (شکل ۲).



شکل ۲: فلوچات مراحل انجام پژوهش

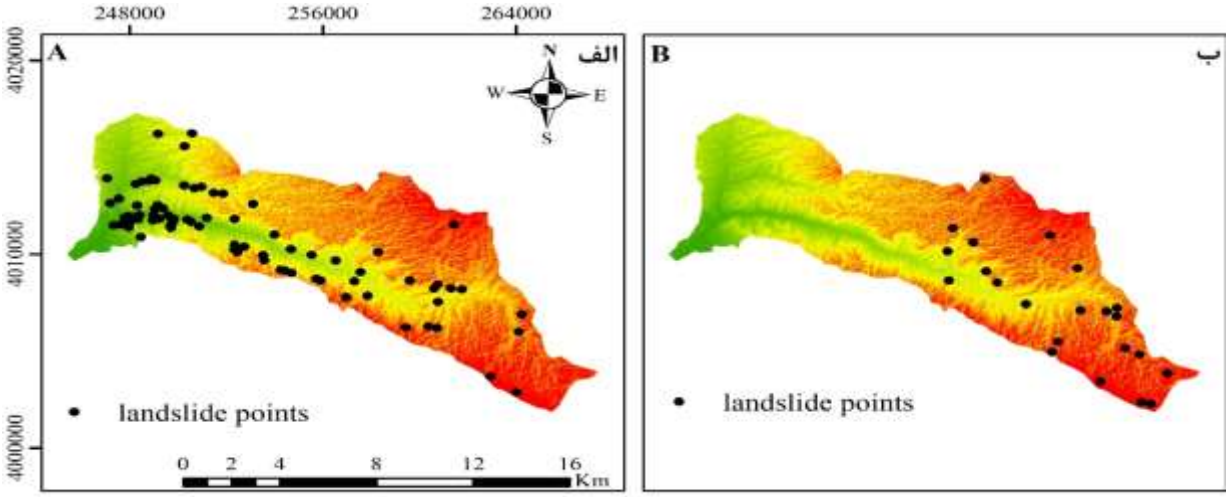
[1] True Negative
[2] False Positive
[3] False Negative
[4] Area Under the Curve

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

۴-یافته‌ها

شناسایی نقاط زمین لغزش

بخشی از اطلاعات نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها با استفاده از داده‌های اخذشده از اداره کل منابع طبیعی استان زنجان و با تفسیر عکس هوایی به مقیاس ۱:۲۰۰۰۰ سال ۱۳۴۲ استخراج شده است. این داده‌ها با انجام بازدیدهای میدانی و بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای Google Earth بازبینی و اصلاح شدند و در نتیجه نقاط جدیدی از زمین‌لغزش‌ها (در مجموع ۸۱ نقطه) شناسایی و به داده‌های قبلی افزوده گردید (شکل ۳). برای صحت سنجی و اطمینان از موقعیت دقیق این نقاط، بازدیدهای میدانی چند مرحله‌ای از منطقه انجام شده است (شکل ۴). طی این بازدیدها مشخص شد که بسیاری از زمین‌لغزش‌ها در نقشه ارائه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان زنجان مشخص نشده بودند، بنابراین نقشه نهایی پراکنش زمین‌لغزش‌ها بر اساس این بررسی‌ها تهیه و تکمیل شد.



شکل ۳: نقشه پراکنش و موقعیت زمین لغزش‌ها در منطقه، الف) زمین لغزشهای شناسایی شده توسط نویسنده و همکاران، ب) زمین لغزشهای شناسایی شده توسط اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان



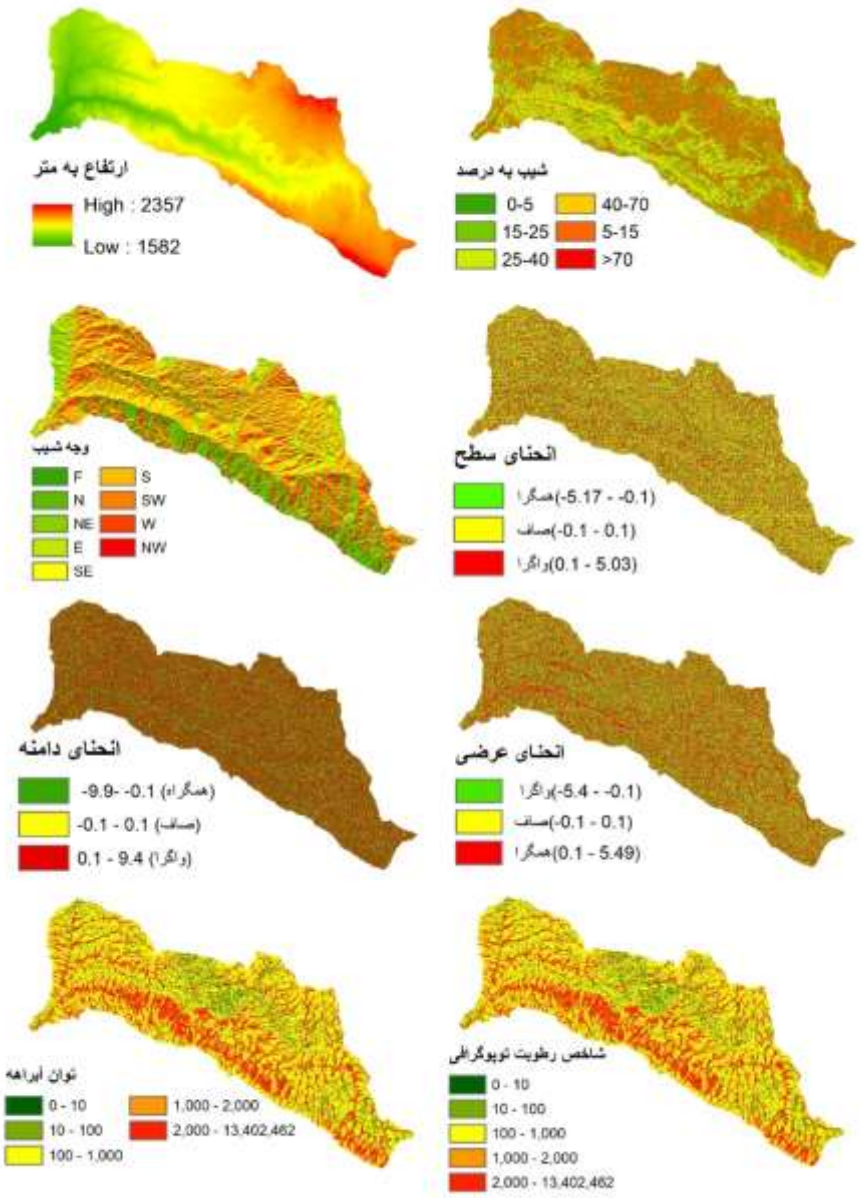
شکل ۴: زمین لغزشهای موجود در منطقه

۴-۱- تهیه لایه‌های موثر در زمین لغزش

برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، ابتدا لازم بود عوامل مؤثر در رخداد زمین‌لغزش تعیین و برای هر یک از این عوامل لایه‌های مکانی تهیه شود. در این راستا، ۱۶ عامل شامل شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی، زمین‌شناسی، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، شاخص توان رودخانه(SPI) ، شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI) ،

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

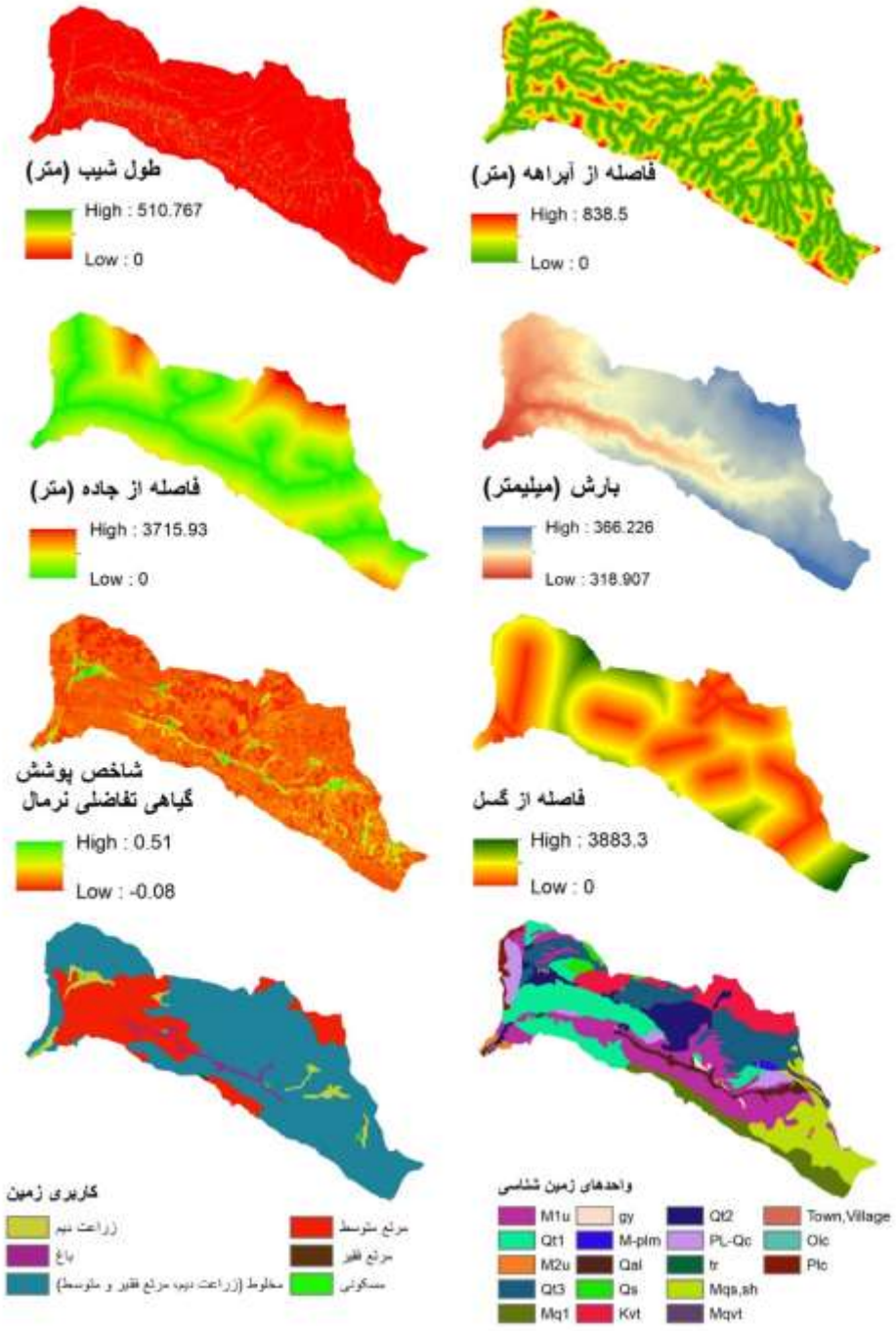
شاخص طول شیب(LS) ، شاخص موقعیت توپوگرافی(TPI) ، شاخص ناهمواری توپوگرافی(TRI) ، شاخص‌های انحنای سطح(Curvature Index) ، کاربری اراضی، خطوط هم‌دما و خطوط هم‌بارش به‌عنوان عوامل مهم مؤثر در وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه، شنا سایی و لایه‌برداری شدند (شکل ۵). این عوامل بر ا ساس تأثیرگذاری شان در فرآیند رخداد زمین‌لغزش و با اســتفاده از داده‌های میدانی و مطالعات پیشــین انتخاب شــدند تا بتوان نقشــه‌ای دقیق از حساسیت زمین‌لغزش تهیه کرد.



شکل ۵: لایه های موثر در رخداد زمین‌لغزش

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]



ادامه شکل ۵: لایه های موثر در رخداد زمین‌لغزش

۲-۴- پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش

بر اساس بازدیدهای میدانی انجام شده و ثبت ۸۱ نقطه لغزشی در حوزه آبخیز چسب، الگوی مشخصی از توزیع مکانی زمین‌لغزش‌ها در ارتباط با عوامل محیطی مشاهده می شود. از نظر لیتولوژی، بیشتر لغزش‌ها در سازندهای حساس با مقاومت برشی پایین رخ داده‌اند. از نظر شیب، اکثر نقاط لغزشی در دامنه‌های با شیب ۱۵ تا ۳۵ درجه متمرکز شده‌اند؛ شیب‌های کمتر از ۱۰ درجه عمدتاً فاقد لغزش هستند و شیب‌های بیش از ۴۰ درجه علی‌رغم پتانسیل بالا، به دلیل

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

رخنمون سنگی و پوشش گیاهی کم، لغزش‌های کمتری را نشان می‌دهند. از نظر کاربری اراضی، مراتع ضعیف و دیم‌زارهای رها شده بیشترین سهم را در وقوع لغزش دارند. فاصله از رودخانه نیز نقش مهمی ایفا می‌کند، به طوری که تراکم نقاط لغزشی در فاصله کمتر از آبراهه‌های اصلی قرار دارند که نشان‌دهنده اثر فرسایش قاعده‌ای و اشباع شدن دامنه‌ها است. همچنین، فاصله از جاده یک عامل انسان‌ساخت کلیدی در رخداد زمین لغزش شناخته شد.

در این تحقیق پس از مطالعه گسترده مقالات داخلی و خارجی، از سه مدل یادگیری ماشین شامل: حداکثر آنتروپی، جنگل تصادفی (RF) و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) جهت ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش انتخاب شدند.

۱-۲-۴- مدل حداکثر آنتروپی

این مدل نواحی دارای پتانسیل زمین‌لغزش را مدل‌سازی می‌کند (شکل ۶). با استفاده از این روش، منطقه مورد مطالعه از نظر پتانسیل خطر زمین‌لغزش در پنج کلاس با شدت‌های خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی گردید. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، ۴۹/۸۳ درصد مساحت در کلاس حساسیت خیلی کم و کم، ۳۰/۱۷ درصد در کلاس حساسیت متوسط و ۲۰ درصد در کلاس حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارند (جدول ۲). این نتایج نشان‌دهنده توانمندی مدل حداکثر آنتروپی در تعیین دقیق پهنه‌های حساس به زمین‌لغزش است و می‌تواند به عنوان ابزاری مؤثر در مدیریت مخاطرات زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گیرد.

۲-۲-۴- مدل جنگل تصادفی

از مهم‌ترین نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی می‌توان به اولویت‌بندی متغیرهای مستقل (عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش) در حوضه مورد مطالعه اشاره کرد. بر اساس تحلیل این مدل، منطقه مورد مطالعه از لحاظ پتانسیل خطر زمین‌لغزش در پنج کلاس حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی شده است (شکل ۶). نتایج نشان می‌دهد که ۷۴/۳۱ درصد مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، ۱۲/۹۴ درصد در کلاس متوسط و ۱۲/۷۶ درصد در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارد (جدول ۲). این داده‌ها بیانگر دقت و قابلیت مدل جنگل تصادفی در شناسایی پهنه‌های پرخطر زمین‌لغزش است که می‌تواند در برنامه‌ریزی‌های مدیریت مخاطرات نقش مؤثری ایفا نماید.

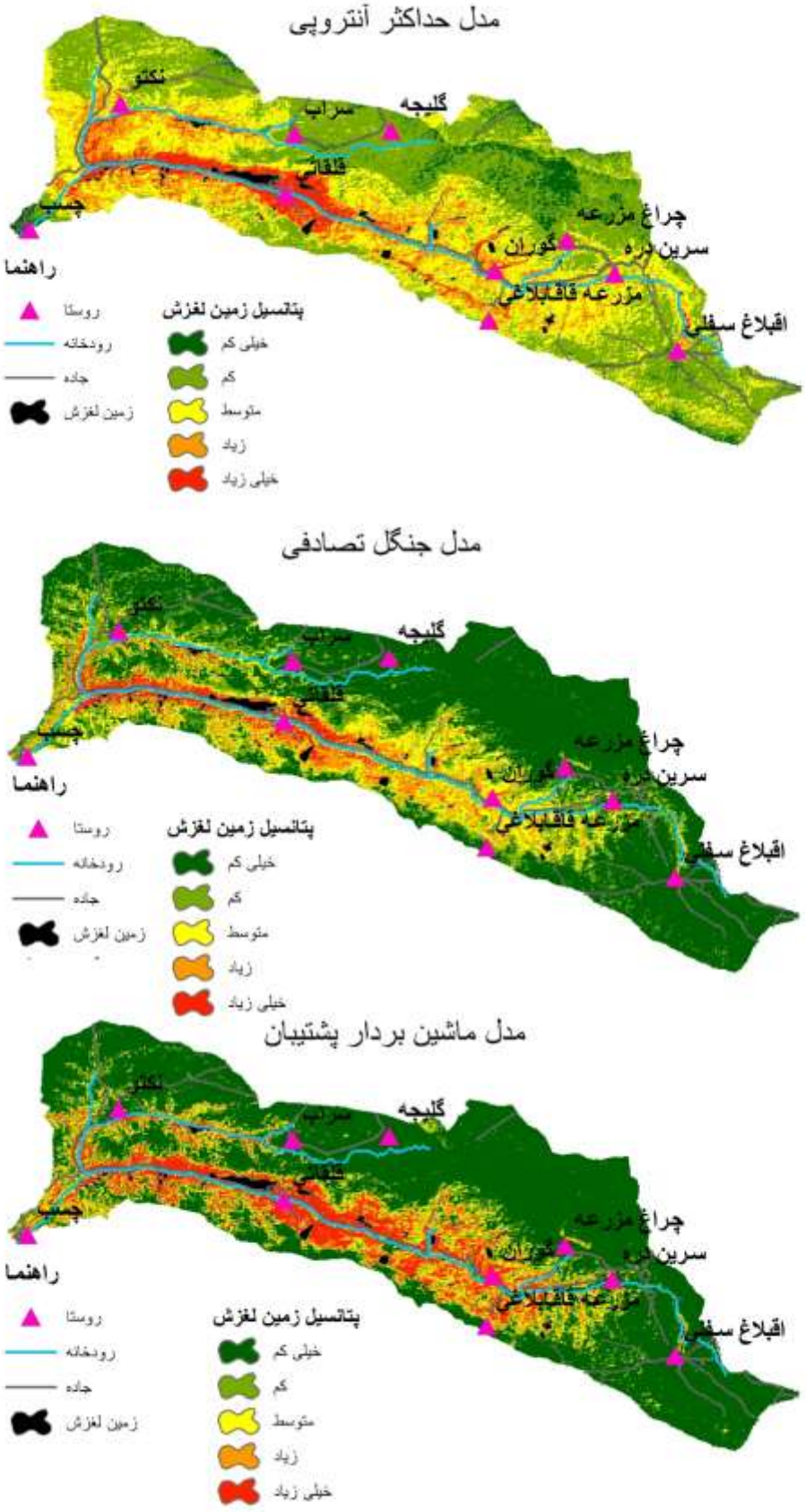
۳-۲-۴- مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان[1] منطقه مورد مطالعه از لحاظ پتانسیل خطر زمین‌لغزش در پنج کلاس با شدت‌های خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی شد (شکل ۶). بر اساس نتایج این مدل، ۷۳/۰۵ درصد مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، ۸/۱۵ درصد در کلاس متوسط و ۱۸/۸۳ درصد در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار گرفت (جدول ۲). این نتایج نشان‌دهنده کارایی بالای مدل ماشین بردار پشتیبان در شناسایی پهنه‌های با حساسیت متنوع زمین‌لغزش بوده و می‌تواند در فرآیندهای مدیریت ریسک و برنامه‌ریزی‌های حفاظتی مورد استفاده قرار گیرد.

[1] -Support Vector Machine

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]



شکل ۶: نقشه پتانسیل زمین‌لغزش با استفاده از مدلهای حداکثر آنتروپی، جنگل تصادفی و ماشین‌بردار پشتیبان

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

جدول ۲: توزیع کلاس‌های خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدلهای حداکثر آنتروپی، جنگل تصادفی و ماشین‌بردار پشتیبان

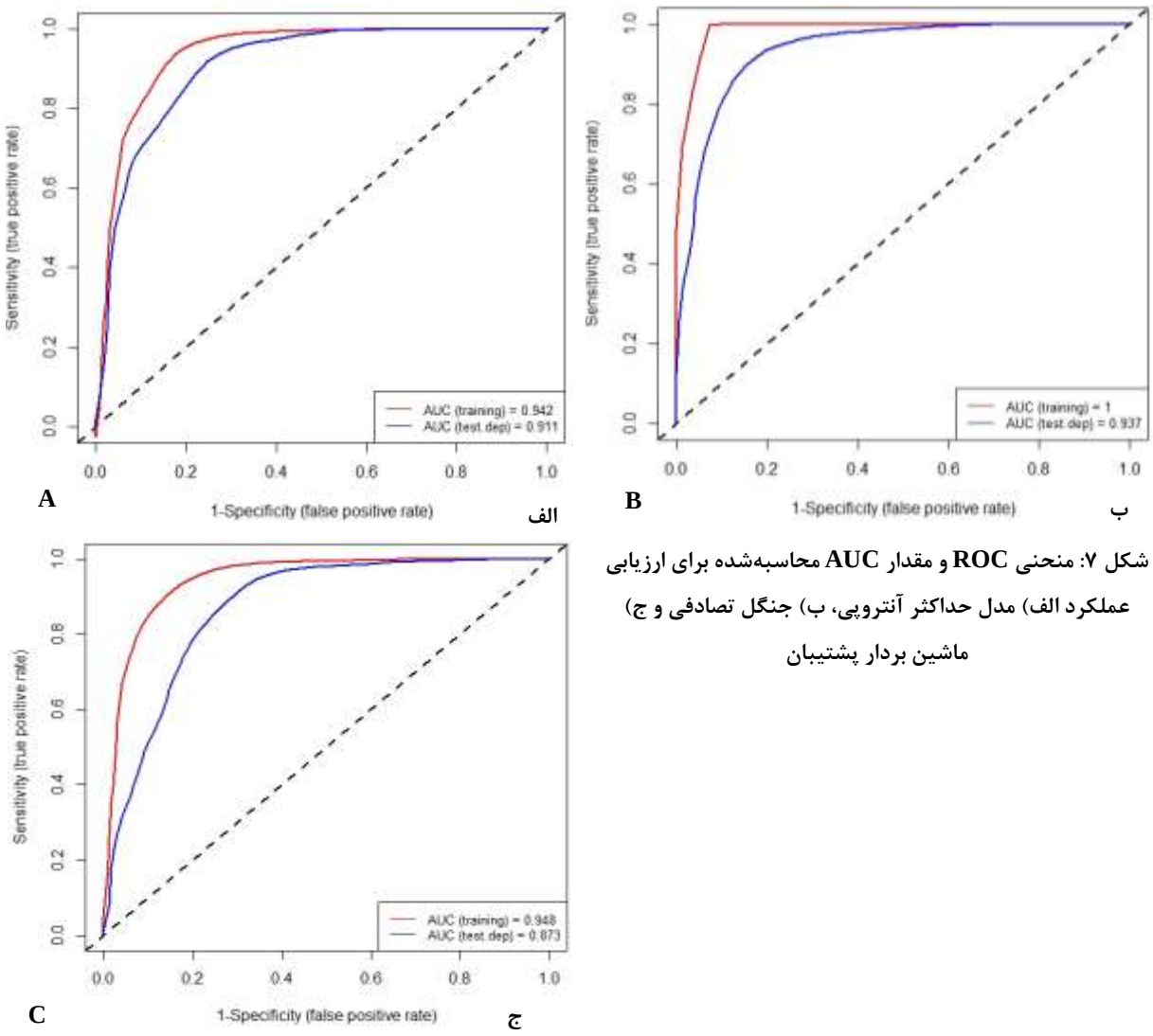
مدل	کلاس خطر	مساحت (ha)	درصد مساحت	مساحت لغزشها (ha)	درصد مساحت لغزشها
حداکثر آنتروپی	خیلی کم	671.40	5.58	0.06	0.04
	کم	5329.12	44.25	2.81	1.84
	متوسط	3632.95	30.17	18.94	12.41
	زیاد	1653.68	13.73	43.44	28.47
	خیلی زیاد	755.68	6.27	87.44	57.31
جنگل تصادفی	خیلی کم	6730.65	55.89	0.44	0.29
	کم	2217.77	18.42	3.69	2.42
	متوسط	1558.74	12.94	16.06	10.53
	زیاد	1008.24	8.37	38.19	25.03
	خیلی زیاد	528.69	4.39	94.31	61.82
ماشین‌بردار پشتیبان	خیلی کم	7519.05	62.44	2.38	1.56
	کم	1277.67	10.61	6.50	4.26
	متوسط	981.54	8.15	15.13	9.91
	زیاد	1051.37	8.73	30.00	19.66
	خیلی زیاد	1216.24	10.10	98.81	64.77

۳-۴- ارزیابی مدل‌های حساسیت زمین‌لغزش

نتایج حا صل از ارزیابی سه مدل حداکثر آنتروپی، جنگل ت صادفی و ما شین بردار پ شتیبان با ا ستفاده از روش منحنی ROC در شکل (۷) ارائه شده است. میزان مساحت زیر نمودار شاخص ROC (AUC) برای هر یک از این مدل‌ها به ترتیب برابر با ۰/۹۱۱، ۰/۹۳۴ و ۰/۸۷۳ به دست آمد که نشان‌دهنده قابلیت بسیار خوب این مدل‌ها در پهنه‌بندی و شناسایی مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب است. این مقادیر AUC دقت و صحت بالای مدل‌ها را در پیش‌بینی پراکنش زمین‌لغزش نشان می‌دهد و تأیید می‌کند که هر سه مدل توانایی قابل‌توجهی در تفکیک مناطق با ریسک‌های مختلف زمین‌لغزش دارند. بنابراین بر اساس ارزیابی‌ها، مدل جنگل تصادفی به‌عنوان بهترین مدل شناخته شد که دقت بالایی در پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش دارد و تطابق بالایی با شرایط واقعی منطقه دارد.

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]



شکل ۷: منحنی ROC و مقدار AUC محاسبه‌شده برای ارزیابی عملکرد الف) مدل حداکثر آنتروپی، ب) جنگل تصادفی و ج) ماشین بردار پشتیبان

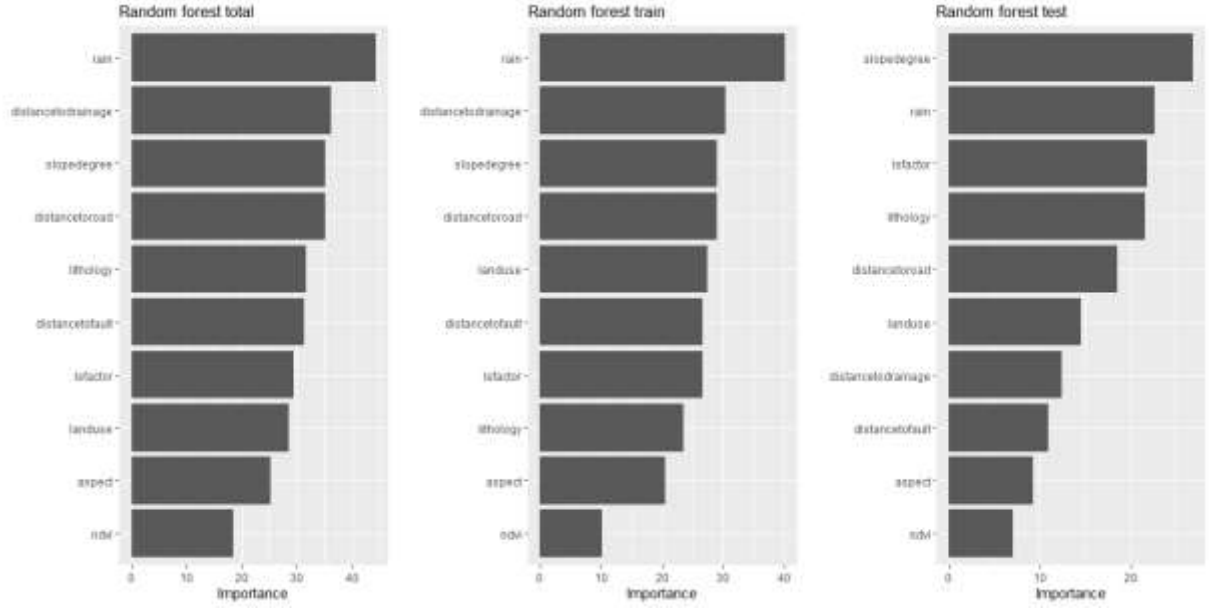
با توجه به نتایج ارزیابی مدل‌های مختلف با استفاده از معیار مساحت زیر منحنی(AUC-ROC) ROC ، مدل جنگل تصادفی (RF) با مقدار AUC-ROC برابر با ۰/۹۳۴، به عنوان مدل برتر برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. این مدل عملکرد بالاتری نسبت به سایر روش‌ها نشان داد و قابلیت تمایز بین مناطق حساس و غیرحساس را به طور مؤثرتری فراهم کرد.

تحلیل مقایسه‌ای سه مدل نشان می‌دهد که اگرچه هر سه مدل عملکرد قابل قبولی (AUC > 0.87) داشته‌اند، اما تفاوت‌های معناداری در نحوه توزیع مساحت کلاس‌های حساسیت وجود دارد. مدل جنگل تصادفی (RF) با ۷۴٫۳۱٪ مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، محافظه‌کارانه‌ترین برآورد را از مناطق کم‌خطر ارائه می‌دهد، در حالی که مدل حداکثر آنتروپی فقط ۴۹٫۸۳٪ از منطقه را در این طبقات قرار می‌دهد. از سوی دیگر، مدل SVM با اختصاص ۱۸٫۸۳٪ از مساحت به کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد (در مقابل ۱۲٫۷۶٪ برای RF و ۲۰٪ برای MaxEnt)، خوش‌بینانه‌ترین برآورد را از مناطق پرخطر دارد. نکته حائز اهمیت اینکه علیرغم تفاوت در مساحت پهنه‌بندی شده، هر سه مدل در توزیع نقاط لغزشی تأیید شده الگوی مشابهی نشان می‌دهند: بیش از ۸۵٪ از نقاط لغزش در هر سه مدل در

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]
[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته‌اند (جدول ۲). این یافته حاکی از آن است که اگرچه مدل‌ها در وسعت مناطق پرخطر با هم اختلاف دارند، اما در تشخیص مکان‌های واقعی وقوع لغزش اشتراک نظر بالایی دارند. با این وجود، برتری عددی مدل جنگل تصادفی از نظر AUC (۰/۹۳۴ در مقابل ۰/۹۱۱برای MaxEnt و ۰/۸۷۳ برای SVM)، همراه با پراکنش متوازن‌تر نقاط لغزش در کلاس‌های حساسیت (۶۱/۸۲٪ از نقاط لغزش در کلاس خیلی زیاد RF در مقابل ۵۷/۳۱٪ برای MaxEnt و ۶۴/۷۷٪ برای SVM)، این مدل را به گزینه‌ای مطمئن‌تر برای پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در حوضه چسب تبدیل می‌کند.

اهمیت عوامل موثر در مدلسازی جنگل تصادفی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج نشان داد که بارندگی، شیب، فاصله از آبراهه و فاصله از جاده عوامل کلیدی کنترل‌کننده حساسیت زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب هستند (شکل ۸). این الگو بیانگر آن است که ناپایداری دامنه‌ها در این منطقه عمدتاً از برهم‌کنش فرآیندهای هیدرولوژیکی (اشباع و افزایش فشار آب منفذی)، توپوگرافیکی (افزایش تنش برشی ناشی از شیب)، فرسایش رودخانه‌ای و مداخلات انسانی ناشی می‌شود. از سوی دیگر، شباهت نسبی رتبه‌بندی متغیرها در داده‌های آموزش، آزمون و کل داده‌ها نشان‌دهنده پایداری ساختار مدل، عدم بیش‌برازش و قابلیت تعمیم مناسب جنگل تصادفی در پیش‌بینی پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش است.



شکل ۸: اهمیت عوامل موثر در مدلسازی جنگل تصادفی

این نتایج می‌تواند مبنایی برای سیاست‌گذاری‌های محیطی در منطقه فراهم کند، از جمله شناسایی مناطق پرخطر برای حفاظت از اکوسیستم‌ها، مدیریت منابع آب و خاک، و کاهش اثرات تغییرات اقلیمی که اغلب عامل تشدیدکننده زمین‌لغزش‌ها هستند. پیشنهاد می شود در مطالعات آتی، این مدل با داده‌های به‌روزتر یا روش‌های ترکیبی) مانند ادغام با GIS و داده‌های سنجش از دور (اعتبارسنجی شود تا دقت پیش‌بینی افزایش یابد.

۵ـ بحث و نتیجه‌گیری

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

زمین‌لغزش‌ها نقش مؤثری در تخریب جاده‌های ارتباطی، اراضی کشاورزی، مراتع، مناطق کوهستانی و ایجاد فرسایش و رسوب در حوزه‌های آبخیز دارند. امروزه کشورهای درگیر با مسئله زمین‌لغزش تمایل زیادی به مطالعات جامع شامل ارزیابی و پهنه‌بندی، ریسک، خسارت و تدوین برنامه مدیریتی دارند. ازاین‌رو در این مطالعه در حوزه آبخیز چسب به‌عنوان یک حوضه مستعد وقوع زمین‌لغزش اقدام به پهنه‌بندی حساسیت، آسیب‌پذیری و ریسک گردید. بر اساس بررسی‌های صورت گرفته، مطالعات اندکی صرفاً در زمینه تعیین نقاط زمین لغزش در حوزه آبخیز چسب انجام‌گرفته است. مطالعه اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان جهت تعیین نقاط زمین لغزش دقت لازم را نداشته و از طریق بررسی‌های میدانی اقدام به بروزرسانی نقشه پراکنش این نقاط شد. طی این بازدیدها مشخص شد که در نقشه ارائه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان زنجان، اکثر زمین لغزش‌ها مشخص نشده بود که از این طریق نقشه نهایی پراکنش زمین لغزش‌ها تهیه گردید. بنابراین این داده‌ها از طریق بازدیدهای میدانی اصلاح و ۸۱ نقطه زمین لغزش در حوزه آبخیز چسب شناسایی شد.

در این تحقیق، پس از مطالعه گسترده مقالات داخلی و خارجی، سه مدل یادگیری ماشین شامل حداکثر آنتروپی، جنگل تصادفی (RF) و مدل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) به همراه ۱۶ عامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش، جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب در استان زنجان انتخاب شدند. برای مدل سازی خطر زمین‌لغزش، از ۷۰ درصد از نقاط لغزشی مشخص شده برای آموزش مدل استفاده شد و سپس داده‌های لغزشی دیگری به نسبت ۳۰ درصد برای اعتبار سنجی مدل استفاده شدند. این روش امکان ارزیابی و اعتبار سنجی دقت و قابلیت پیش‌بینی مدل‌های استفاده شده را فراهم می‌کند.

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل حداکثر آنتروپی، ۴۹/۸۳ در صد مساحت در کلاس حساسیت خیلی کم و کم، ۳۰/۱۷ درصد در کلاس حساسیت متوسط و ۲۰ درصد در کلاس حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارند. همچنین میزان مساحت سطح زیر نمودار ROC در مرحله اعتبار سنجی ۰/۹۱۱ به دست آمد، حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز بار است. این روش جز روش‌های کمی تعیین حساسیت هست و از مدل‌هایی هست که در دهه اخیر موردتوجه زیادی قرارگرفته و توسط محققان در نقاط مختلف دنیا مورداستفاده قرارگرفته است. دسترنج (۲۰۲۲) و کرنژادی(۱۳۹۷) در ایران، Convertino و همکاران (۲۰۱۳) در ایتالیا و kim و همکاران(۲۰۱۵) در کره جنوبی در مطالعات خود از روش حداکثر آنتروپی استفاده کردند که نتایج آنها با تحقیق حاضر مطابقت دارد.

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل جنگل تصادفی، ۷۴/۳۱ در صد مساحت در کلاس‌های حساسیت خیلی کم و کم، ۱۲/۹۴ در صد در کلاس متوسط و ۱۲/۷۶ در صد در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته است. میزان مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله اعتبار سنجی ۰/۹۳۴ به دست آمد، که حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز بار است. مدل جنگل تصادفی(RF) با تشکیل انبوهی از درخت‌های تصمیم، درگیر نمودن عوامل زمینه ساز مؤثر و شواهد وقوع زمین‌لغزش در طول مدل سازی و با تکرار بالا، حذف شاخه‌های تصمیم ناکارآمد در فرآیند مدل سازی و درنهایت اصلاح پیوسته پیش‌بینی‌ها با به حداقل رساندن خطای پیش‌بینی، قدرت بسیار بالایی در پیش‌بینی الگوی حساسیت مخاطرات طبیعی به‌ویژه زمین‌لغزش دارد که

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

نتایج مشـــابهی در تحقیقات کرنژادی(۱۳۹۷)، محمدی و پورقاســـمی (۱۳۹۶)، طالبی و همکاران (۲۰۱۸)، Chen و همکاران (۲۰۱۷)، Rahmati و همکاران(2021) و Pourghasemi و رحمتی (۲۰۱۸) حاصل شده است. علاوه بر دو مدل حداکثر آنتروپی و جنگل تصادفی، مدل ماشین‌بردار پشتیبان نیز جهت بررسی حساسیت زمین لغزش در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل ماشین‌بردار پشتیبان، ۷۳/۰۵ درصد مساحت سطح حوضه در کلاس حساسیت خیلی کم و کم، ۸/۱۵ در صد در کلاس حساسیت متوسط و ۱۸/۸۳ سطح منطقه داری حساسیت زیاد و خیلی زیاد، قرارگرفته است. میزان مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله اعتبار سنجی ۰/۸۷۳ به دست آمد. این نتایج حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل ماشین‌بردار پشتیبان در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چســـب اســـت. یمانی و همکاران(۱۳۹۱)، حلاجی و همکاران (۱۳۹۹)، Peng و همکاران(۲۰۱۴)، Hong و همکاران (۲۰۱۵)، Lee و همکاران (۲۰۱۷) و Pham و همکاران (۲۰۱۶) در مطالعات خود از الگوریتم SVM به‌منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش استفاده کرده که نتایج آنها با تحقیق حاضر مطابقت دارد.

مدل جنگل تصـــادفی به دلیل ســـاختار گروهی و ترکیبی خود که با میانگین‌گیری از تعداد زیادی درخت تصـــمیم، واریانس پیش‌بینی را کاهش داده و از بیش‌برازش جلوگیری می‌کند. تکرار این برتری در تحقیق حاضر نشان می‌دهد که ماهیت ذاتی این الگوریتم در مدیریت روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده بین عوامل محیطی، مســـتقل از منطقه مورد مطالعه عمل می‌کند. به عبارت دیگر، RF یک الگوریتم داده‌محور است که در مواجهه با مجموعه مشابهی از عوامل، الگوی پاسخ مشابهی تولید می‌کند.

با توجه به نتایج بدست آمده از ارزیابی مدل‌ها با استفاده از مساحت زیر منحنی ROC ، مدل جنگل تصادفی به‌عنوان برترین مدل که دقت بالایی در ارزیابی خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه دارد، شناخته شد. با تطبیق نتایج بدست آمده با شـــرایط واقعی موجود از طریق بازدیدهای میدانی، تطبیق بســـیار بالای بین نتایج نقشـــه پهنه‌بندی حســـاســـیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی و شواهد واقعی موجود در منطقه موردمطالعه وجود دارد. با فرض تمرکز عملیات مدیریتی در کلاس‌های با حساسیت بالا و همچنین انتخاب مدل جنگل تصادفی به‌عنوان مدل برتر، ۷۴ درصد از مساحت منطقه از روند مدیریتی خارج شده و سبب تخصیص منابع مالی و زمان کم‌تری نیز خواهد شد. مطابق نقشه حساسیت لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی مناطق دارای حساسیت زیاد در شیب‌های تند بالادست و در ارتفاعات بالا قرار دارند که به دلیل شیب زیاد و تأثیر نیروی ثقل باعث لغزش مواد بالادست به سمت پایین شده است. همچنین بخشی از مناطق لغزشی در شیب‌های پایین با کاربری کشاورزی و باغات هست که مشرف به جاده‌های ارتباطی و خطوط انتقال برق می‌باشند.

منابع

Asgari, Sh., & Shirani, K. (2026). Zoning and assessing the sensitivity of gully erosion using the maximum entropy model in the Ilam watershed, Environmental Erosion Researches, 15(4), 124-148. (in Persian).

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

Badola, S., Mishra, V. N., & Parkash, S. (2023). Landslide susceptibility mapping using XGBoost machine learning method. In *2023 International Conference on Machine Intelligence for GeoAnalytics and Remote Sensing (MIGARS)* (pp. 1–4). IEEE. https://doi.org/10.1109/MIGARS57353.2023.10064496

Chen, X., & Chen, W. (2021). GIS-based landslide susceptibility assessment using optimized hybrid machine learning methods. *Catena, 196*, 104833. https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104833

Convertino, M., Troccoli, A., & Catani, F. (2013). Detecting fingerprints of landslide drivers: A MaxEnt model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface, 118*(3), 1367–1386. https://doi.org/10.1002/jgrf.20096

Dastrang, A., & Karimi Sangchini, E. (2022). Prediction of landslide susceptibility using the maximum entropy machine learning algorithm (Bar Neyshabur watershed). *Earth Science Research, 13*(3), 76–96. https://doi.org/10.30495/research.2022.19643.1598 (in Persian).

Dastranj A, Vakili tajareh F., Noor H. Evaluation of Hazard Landslide Zonation Using Fuzzy Logic Method in Binalood Mountain. jwmseir 2021; 15 (53) :12-22(in Persian).

Davies, T. (2015). Landslide hazards, risks, and disasters: Introduction. In T. Davies (Ed.), *Landslide hazards, risks, and disasters* (pp. 1–16). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-396452-6.00001-2

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, 14*(24), 16716. https://doi.org/10.3390/su142416716

Gopi, B., Premalatha, J., Kalaivani, R., & Ravikumar, D. (2023). Cloud-based landslide detection and alerting nearby people by using IoT technology. In *2023 Third International Conference on Artificial Intelligence and Smart Energy (ICAIS)* (pp. 1287–1292). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAIS56108.2023.10073723

Hallaji, M., Zanganeh Asadi, M. A., & Amirahmadi, A. (2020). Evaluation of the efficiency of landslide susceptibility prediction models in the Bar Neyshabur watershed. *Watershed Management Research Journal, 33*(2), 20–30. https://doi.org/10.29252/jwmr.33.2.20 (in Persian)

Hart, A. (2024). Landslides. In G. R. Ciottone (Ed.), *Ciottone's disaster medicine* (3rd ed., pp. 640–643). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-323-80932-0.00097-8

Hong, H., Pradhan, B., Xu, C., & Bui, D. T. (2015). Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. *Catena, 133*, 266–281. https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.05.019

Kim, H. G., Lee, D. K., & Park, C. (2018). Assessing the cost of damage and effect of adaptation to landslides considering climate change. *Sustainability, 10*(5), 1628. https://doi.org/10.3390/su10051628

Koohpayma, A. (2016). *Susceptibility zoning, landslide risk assessment, and management (Case study: Lethyan watershed)* [Doctoral dissertation, University of Tehran]. (in Persian)

Kornejady, A. (2017). *Assessing potential, danger, risk, and preparation of a landslide strategic management plan for Oghan watershed, Golestan Province, Iran* [Doctoral dissertation, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources]. (in Persian)

Kornejady, A., & Pourghasemi, H. R. (2019). Landslide susceptibility assessment using data mining models: A case study of Chehel-Chai Basin. *Journal of Watershed Engineering and Management*, *11*(1), 28–42. https://doi.org/10.22092/ijwmse.2019.118436 (in Persian)

Kornejady, A., Ownegh, M., Pourghasemi, H. R., Bahremand, A., & Motamedi, M. (2020). Landslide susceptibility prediction using the coupled Mahalanobis distance and machine learning models (Case study: Owghan watershed, Golestan Province). *Earth Science Research*, *11*(2), 1–18. https://doi.org/10.52547/esrj.11.2.1 (in Persian)

Kornejady, A., Pourghasemi, H. R., & Afzali, S. F. (2019). Presentation of RFFR new ensemble model for landslide susceptibility assessment in Iran. In S. Pradhan (Ed.), *Landslides: Theory, practice and modelling* (pp. 123–143). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-77377-3_6 (in Persian).

Kornezhadi, A. (2018). Assessment of susceptibility, hazard, and preparation of a strategic landslide management plan for the Oghan watershed, Golestan Province [Doctoral dissertation, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources]. (in Persian)

Kornezhadi, A., Ownegh, M., & Saadoddin, A. (2015). Zonation of landslide hazard and damage (Case study: Ziarat watershed, Golestan Province). *Crisis Management Quarterly*, *7*, 51–62. (in Persian)

Kunwar, B. B., Muensit, N., Techato, K., & Gyawali, S. (2023). Landslide susceptibility mapping of Phewa watershed, Kaski, Nepal. *Research Square*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2860742/v1

Kwon, S., Pan, L., Kim, Y., Lee, S. I., Kweon, H., Lee, K., Yeom, K., & Seo, J. I. (2023). Empirical comparison of supervised learning methods for assessing the stability of slopes adjacent to military operation roads. *Forests, 14*(6), 1237. https://doi.org/10.3390/f14061237

Kyaw Htun, Cho Thae Oo, Tun Naing Zaw, & Day Wa Aung. (2019). Landslide hazard in Chin State: A case study in Hakha and its environs. In T. Kaneko, S. Ma, & T. Kaneko (Eds.), *Population, development, and the environment* (pp. 195–213). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2101-6_12.

Negahban, S., Merhamat, M., & Alinejad, H., (2015). Landslide susceptibility assessment and zoning with machine learning algorithms (case study of Margoon watershed, Zagros, Fars). Quantitative Geomorphology Research, 14(2), 42-61(in Persian).

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

Lee, S., Hong, S.-M., & Jung, H.-S. (2017). A support vector machine for landslide susceptibility mapping in Gangwon Province, Korea. *Sustainability*, *9*(1), 48. https://doi.org/10.3390/su9010048

Maodin, M. A., Faryansah, Ariadi, S. D., Verlandi, G. S., & Alpiana, Hidayati. (2023). Analysis of andesite rock slope stability with Bishop method. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *1175*, 012007. https://doi.org/10.1088/1755-1315/1175/1/012007

Mas, J.-F., Soares Filho, B., Pontius, R. G., Jr., Farfán Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A suite of tools for ROC analysis of spatial models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *2*(3), 869–887. https://doi.org/10.3390/ijgi2030869

May Thu, N., Mar Mar Aye, & Kyaw Lwin, O. (2022). Rainfall and landslide susceptibility in Hakha environ in Northern Chin State, Myanmar. *British Journal of Arts and Humanities*, *4*(4), 1–14. https://doi.org/10.34104/bjah.02201014

Mohammadi, M., & Pourghasemi, H. R. (2017). Prioritization of factors affecting landslide occurrence and preparation of its susceptibility map using the novel random forest algorithm (Case study: Part of Golestan Province). *Watershed Management Research Journal*, *8*(15), 161–170. https://doi.org/10.29252/jwmr.8.15.161 (in Persian)

Mohammadi, M., & Pourghasemi, H. R. (2017). Prioritization of landslide-conditioning factors and landslide susceptibility mapping using the novel random forest algorithm (Case study: A part of Golestan Province). *Watershed Management Research Journal*, *8*(15), 161–170. https://doi.org/10.29252/jwmr.8.15.161 (in Persian)

Peng, L., Niu, R., Huang, B., Wu, X., Zhao, Y., & Ye, R. (2014). Landslide susceptibility mapping based on rough set theory and support vector machines: A case of the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, *204*, 287–301. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.08.013

Pham, B. T., Pradhan, B., Bui, D. T., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2016). A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: A case study of Uttarakhand area (India). *Environmental Modelling & Software*, *84*, 240–250. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.07.005

Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, *190*(3–4), 231–259. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026

Pourghasemi, H. R., & Rahmati, O. (2018). Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision? *Catena*, *162*, 177–192. https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.11.022

Rahmati, O., Kornejady, A., & Deo, R. C. (2021). Spatial prediction of landslide susceptibility using random forest algorithm. In A. Sidhu, T. Singh, & J. P. Singh (Eds.), *Intelligent data analytics for decision-support systems in hazard mitigation: Theory and practice of hazard mitigation* (pp. 281–292). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5772-9_15

Schuster, R. L., & Wieczorek, G. F. (2018). Landslide triggers and types. In G. F. Wieczorek & J. C. Snyder (Eds.), *Landslides* (pp. 59–78). Routledge. https://doi.org/10.1201/9781351435833-4

Shahabi, H., Ahmadi, R., Alizadeh, M., Hashim, M., Al-Ansari, N., Shirzadi, A., Wolf, I. D., & Ariffin, E. H. (2023). Landslide susceptibility mapping in a mountainous area using machine learning algorithms. *Remote Sensing*, *15*(12), 3112. https://doi.org/10.3390/rs15123112

Tabaraki, S., Zakeri Nejad, R., & Khosravi, I,. (1405). Assessment and prediction of landslide susceptibility using advanced machine learning algorithms (Study area: Alvand watershed). Geography and Environmental Planning, 35 (1).1-15(in Persian)Talebi, T., Goudarzi, S., & Pourghasemi, H. R. (2018). Investigation of the possibility of landslide hazard mapping using the random forest algorithm (Case study: Sardarabad watershed, Lorestan Province). *Journal of Natural Environment Hazards*, *7*(16), 45–64. https://doi.org/10.22111/jneh.2018.5972 (in Persian)

Thakur, N., & Sharma, S. (2022). Study of sustainable techniques for effective risk management and control: A review. *International Journal of Research in Applied Science & Engineering Technology*, *10*(7), 1688–1696. https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.45109

Wang, H., Zhang, L., Yin, K., Luo, H., & Li, J. (2021). Landslide identification using machine learning. *Geoscience Frontiers*, *12*(2), 351–364. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.02.012

Woodard, J. B., Mirus, B. B., Crawford, M. M., Or, D., Leshchinsky, B. A., Allstadt, K. E., & Wood, N. J. (2023). Mapping landslide susceptibility over large regions with limited data. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, *128*(3), e2022JF006810. https://doi.org/10.1029/2022JF006810

Yamani, M., Ahmadabadi, A., & Zare, G. (2012). Application of support vector machine algorithm in landslide hazard zonation (Case study: Darakeh watershed). *Geography and Environmental Hazards Journal, (7)*, 125–142. https://doi.org/10.22067/geoeh.v0i7.18416 (in Persian)

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]

Yarahmadi, J., Amini, A., & Rostamizad, G. (2023). Evaluation of the accuracy of pistachio climatic suitability map using the ROC curve. *Journal of Environment and Water Engineering, 9*(1), 127–140. https://doi.org/10.22034/jewe.2023.384054.1870 (in Persian)

Yasukuni, O., & Soe, M. (2017). *Report of life with landslides in Myanmar*. [Publisher not specified].

Zhang, W., Li, H., Han, L., Chen, L., & Wang, L. (2022). Slope stability prediction using ensemble learning techniques: A case study in Yunyang County, Chongqing, China. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 14*(4), 1089–1099. https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2021.12.011

Zhou, C., Wang, Y., Cao, Y., Singh, R. P., Ahmed, B., Motagh, M., Wang, Y., & Chen, L. (2023). Non-landslide sampling and ensemble learning techniques to improve landslide susceptibility mapping. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. https://doi.org/10.5194/nhess-2023-44

Zhou, C., Yin, K., Cao, Y., Ahmed, B., Li, Y., Catani, F., & Pourghasemi, H. R. (2018). Landslide susceptibility modeling applying machine learning methods: A case study from Longju in the Three Gorges Reservoir area, China. *Computers & Geosciences, 112*, 23–37. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2017.11.019

[Downloaded from magazine.hormozgan.ac.ir on 2026-11-20]

[DOI: 10.61882/jeer.16.2.3]