



Evaluating the sensitivity of the landslide event using the support vector machine algorithm

Ghobad Rostamizad^{1*} , Ali Dastranj² 

¹ Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Department, Zanjan Agricultural and Natural Resources Research Center, AREEO, Zanjan, Iran

² Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Department, Khorasan-e-Razavi Agricultural and Natural Resources Research Center, AREEO, Khorasan-e-Razavi, Iran

Extended Abstract

Introduction

landslide risk assessment provides a systematic framework for evaluating the likelihood and potential consequences of landslides in a given area. It involves the identification and analysis of key factors contributing to landslide occurrence, such as slope characteristics, geological formations, land use patterns, rainfall patterns, and human activities. By integrating these factors into a comprehensive risk assessment methodology, stakeholders can better understand the vulnerability of areas and populations at risk and develop appropriate strategies and measures to mitigate and manage landslide hazards. Advancements in geospatial technologies, such as geographic information systems (GIS), remote sensing, and machine learning algorithms, have significantly enhanced the accuracy and efficiency of landslide risk assessment. These tools enable the integration and analysis of diverse data sources, including topographic data, satellite imagery, and historical landslide records, to create detailed landslide susceptibility and hazard maps. These maps provide valuable information for prioritizing risk-prone areas, implementing land-use regulations, designing engineering structures, and formulating early warning systems. This study aims to contribute to the field of landslide risk assessment by evaluating the key factors influencing landslide occurrence and developing a comprehensive methodology for assessing landslide risks in the Chesb Watershed, Zanjan Province. The research findings will provide valuable insights for land managers, policymakers, and stakeholders involved in disaster risk reduction, land-use planning, and infrastructure development. By understanding and effectively managing landslide risks, communities can build resilience, protect lives and property, and ensure sustainable development in landslide-prone regions.

Materials and Methods

This research was conducted in the catchment area of Chesb, which is located in the city of Eejrud, Zanjan province, between geographical longitudes 36.13 to 36.27 degrees and geographical latitudes 48.1 to 48.41 degrees. To begin, a comprehensive review of literature was conducted to gather existing knowledge and identify influential factors related to landslides. Additionally, field visits were conducted to gather on-site information and observations. Based on the collected information, various data layers were prepared using a GIS. These layers included slope, slope direction, elevation classes, geology, distance from the drainage network to the river, distance from roads, distance from faults, topographic indices (such as stream power index (SPI), topographic wetness index (TWI), and slope length factor (LS)), geomorphological indices (such as topographic position index (TPI), topographic roughness index, and curvature index), land use, normalized difference vegetation index (NDVI), and precipitation. After data preparation, a total of 81 landslide occurrences were identified in the study area through field surveys and previous studies. For landslide risk modeling, 70% of the landslide points were used to train the support vector machine (SVM) model, while the remaining 30% were used for model validation. Using the SVM model, a sensitivity map for landslides occurrence was generated. The model utilized the prepared data layers to identify areas with varying levels of sensitivity to landslides, ranging from very low to very high.

Results and Discussion

The results of the study revealed important findings related to landslides and their risk assessment in the Chesb Watershed, Zanjan Province. The sensitivity map generated by the SVM provided valuable insights into the areas prone to landslides. According to the sensitivity map, approximately 30.63% of the watershed area fell into the very low sensitivity class, indicating a lower likelihood of landslides in these areas. The low sensitivity class covered 17.82% of the area, suggesting a relatively lower risk of landslides. The moderate sensitivity class covered 15.43% of the area, indicating a medium level of landslide risk. The high sensitivity class encompassed 17.33% of the area, reflecting a considerable risk of landslides. Lastly, the very high sensitivity class covered 18.5% of the area,

representing the highest risk of landslides. The efficiency of the SVM model was also evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, and the area under the ROC curve (AUC) in the validation phase was found to be 0.874. This AUC value indicates a very good capability of the model in classifying and identifying landslide-prone areas in the Chesb catchment area. These findings were consistent with previous research on landslides and demonstrated the effectiveness of the SVM model in identifying landslide-prone areas. The sensitivity map derived from the model can be instrumental in land-use planning, disaster risk management, and decision-making processes aimed at minimizing the impact of landslides.

Conclusion

Landslides occur when masses of soil, rocks, and debris rapidly move downhill under the influence of gravity. It can be triggered by various factors, including heavy rainfall, seismic activities, slope instability, geological conditions, and human activities. Landslides can result in devastating consequences such as loss of life, property damage, disruption of transportation networks, and ecological disturbances. To address these challenges, landslide risk assessment provides a systematic framework for evaluating the likelihood and potential consequences of landslides in a given area. It involves the identification and analysis of key factors contributing to landslide occurrence, such as slope characteristics, geological formations, land use patterns, rainfall patterns, and human activities. By integrating these factors into a comprehensive risk assessment methodology, stakeholders can better understand the vulnerability of areas and populations at risk and develop appropriate strategies and measures to mitigate and manage landslide hazards. The research identified the most influential factors in landslides occurrence and developed a sensitivity map using a SVM. The findings highlighted the areas with varying levels of sensitivity to landslides, ranging from low to very high. These results can inform land-use planning strategies, allowing policymakers and stakeholders to better manage and mitigate the risk of landslides in the study area. The outcomes of this study contribute to the broader knowledge on landslides and provide valuable insights for disaster risk reduction efforts in the Chesb Watershed. The obtained sensitivity map can guide land managers, decision-makers, and authorities in implementing appropriate mitigation measures and ensuring the safety of the population and infrastructure in the area.

Keywords: Landslide sensitivity, Modeling, landslide risk, Chesb Watershed

Article Type: Research Article

Acknowledgement

The authors of this article express their gratitude and thanks to the Research Support Fund of the Presidency Institution, which provided the financial source for the research, as well as to the General Directorate of Natural Resources and Watershed Management of Zanjan Province, which collaborated in providing the necessary information.

Conflicts of interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Data availability statement

All information and results are presented in the text of the article.

Authors' contribution

Ghobad Rostamizad: Conceptualization, performing software/statistical analysis, writing the initial version of the article; **Ali Dastranj:** guiding, editing, and revising the article, controlling the results.

*Corresponding Author, E-mail: gh.rostamizad@areeo.ac.ir

Citation: Rostamizad, Gh., & Dastranj, A. (2024). Evaluating the sensitivity of the landslide event using the support vector machine algorithm. *Water and Soil Management and Modeling*, 4(4), 299-312.
DOI: 10.22098/mmws.2023.13934.1379

Received: 11 November 2023, Received in revised form: 9 December 2023, Accepted: 27 December 2023, Published online: 27 December 2023

Water and Soil Management and Modeling, Year 2024, Vol. 4, No. 4, pp. 299-312

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





ارزیابی حساسیت رخدادهای زمین لغزش با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

قباد رستمی زاد^{۱*}، علی دسترنج^۲

^۱ 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
^۲ استادیار، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان خراسان رضوی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خراسان رضوی، ایران

چکیده

زمین لغزش یکی از بلایای طبیعی پیش روی انسان است که با توجه به این که نسبت به سایر بلایای طبیعی مدیریت پذیرتر هستند، شناخت این بلایا در راستای جلوگیری از خسارات ناشی از آن از اهمیت زیادی برخوردار است. از این رو، تحقیق حاضر به منظور تعیین مهم ترین عوامل مؤثر در وقوع زمین لغزش، ارزیابی حساسیت و خطر زمین لغزش در حوزه آبخیز چسب در استان زنجان انجام گرفت. برای انجام این مطالعه ابتدا از طریق مطالعات کتابخانه ای و بازدید صحرایی اقدام به شناخت و جمع آوری عوامل مؤثر بر وقوع زمین لغزش شد. سپس لایه های اطلاعاتی 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، شاخص انحنای دامنه، کاربری اراضی، شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و بارش در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی تهیه شد. طی بررسی های میدانی و ارزیابی مطالعات قبلی پیرامون زمین لغزش، در مجموع ۸۱ مورد زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد. جهت مدل سازی خطر زمین لغزش از ۷۰ درصد نقاط لغزشی برای آموزش مدل و ۳۰ درصد به منظور اعتبارسنجی مدل استفاده شد. در ادامه، به کمک مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) نقشه حساسیت وقوع زمین لغزش تهیه شد. نتایج نشان داد ۳۰/۶۳ درصد مساحت حوزه آبخیز در کلاس حساسیت خیلی کم، ۱۷/۸۲ درصد در کلاس حساسیت کم، ۱۵/۴۳ درصد در کلاس حساسیت متوسط، ۱۷/۳۳ درصد در کلاس حساسیت زیاد و ۱۸/۵ درصد از سطح منطقه در کلاس حساسیت خیلی زیاد قرار گرفته است. کارایی مدل ماشین بردار پشتیبان نیز با استفاده از منحنی ROC مورد ارزیابی قرار گرفت که میزان مساحت سطح زیر منحنی (AUC) در مرحله اعتبارسنجی ۰/۸۷۴ به دست آمد. این مقدار سطح زیر منحنی حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین لغزش در حوزه آبخیز چسب است. نتایج این مطالعه به پیشرفت دانش در مورد زمین لغزش کمک می کند و دیدگاه های ارزشمندی را برای تلاش ها در جهت کاهش خطر بلایا در حوزه آبخیز چسب ارائه می دهد. نقشه حساسیت به دست آمده می تواند مدیران، تصمیم گیران و مسئولان را در اجرای اقدامات مناسب و اطمینان از ایمنی جمعیت و زیرساخت های منطقه راهنمایی کند.

واژه های کلیدی: حساسیت زمین لغزش، حوزه آبخیز چسب، ریسک زمین لغزش، مدل سازی

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: gh.rostamizad@areeo.ac.ir

استناد: رستمی زاد، قباد و دسترنج، علی (۱۴۰۳). ارزیابی حساسیت رخداد زمین لغزش با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان. *مدل سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۴)، ۳۱۲-۲۹۹.

DOI: 10.22098/mmws.2023.13934.1379

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۲۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۹/۱۸، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۰۶، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۰/۰۶

مدل سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۴، صفحه ۲۹۹ تا ۳۱۲

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

زمین‌لغزش‌ها به‌عنوان یکی از بلاهای طبیعی رایج، تهدید جدی برای ایمنی افراد به‌وجود می‌آورند (Nadim et al., 2006; Assilzadeh et al., 2010; Froude and Petley, 2018). آن‌جا که زمین‌لغزش‌ها نسبت به سایر بلاهای دارای قابلیت پیش‌تری برای مدیریت هستند، شناخت این پدیده در جهت جلوگیری از خسارات از اهمیت زیادی برخوردار است (Mohamadi and Sasanpour, 2021). در مطالعه‌ای، Petley (2012) اظهار داشته است که خسارت‌های وارده از زمین‌لغزش‌ها در سرا سر جهان، به خصوص در آسیا شدت بالایی دارند که بشر قبلاً از تأثیر این نوع فاجعه غافل بوده است. بنابراین، شناخت مناطق مستعد زمین‌لغزش عملکرد اساسی در هشدار زود هنگام بوده و به تصمیم‌گیران در برنامه‌ریزی استفاده از زمین و مدیریت منابع کمک می‌کند و خسارات ناشی از فاجعه را کاهش می‌دهد (Arabameri et al., 2020; Zali and Shahedi, 2021).

در دهه‌های اخیر، مطالعات متعددی دربارهٔ پیش‌بینی و ارزیابی خطر زمین‌لغزش انجام شده است (Aleotti and Chowdhury, 1999; Guzzetti et al., 2005; Ayalew and Yamagishi, 2005; Arabameri et al., 2017; Zhou et al., 2020). این مطالعات روش‌های مختلفی را برای پیش‌بینی و ارزیابی خطر زمین لغزش ارائه کرده‌اند، از جمله روش‌های مبتنی بر دانش فیزیکی و داده (Corominas et al., 2013; Li et al., 2017; Reichenbach et al., 2018). در واقع، هر رویکرد مزایا و محدودیت‌های خود را دارد. به‌عنوان مثال، روش‌های مبتنی بر دانش فیزیکی اغلب شبه کمی یا کیفی در حالی که روش‌های مبتنی بر داده کمی هستند که نیاز به محاسبات پیچیده برای پردازش دارند. به‌طور کلی، روش‌های مبتنی بر داده نسبت به سایر روش‌ها قابلیت پیش‌بینی دقیق‌تری را دارند و برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش در مناطقی که داده‌های ژئوتکنیکی کافی وجود ندارد، مناسب‌تر است (Guzzetti et al., 2005; Corominas et al., 2013; Furlani and Ninno, 2015; Li et al., 2017; Zhu et al., 2019).

در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری ماشین در پردازش داده‌های جغرافیایی نقش مهمی را ایفا کرده‌اند. برای مثال، الگوریتم‌های مبتنی بر داده مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)، جنگل‌های تصادفی (RF) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) در نقشه‌برداری منابع زمین (Lee et al., 2017) و مواد معدنی در زمین‌شناسی (Wu et al., 2018) به کار گرفته شده‌اند که نتایج بررسی‌ها نشان‌دهندهٔ عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی است. الگوریتم SVM در تحلیل احتمال وقوع زمین‌لغزش و پیش‌بینی خطر آن نیز استفاده شده است. به‌عنوان مثال الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی مناطق رانش زمین در

منطقه‌ای حساس به زمین‌لغزش واقع در اطراف کوه باتور، بالی، اندونزی استفاده شد. نتایج این بررسی نشان داد الگوریتم SVM صحتی بیش از ۸۴ درصد را در تشخیص مناطق لغزش داشته و در مجموع زمین‌لغزش‌ها به میزان ۲۵/۲۹ کیلومتر مربع در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد (Suyarto et al., 2023). پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری در بخشی از حوزه آبخیز هراز، ایران مورد ارزیابی قرار گرفت (Sepahvand and Beiranvand, 2024). نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین صحت قابل قبولی در پهنه‌بندی خطر ریسک زمین لغزش دارند. در مطالعه‌ای دیگر مدل SVM با راهبردهای یادگیری فعال ترکیب شد تا صحت پهنه‌بندی زمین‌لغزش بهبود یابد (Wang and Brenning, 2021). همچنین، Pham et al. (2019) توانایی پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش با استفاده از SVM را با الگوریتم‌های بیزی مقایسه کرده‌اند. نتایج این مطالعه نشان داد که SVM یک روش مؤثر و قابل اعتماد برای مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش در مقایسه با الگوریتم‌های بیزی آزمایش شده است. بنابراین، این مطالعات نشان‌دهندهٔ اثربخشی SVM در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش و بررسی حساسیت آن هستند.

حوزه آبخیز چسب به دلیل شرایط زمین‌شناسی، اقلیمی و فعالیت‌های انسانی دارای پتانسیل وقوع زمین‌لغزش است. براساس داده‌های تهیه شده از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان زمین‌لغزش‌های رخ داده در منطقه موجب تخریب زیر ساخت‌های موجود از قبیل جاده‌های عشاری و باغات منطقه شده است. بنابراین، پژوهش حاضر با هدف تعیین مناطق حساس به وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان و در نهایت ارزیابی عملکرد این مدل جهت تعیین حساسیت منطقه به رخداد زمین‌لغزش انجام شد. نتایج حاصل از این پژوهش جهت برنامه‌ریزی برای کاهش خسارات ناشی از وقوع زمین‌لغزش و برنامه‌های توسعه‌ای منطقه می‌تواند مورد استفاده مسئولان و تصمیم‌گیران قرار بگیرد.

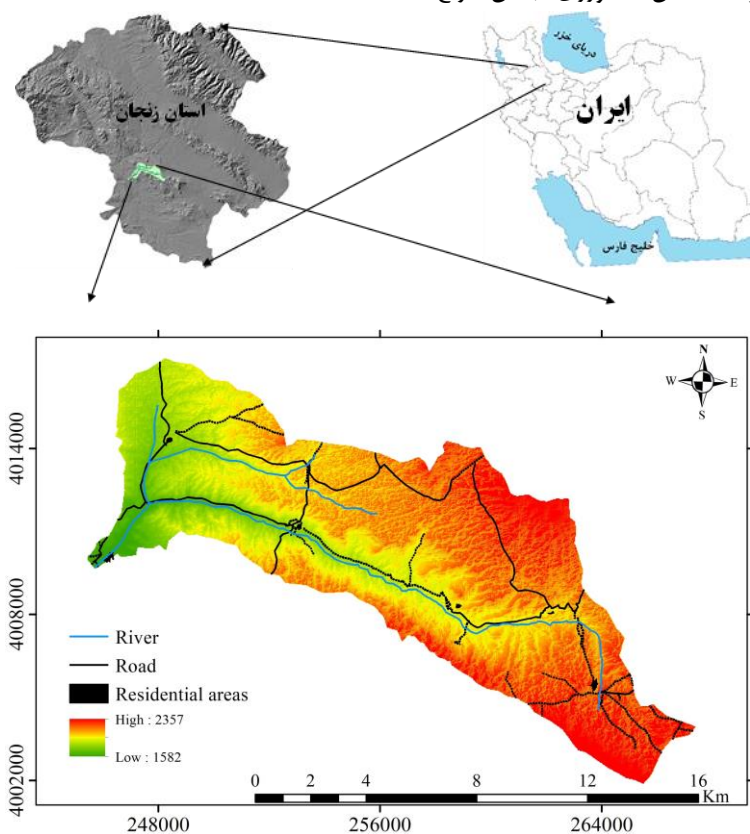
۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز چسب در بین طول‌های جغرافیایی ۳۶/۱۳ تا ۳۶/۲۷ درجه و عرض‌های 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 و حداقل ارتفاع حوزه آبخیز به ترتیب برابر با ۲۳۵۷ و ۱۴۴۹ متر است. مناطق مسکونی نکتو، چسب، قلقاتی، سراب و گوران، گلججه، چراغ مزرعه، سرین‌دره و آق‌بلاغ سفلی در داخل حوزه آبخیز قرار دارند.

مناطق مسکونی و باغ هستند. نوع اقلیم حوزه آبخیز بر اساس مدل دو مارتن نیمه خشک و بر اساس مدل آمبرژه نیمه خشک سرد است. تحولات زمین شناسی این حوضه از دوران پرکامبرین تا زمان حال را در شامل می شود و به علت اثر نیروهای تکتونیکی در محدوده کوهستانی حوضه، انواع گسل ها شکل گرفته است (Rostamizad, 2023). همچنین، از نظر لیتولوژی از سنگ های آندزیتی، بازالتی، آهکی، ماسه سنگ، دولومیت، مارن و آبرفت های عصر حاضر تشکیل شده است.

متوسط بارندگی سالانه در حوزه آبخیز ۴۰۳ میلی متر است که مقدار این بارش ها از حداقل ۲۷۴ میلی متر در پایین ترین نقطه تا ۶۲۴ میلی متر در بلندترین نقطه تغییر می کند. محدوده مورد مطالعه از نقطه نظر زمین شناسی ساختاری در پهنه تپه های سعید آباد- کرسف از تقسیمات نقشه چهارگوش زنجان قرار دارد که خود در زون ایران مرکزی واقع است. این پهنه سنگ های کمی دگرگون شده مربوط به دوره کرتاسه تا نهشته های کواترنر را در بر داشته و بر اثر چین خوردگی و گسل بالا آمدگی یافته است. کاربری های عمده در این حوضه شامل کشاورزی، جنگل، مرتع،



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز چسب در استان زنجان و ایران
Figure 1- Location of Chesb Watershed in Zanjan Province, Iran

از این تعداد ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد به منظور اعتبارسنجی مدل استفاده شد.

۲-۲-۲- تهیه لایه عوامل مؤثر بر وقوع زمین لغزش
در این مطالعه عوامل شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی، زمین شناسی، شبکه زهکشی (فاصله از رودخانه)، جاده (فاصله از جاده)، گسل (فاصله از گسل)، شاخص های توپوگرافیک (شاخص توان رودخانه (SPI)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و شاخص طول شیب (LS)، شاخص های ژئومورفولوژیک (شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI) و شاخص انحنای سطح (Curvature index)، کاربری اراضی،

۲-۲- روش تحقیق

۲-۲-۱- تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش

یکی از مهم ترین مراحل ارزیابی خطر زمین لغزش، شناسایی و تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش های موجود حوضه است. بدین منظور ابتدا با استفاده از داده های تهیه شده از اداره کل منابع طبیعی استان زنجان لایه زمین لغزش های منطقه مورد مطالعه استخراج شد. سپس از طریق انجام بازدید میدانی در حوضه و با استفاده از تصاویر ماهواره ای Google Earth اقدام به اصلاح این نقشه شد و در ادامه نقشه پراکنش زمین لغزش ها به صورت نقطه ای تهیه شد (شکل ۲). در نهایت، ۸۱ زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد که

در رابطه (۴)، P تعداد پیکسل اطراف و ZMd میانگین تفاضل هشت پیکسل اطراف هر پیکسل است.

۳-۲-۲- پهنه‌بندی خطر زمین لغزش

پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) انجام شد. این مدل یکی از مدل‌های یادگیری ماشین نظارت شده است که به منظور 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 ماشین بردار پشتیبان پس از تحلیل بین متغیرهای مستقل و وابسته (واستجی)، داده‌ها را به گروه‌های متمایزی تقسیم می‌کند. در الگوریتم SVM، هر نمونه داده را به‌عنوان یک نقطه در فضای n بعدی روی نمودار پراکنده‌گی داده‌ها ترسیم کرده (n تعداد ویژگی‌هایی است که یک نمونه داده دارد) و مقدار هر ویژگی مربوط به داده‌ها، یکی از مؤلفه‌های مختصات نقطه روی نمودار را مشخص می‌کند. ایده اصلی این الگوریتم به‌صورت یک طبقه‌بندی دوتایی با استفاده از نقاط آموزشی است که فضای ورودی اصلی را به یک فضای با ابعاد بالاتر، جهت یافتن یک ابر صفحه مطلوب تبدیل می‌کند. نقاط آموزشی که نزدیک به صفحه مطلوب است، پشتیبان بردار نامیده می‌شود. هنگامی که سطح تصمیم به دست آمد، می‌توان از آن جهت برآورد داده‌های جدید استفاده کرد (Suyarto et al., 2023). در این مطالعه به‌منظور استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان از نرم‌افزار modEco و الگوریتم SVR استفاده شده است.

۴-۲-۲- ارزیابی کارایی مدل‌ها

جهت سنجش کارایی و ارزیابی مدل برای پهنه‌بندی خطر زمین لغزش از نمودار مشخصه عملکرد (ROC)^۱ استفاده شد. در این منحنی ایده‌آل‌ترین مدل، دارای بیش‌ترین سطح زیر منحنی (AUC)^۲ است و مقادیر AUC از ۰/۵ تا یک متغیر است. چنانچه مدلی نتواند رخداد لغزشی را بهتر از دیدگاه احتمالی (تصادفی) تخمین زند مقدار AUC آن ۰/۵ است و زمانی که منحنی ROC، سطح زیر منحنی برابر با یک داشته باشد بیان‌گر بهترین صحت نقشه‌های پهنه‌بندی تهیه شده است. همبستگی کمی-کیفی سطح زیر منحنی و ارزیابی تخمین به‌صورت جدول ۱ است (Yarahmadi et al., 2023)

شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و خطوط هم‌بارش جهت بررسی مناطق حساس به زمین لغزش انتخاب شدند. این عوامل حاصل نظرات کارشناسی و انجام مروری بر منابع در زمینه مدل‌های مختلف انتخاب شدند.

نقشه کاربری منطقه مورد مطالعه با استفاده از سامانه Google Earth Engine و از طریق الگوریتم‌های مختلف صحت‌سنجی شد (Rostamizad et al., 2022). علاوه بر این، از طریق بازدید میدانی و به‌خصوص تصاویر ماهواره‌ای Google Earth اصلاح شد. لایه‌های شیب، جهت شیب و طبقات ارتفاعی با استفاده از مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک زمینی ۱۲/۵ متر و نرم‌افزار ArcGIS10.8 تهیه شد. از لایه‌های زمین‌شناسی و گسل‌های منطقه نیز بر اساس نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ حلب استفاده شد. از تابع فاصله اقلیدسی برای آماده‌سازی فاصله از گسل، فاصله از جاده و فاصله از آبراهه در محیط نرم‌افزار ArcGIS10.8 استفاده شد. نقشه بارش با استفاده از داده‌های بارش ایستگاه‌های سینوپتیک و باران‌سنجی که داخل و نزدیک به منطقه مورد مطالعه واقع شدند، استخراج شد. شاخص NDVI با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ در محیط Google Earth Engine، به دست آمد. نقشه جاده‌های منطقه از نقشه جاده‌های استان استخراج شد. از طریق بازدیدهای میدانی و تصاویر ماهواره‌ای Google Earth، اصلاح شد. شاخص توان آبراهه (SPI) از رابطه (۱) و با توجه به دستور raster calculator در محیط نرم‌افزار ArcGIS10.8 محاسبه شد (Azimpour Moghadam, 2015).

$$SPI = A_s \tan \beta \quad (1)$$

در رابطه بالا، A_s مساحت حوزه آبخیز و $\tan \beta$ مقدار شیب منطقه در هر پیکسل است. شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) از رابطه (۲) در محیط نرم‌افزار SAGA GIS، تهیه شد (Dastranj and Karimi, 2022).

$$TWI = \ln a / \tan \beta \quad (2)$$

در رابطه فوق، α زهکش شیب بالاست در واحد طول و β شیب منطقه‌ای است. شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) طبق رابطه (۳) محاسبه شد (Emadodin et al., 2021).

$$TPI = Z_0 - \sum_{n-1} Z_n / n \quad (3)$$

در آن، Z_0 ارتفاع نقطه تحت ارزیابی، Z_n ارتفاع از شبکه و n تعداد کل نقاط اطراف در نظر گرفته شده در ارزیابی. شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI) از رابطه (۴) محاسبه شد (Esfandiary Darabad et al., 2020):

$$TRI = \sqrt{\sum 8p} = 1ZMd \quad (4)$$

² Area under the curve

¹ Receiver operating characteristic

اطلاعات اخذ شده از اداره کل منابع طبیعی استان زنجان که به کمک تفسیر عکس هوایی ۱:۲۰۰۰۰ سال ۱۳۴۲ استخراج شد، که این داده‌ها از طریق بازدیدهای میدانی و تصاویر ماهواره‌ای Google Earth، اصلاح شد و نقاط لغزش جدیدی شناسایی و به داده‌های قبلی افزوده شد. سپس برای صحت‌سنجی و اطمینان از موقعیت درست این زمین‌لغزش‌ها طی چند مرحله بازدیدهای میدانی از منطقه انجام شد تا موقعیت مکانی زمین‌لغزش‌ها بررسی شود. طی این بازدیدها مشخص شد که در نقشه ارائه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان زنجان، اکثر زمین‌لغزش‌ها مشخص نشده بود. بنابراین، در کل تعداد ۸۱ نقطه زمین‌لغزش در منطقه مشخص شد و از این طریق نقشه نهایی پراکنش زمین‌لغزش‌ها تهیه شد (شکل ۲-الف).

جدول ۱- ارزیابی صحت مدل متناسب با سطوح مختلف زیر منحنی (AUC)

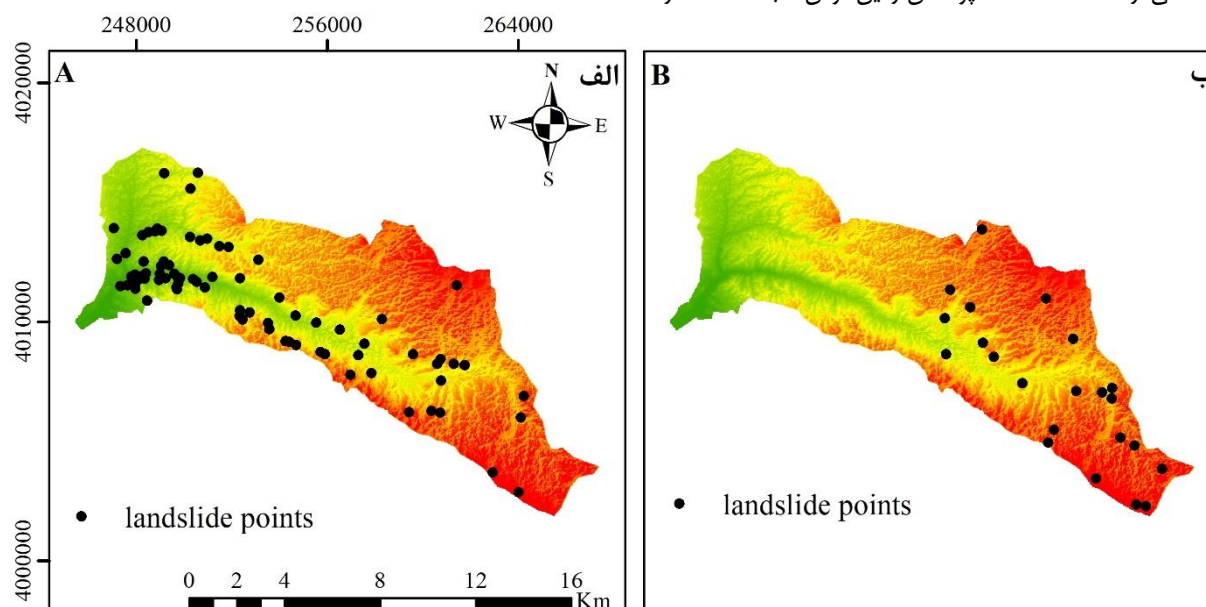
Table 1- Evaluation of the accuracy of the alternative model with different Area Under the Curve (AUC)

Id	AUC	Accuracy
1	0.9-1	Excellent
2	0.8-0.9	very good
3	0.7-0.8	Good
4	0.6-0.7	medium
5	0.5-0.6	weak
6	<0.5	Unreliable

۳- نتایج و بحث

۳-۱- تهیه نقشه پراکنش زمین‌لغزش

زمین‌لغزش‌های ثبت شده توسط اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان در شکل (۲-ب) ارائه شده است. بخشی از اطلاعات نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها با استفاده از



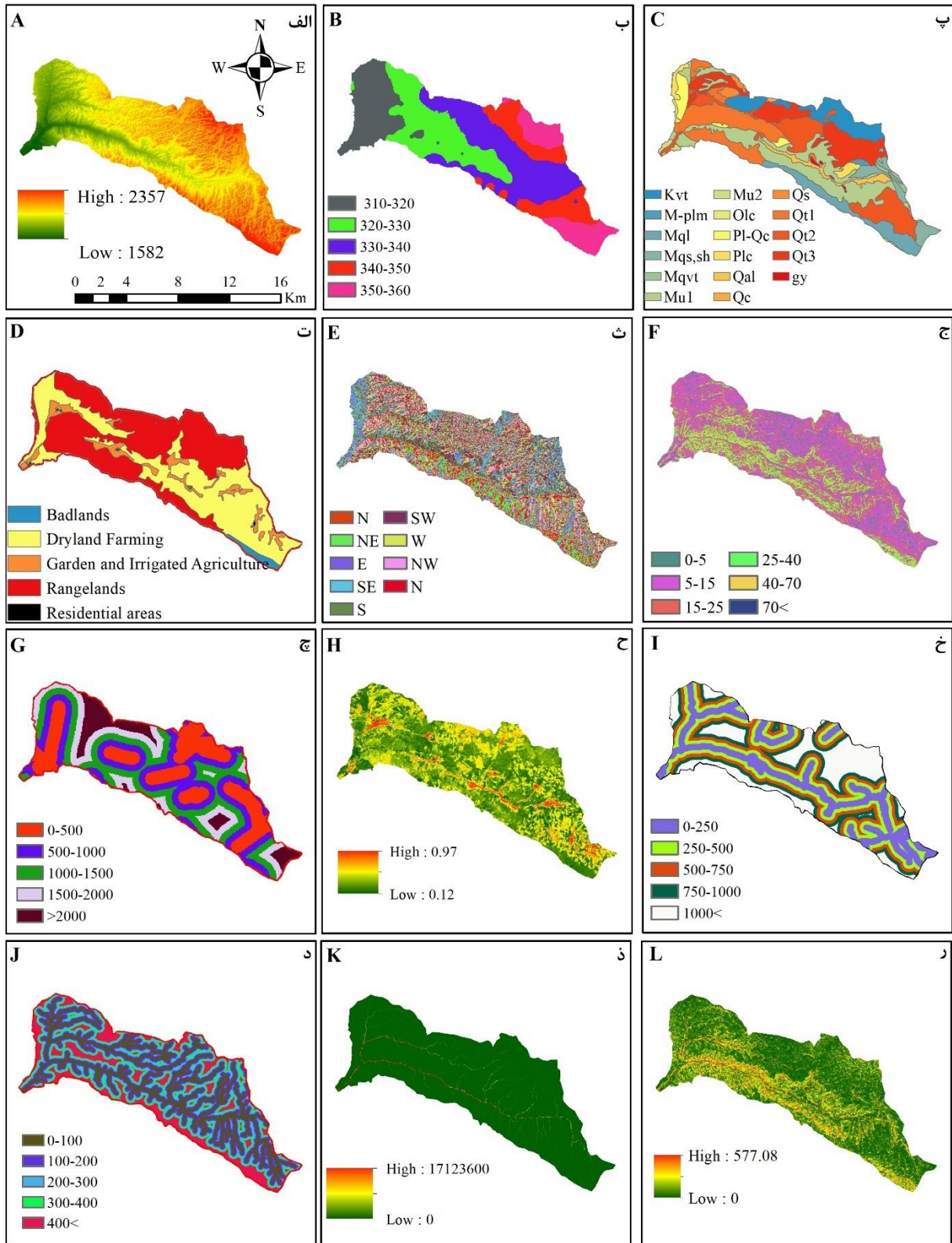
شکل ۲- نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها در منطقه مورد مطالعه تهیه شده توسط نویسنده (الف) و تهیه شده توسط اداره کل منابع طبیعی استان زنجان (ب)

Figure 2 - Landslides distribution map in the study area Prepared by the author (A), and Prepared by the General Department of Natural Resources and Watershed Management of Zanjan Province (B)

(TWI) و شاخص طول شیب (LS)، شاخص‌های ژئومورفولوژیک (شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI) و شاخص انحنا سطح (Curvature index)، کاربری اراضی، خطوط هم‌دما و خطوط هم‌بارش به‌عنوان عوامل مؤثر در رخداد زمین‌لغزش در منطقه شناسایی و اقدام به تهیه و برآورد آن‌ها شد (شکل ۳).

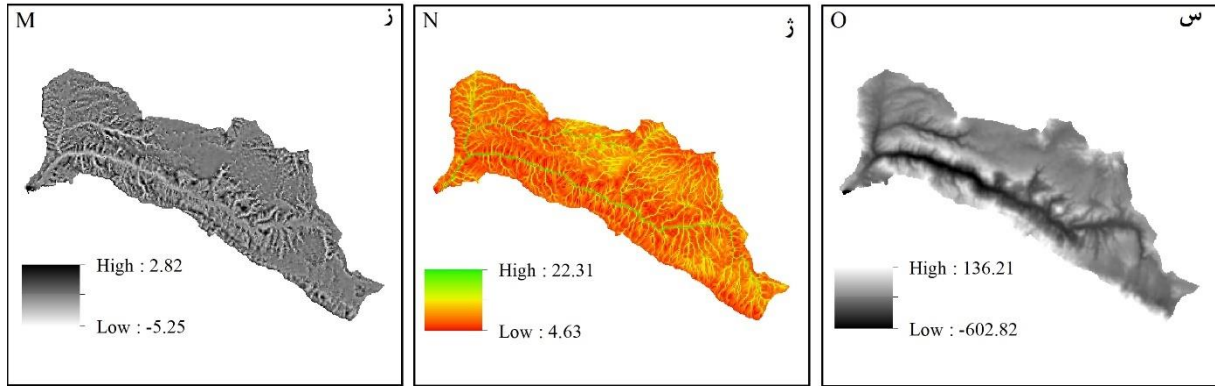
۳-۲- تهیه لایه‌های مؤثر در رخداد زمین‌لغزش

در ادامه، اطلاعات شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی، زمین‌شناسی، شبکه زهکشی (فاصله از رودخانه، تراکم آبراهه)، جاده (فاصله از جاده، تراکم جاده)، گسل (فاصله از گسل، تراکم گسل)، واحدهای مورفولوژیکی، شاخص‌های توپوگرافیک (شاخص توان رودخانه (SPI)، شاخص رطوبت توپوگرافی



شکل ۳- لایه‌های مؤثر در رخداد زمین‌لغزش، الف) مدل رقومی ارتفاع، ب) نقشه هم‌باران جهت شیب، پ) زمین‌شناسی، ت) کاربری اراضی، ث) جهت شیب، ج) شیب، چ) فاصله از گسل، ح) $NDVI$ ، خ) فاصله از جاده، د) فاصله از رودخانه، ذ) SPI ، ر) طول شیب.

Figure 3- Effective layers in the landslide occurrence. A) DEM, B) Precipitation, C) Geology, D) Landuse, E) Aspect, F) Slope, G) Distance of faults, H) $NDVI$, I) Distance of Road, J) Distance of Revers, K) SPI , L) LS

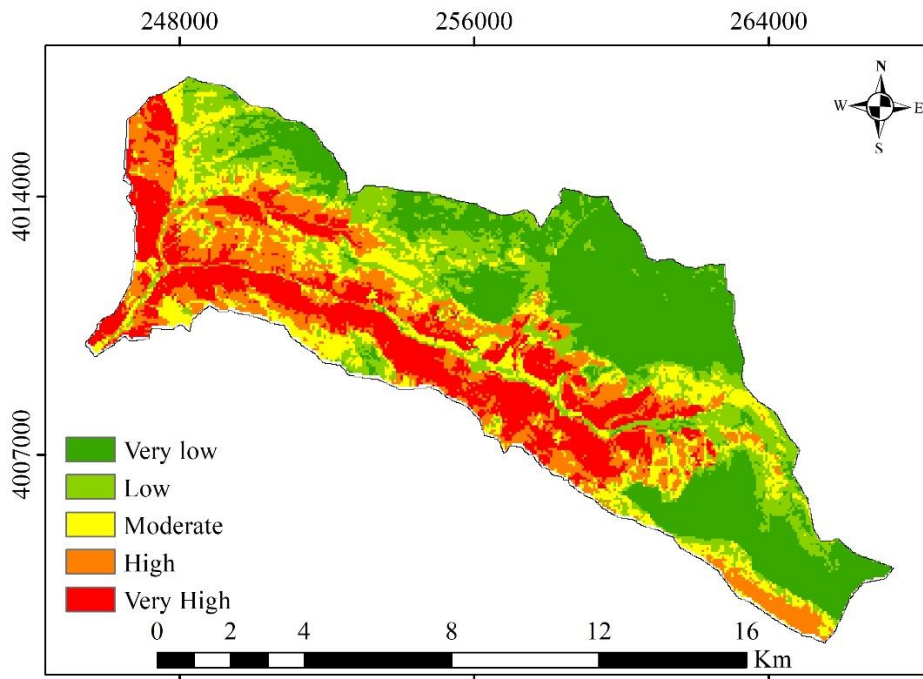


ادامه شکل ۳- لایه‌های موثر در رخداد زمین لغزش، (ز انحنای دامنه، (ز TWI، (س TPI
Continued Figure 3- Effective layers in the landslide occurrence. M) curvature, N) TWI, O) TPI

۳-۳- پهنه‌بندی خطر زمین لغزش

در این مطالعه شدت خطر زمین لغزش حوضه با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) تهیه شد. پس از تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان، نقشه حاصله با استفاده از نقاط عطف (شکست طبیعی) منحنی

تجمعی فراوانی پیکسل‌ها به پنج کلاس خطر طبقه‌بندی شد (شکل ۴). با استفاده از این مدل، منطقه مورد مطالعه از لحاظ پتانسیل خطر زمین لغزش در پنج کلاس با شدت‌های خطر خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی شد (جدول ۲).



شکل ۴- شدت خطر زمین لغزش با مدل ماشین بردار پشتیبان حوزه آبخیز چسب
Figure 4- Landslide risk intensity with the support machine model of the Chesb Watershed

جدول ۲- توزیع کلاس‌های خطر زمین لغزش با روش مدل ماشین بردار پشتیبان حوزه آبخیز چسب

Table 2- Distribution of landslide risk classes using the vector machine model method of the Chesb Watershed

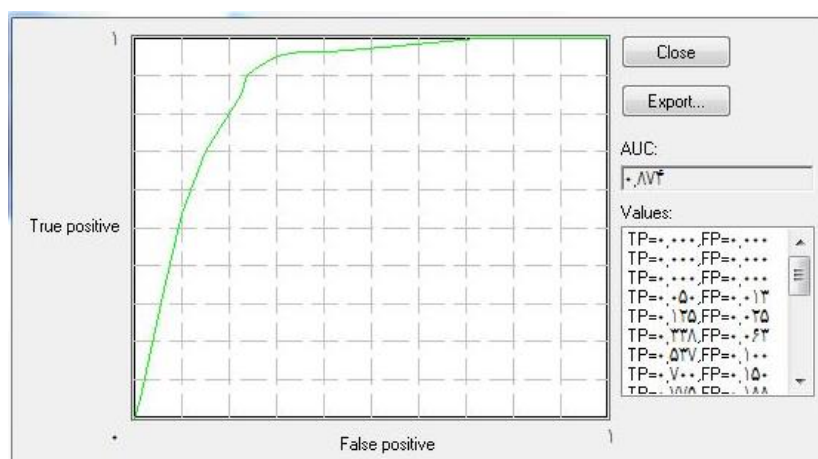
Id	Class	Pixel No.	Area (ha)	Area (%)
1	very low	9815	3710.83	30.63
2	Low	5710	2158.82	17.82
3	medium	5039	1905.13	15.73
4	High	5553	2099.46	17.33
5	very high	5927	2240.86	18.50
Total			12115.11	100

مسیرهای عبور خطوط انتقال برق و راه‌های ارتباطی، مشرف به رودخانه و شیب نسبتاً زیاد واقع شده‌اند. در نتیجه با توجه به وجود عناصر در معرض خطر در منطقه بیش‌تر منطقه دارای خطر کم و خیلی خیلی کم است.

۳-۴- ارزیابی کارایی مدل

برای ارزیابی نتایج مدل از منحنی ROC استفاده شد. نتایج حاصل از ارزیابی مدل ماشین بردار پشتیبان با استفاده از روش منحنی ROC در شکل ۳ نشان داده شده است. میزان مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC برای این مدل معادل ۰/۸۷۴ به‌دست آمد که حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب است (شکل ۵).

بر اساس نتایج به‌دست آمده از این مدل ۳۰/۶۳ درصد مساحت حوزه در کلاس حساسیت خیلی کم، ۱۷/۸۲ درصد در کلاس حساسیت کم، ۱۵/۴۳ درصد در کلاس حساسیت متوسط، ۱۷/۳۳ درصد در کلاس حساسیت زیاد و ۱۸/۵ درصد از سطح منطقه در کلاس حساسیت خیلی زیاد، قرار گرفته است. بنابراین، با توجه به نقشه خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب، می‌توان گفت حدود ۶۵ درصد از سطح حوزه آبخیز در کلاس با خطر خیلی کم، کم و متوسط واقع شده است که این مناطق عمدتاً در بخش‌های مسطح و کاربری زراعت دیم قرار دارند. از طرفی دیگر، حدود ۳۵ درصد از سطح حوزه در کلاس خطر زیاد و خیلی زیاد واقع شده است که این بخش‌ها در مناطق عمدتاً با کاربری زراعت آبی و باغ،



شکل ۵- منحنی ROC و مقدار AUC محاسبه شده برای ارزیابی عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان

Figure 5- ROC curve and AUC value calculated to evaluate the performance of the support vector machine model

زمینه مدل‌های مختلف هست (Afifi et al., 2021; Emadodin et al., 2021; Shano et al., 2021; Tyagi et al., 2021; Dastranj and Karimi, 2022). در حوزه آبخیز چسب شرایط ناهمواری‌ها، ژئومورفولوژیک و عوامل تشدیدکننده انسانی مانند تغییر کاربری و راه‌های روستایی بستر مناسبی را برای وقوع زمین‌لغزش به‌وجود آورده است. بر همین اساس به کمک مدل یادگیری ماشین، مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نقشه حساسیت وقوع زمین‌لغزش تهیه شد. این روش جز روش‌های کمی تعیین حساسیت هست و از مدل‌هایی هست که در دهه اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته و توسط پژوهش‌گران در نقاط مختلف دنیا مورد استفاده قرار گرفته است.

بر اساس نتایج به‌دست آمده از این مدل ۳۰/۶۳ درصد مساحت حوزه در کلاس حساسیت خیلی کم، ۱۷/۸۲ درصد در کلاس حساسیت کم، ۱۵/۴۳ درصد در کلاس حساسیت متوسط، ۱۷/۳۳

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش به‌منظور ارزیابی پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب در استان زنجان ابتدا از طریق مطالعات کتابخانه‌ای و بازدید صحرایی اقدام به شناخت و جمع‌آوری عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش شد و سپس لایه‌های اطلاعاتی شامل شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی، زمین‌شناسی، شبکه زهکشی (فاصله از رودخانه)، جاده (فاصله از جاده)، گسل (فاصله از گسل)، شاخص‌های توپوگرافیک (شاخص توان رودخانه (SPI)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و شاخص طول شیب (LS)، شاخص‌های ژئومورفولوژیک (شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI) و شاخص انحنای سطح، کاربری اراضی، شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و بارش در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، تهیه شد. این عوامل حاصل نظرات کارشناسی و انجام مروری بر منابع در

سیاسگزاری

نویسندگان مقاله از صندوق حمایت از پژوهش‌گران و فناوران کشور که تأمین‌کننده منبع مالی پژوهش بودند و از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان زنجان که در تهیه اطلاعات لازم همکاری نمودند، تقدیر و تشکر می‌نمایند.

تضاد منافع نویسندگان

این مقاله مستخرج از پروژه تحقیقاتی تحت حمایت مالی صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور است.

دسترسی به داده‌ها

همه اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه شده است.

مشارکت نویسندگان

قباد رستمی‌زاد: مفهوم‌سازی، انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری/آماري، نگارش نسخه اولیه مقاله؛ علی دسترنج: ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج.

منابع

- اسفندیاری درآباد، فریبا، رحیمی، مسعود، نویدفر، اصغر، و مهرورز، ارسلان (۱۳۹۹). ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی: جاده حیران- استان اردبیل). *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۹(۳)، ۱۸-۳۳. doi: 10.22034/GMPJ.2020.122210
- حلاجی، مریم، زنگنه اسدی، محمد علی، و امیراحمدی، ابوالقاسم (۱۳۹۹). ارزیابی کارایی مدل‌های پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در آبخیز بار نیشابور. *پژوهش‌های آبخیزداری*، ۱۲۷، ۲۰-۳۰. doi: 10.22092/wmej.2019.126950.1241
- دسترنج، علی، و کریمی سنگچینی، ابراهیم (۱۴۰۱). پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با الگوریتم یادگیری ماشین پیشینه آنتروپی (حوزه آبخیز بار نیشابور). *پژوهش‌های دانش زمین*، ۱۱۳(۳)، ۹۶-۷۶. doi: 10.48308/estj.2022.102965
- رستمی‌زاد، قباد (۱۴۰۲). ارزیابی پتانسیل و خطر زمین‌لغزش در استان زنجان (منطقه مورد مطالعه: حوزه آبخیز چسب). طرح تحقیقاتی تحت حمایت صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور. ۱۲۳ صفحه.
- رستمی‌زاد، قباد، خان‌بابایی، زهرا، و طهمورث محمد (۱۴۰۱). ارزیابی صحت الگوریتم‌های طبقه‌بندی نظارت شده برای استخراج نقشه کاربری اراضی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز تهم). *پژوهش‌های فرسایش محیطی*، ۱۲(۴)، ۱۴۱-۱۵۷. doi: 20.1001.1.22517812.1401.12.4.7.8

درصد در کلاس حساسیت زیاد و ۱۸/۵ درصد از سطح منطقه در کلاس حساسیت خیلی زیاد، قرار گرفته است. بنابراین با توجه به نقشه خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب، می‌توان گفت حدود ۶۵ درصد از سطح حوزه آبخیز در کلاس با خطر خیلی کم، کم و متوسط واقع شده است که این مناطق عمدتاً در بخش‌های مسطح و کاربری زراعت دیم قرار دارند. از طرف دیگر حدود ۳۵ درصد از سطح حوزه آبخیز در کلاس خطر زیاد و خیلی زیاد واقع شده است که این بخش‌ها در مناطق عمدتاً با کاربری زراعت آبی و باغ، مسیرهای عبور خطوط انتقال برق و راه‌های ارتباطی، مشرف به رودخانه و شیب نسبتاً زیاد واقع شده‌اند. در نتیجه با توجه به وجود عناصر در معرض خطر در منطقه بیش‌تر منطقه دارای خطر کم و خیلی خیلی کم است. دلیل آن عدم وجود تأسیسات مهم، کارخانه‌های بزرگ، اتوبان، سازه‌های مهم، مجتمع تفریحی بزرگ و پراکندگی مراکز جمعیتی و روستاها و در این حوضه هست. هم‌چنین، این امر به تمرکز کارهای مدیریتی در بخش‌های که دارای خسارت زیاد و خیلی هستند متمرکز شوند و باعث کاهش اتلاف وقت و هزینه می‌شود. کارایی مدل ماشین بردار پشتیبان نیز با استفاده از منحنی ROC مورد ارزیابی قرار گرفت که میزان مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله اعتبار سنجی ۰/۸۷۴ به دست آمد. این مقدار سطح زیر منحنی (ROC) حاکی از قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چسب است. قابلیت مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، توسط سایر پژوهش‌گران مورد تأیید قرار گرفته است (Peng et al., 2014; Hong et al., 2015; Pham et al., 2019; Li et al., 2017; Hallaji et al., 2020; Esfandiary Darabad et al., 2020). به واسطه این تحقیق عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش شناسایی و با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) نقشه حساسیت وقوع زمین‌لغزش در منطقه تهیه شد. براساس نتایج آن کلاس‌هایی با سطوح مختلف حساسیت نسبت به زمین‌لغزش شناسایی شد که از خیلی کم تا خیلی زیاد متغیر است. این نتایج می‌تواند راهبردهای برنامه‌ریزی استفاده از زمین را تعیین کند و امکان مدیریت و کاهش ریسک زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه را برای تصمیم‌گیران و نهادهای مربوطه بهبود ببخشد. نتایج این مطالعه به دانش کلی راجع به رانش زمین کمک می‌کند و برای تلاش‌هایی در جهت کاهش خطر بلایا در حوزه آبخیز چسب ابزار و نقشه راه ارزشمند است. نقشه حساسیت به‌دست آمده می‌تواند به مدیران، تصمیم‌گیران و مقامات در اجرای تدابیر مناسب کاهش خطر زمین‌لغزش کمک کند و امنیت ساکنین و زیرساخت‌های موجود در منطقه را تضمین کند.

- موردی: شهرستان لارستان در استان فارس). *جغرافیای طبیعی*, ۱۱۴(۵۱), ۳۹-۵۳. doi:20.1001.1.20085656.1400.14.51.3.0
- عمادالدین، سمیه، طاهری، واله، محمد قاسمی، مسعود، و نظری گزیک، زهرا (۱۴۰۰). پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های نسبت فراوانی و شاخص آماری در حوضه آبخیز اوغان. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*, ۹(۴), ۷۵-۹۵. doi:20.1001.1.22519424.1400.9.4.5.3
- محمدی، نیلوفر و ساسانیور، فرزانه (۱۴۰۰). تحلیل ریسک وقوع زمین‌لغزش و ارزیابی در جاده‌های هراز و لواسانات. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*, ۱۴(۴), ۲۹-۱۴. doi:10.22098/mmws.2021.9138.1023
- یاراحمدی، جمشید، امینی، عطاء، و رستمی‌زاد قباد (۱۴۰۲). ارزیابی دقت نقشه تناسب اقلیمی پسته با استفاده از منحنی ROC محیط زیست و مهندسی آب، ۱۹(۱), ۱۲۷-۱۴۰. doi:10.22034/jewe.2021.262531.1486.۱۴۰-۱۲۷
- زالی، مهرباب و شاهدی، کاکا (۱۴۰۰). ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از رویکرد منطق فازی و سامانه اطلاعات جغرافیایی در حوزه آبخیز نکارود. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*, ۱(۱), ۸۰-۸۷. doi:10.22098/mmws.2021.1183۶۷
- سپهوند، علیرضا و بیرانوند، نسرین (۱۴۰۳). پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (منطقه مورد مطالعه: بخشی از حوزه آبخیز هراز). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*, ۴(۲), ۲۷۸-۲۶۱. doi:10.22098/mmws.2023.12678.1263
- عظیم‌پور مقدم، و جیهه (۱۳۹۴). پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از تئوری بی‌زین و دمپستر-شیفر) مطالعه موردی: بخش از حوزه آبخیز بابلرود. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه ساری.
- عقیقی، محمد ابراهیم (۱۴۰۰). تحلیل مکانی خطر زمین‌لغزش با تاکید بر عوامل ژئومورفولوژیک با استفاده از مدل جنگل تصادفی (مطالعه section of the Babolroud watershed. *M.Sc. Thesis*, Sari University. 123 p. [In Persian]
- Corominas, J., van Westen, C., Frattini, P., Cascini, L., Malet, J.P., Fotopoulou, S., Catani, F., Van Den Eeckhaut, M., Mavrouli, O., Agliardi, F., Pitilakis, K., Winter, M., Pastor, M., Ferisi, S., Tofani, V., Hervas, J., & Smith, J.T. (2013). Recommendations for the quantitative assessment of landslide risk. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 73, 209-263. doi:10.1007/s10064-013-0538-8
- Dastranj, A., & Karimi, E. (2022). Landslide susceptibility predicting using the maximum entropy machine learning algorithm (Bar catchment of Nishapur). *Researches in Earth Sciences*, 13(3), 76-96. doi:10.48308/esrj.2022.102965. [In Persian]
- Emadodin, S., Taheri, V., Mohammad Ghasemi, M., & Nazari, Z. (2021). Landslide susceptibility zonation applying frequency ratio models and statistical index in in Oghan watershed. *Quantitative Geomorphological Research*, 9(4), 75-95. doi:10.22034/gmpj.2021.248268.1211 [In Persian]
- Esfandiary Darabad, F., Rahimi, M., Navidfar, A., & Arsalan, M. (2020). Assessment of landslide sensitivity by neural network method and vector machine algorithm (Case study: Heyran Road - Ardebil province). *Quantitative Geomorphological Research*, 9(3), 18-33. doi:10.22034/gmpj.2020.122210. [In Persian]
- Froude, M.J., & Petley, D.N. (2018). Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8), 2161-2181. doi:10.5194/nhess-18-2161-2018
- Furlani, S., & Ninfo, A. (2015). Is the present the key to the future? *Earth-Science Reviews*, 142, 38-46. doi:10.1016/j.earscirev.2014.12.005
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., & Ardizzone, F. (2005). Probabilistic

References

- Afifi, M.I. (2021). Spatial analysis of landslide risk with emphasis on geomorphological factors using stochastic forest model (Case study: Larestan city in Fars province). *Quarterly Journal of Physical Geography*, 14 (51), 39-53. doi: 20.1001.1.20085656.1400.14.51.3.0. [In Persian]
- Aleotti, P., & Chowdhury, R. (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58, 21-44. <https://link.springer.com/article/10.1007/s100640050066>
- Arabameri, A., Pourghasemi, H.R., & Yamani, M. (2017). Applying different scenarios for landslide spatial modeling using computational intelligence methods. *Environmental Earth Sciences*, 76, 1-20. doi:10.1007/s12665-017-7177-5
- Arabameri, A., Saha, S., Roy, J., Chen, W., Blaschke, T., & Tien Bui, D. (2020). Landslide susceptibility evaluation and management using different machine learning methods in the Gallicash River Watershed, Iran. *Remote Sensing*, 12(3), 475. doi:10.3390/rs12030475
- Assilzadeh, H., Levy, J.K., & Wang, X. (2010). Landslide catastrophes and disaster risk reduction: A GIS framework for landslide prevention and management. *Remote Sensing*, 2(9), 2259-2273. doi:10.3390/rs2092259
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1-2), 15-31. doi:10.1016/j.geomorph.2004.06.010
- Azimpour Moghaddam, V. (2015). Risk zoning of landslides using Bayesian theory and Dempster-Shafer theory: A case study of a

- landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72(1-4), 272-299. doi:10.1016/j.geomorph.2005.06.002
- Hallaji, M., Zanganeh Asadi, M.A., & Amirahmadi, A. (2020). An Assessment of the landslide susceptibility prediction models in the Bar Watershed-Neyshabur. *Watershed Management Researches*, 33(2), 20-30. doi:10.22092/wmej.2019.126950.1241. [In Persian]
- 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. doi:10.1016/j.catena.2015.05.019
- 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. doi:10.3390/su9010048
- Li, L., Lan, H., Guo, C., Zhang, Y., Li, Q., & Wu, Y. (2017). A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment. *Landslides*, 14, 727-741. doi:10.1007/s10346-016-0771-x
- Mohammadi, N., & Sasanpour, F. (2021). Risk analysis of landslide and debris flow occurrence on the Haraz and Lavasanat roads. *Water and Soil Modeling and Management*, 1(4), 14-29. doi:10.22098/mmws.2021.9138.1023 [In Persian]
- Nadim, F., Kjekstad, O., Peduzzi, P., Herold, C., & Jaedicke, C. (2006). Global landslide and avalanche hotspots. *Landslides*, 3, 159-173. doi:10.1007/s10346-006-0036-1
- 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. doi:10.1016/j.geomorph.2013.08.013
- Petley, D. (2012). Global patterns of loss of life from landslides. *Geology*, 40(10), 927-930. doi:10.1130/G33217.1
- Pham, B.T., Prakash, I., Khosravi, K., Chapi, K., Trinh, P.T., Ngo, T.Q., Hosseini, S.V. and Bui, D.T. Pham, B.T., Prakash, I., Khosravi, K., Chapi, K., Trinh, P.T., Ngo, T. Q., . Hosseini, S.V., & Bui, D. T. (2019). A comparison of support vector machines and Bayesian algorithms for landslide susceptibility modelling. *Geocarto International*, 34(13), 1385-1407. doi:10.1080/10106049.2018.1489422
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B.D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180, 60-91. doi:10.1016/j.earscirev.2018.03.001
- Rostamizad, G. (2023). Assessing the potential and risk of landslides in Zanjan province (study area: Chesb watershed). A research project supported by the support of researchers and technologists of the country. 123 p. [In Persian]
- Rostamizad, G., Khanbabaee, Z., & Tahamoures, M. (2022). Assessing the validity of the classification algorithms reviewed for the role of land use (Study: Taham Watershed). *Environmental Erosion Research Journal*, 12(4), 141-157. <http://magazine.hormozgan.ac.ir/article-1-710-fa.html>. [In Persian]
- Sepahvand, A.R., & Beiranvand, N. (2024). Mapping the susceptibility of landslide occurrence using machine learning algorithms (Study area: part of the Haraz watershed). *Water and Soil Modeling and Management*, 4(2), 261-278. doi:10.22098/mmws.2023.12678.1263. [In Persian]
- Shano, L., Raghuvanshi, T.K., & Meten, M. (2021). Landslide hazard zonation using logistic regression model: the Case of Shafe and Baso Catchments, Gamo Highland, Southern Ethiopia. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1-19. doi:10.1007/s10706-021-01873-1
- Suyarto, R., Diara, I.W., Susila, K.D., Saifulloh, M., Wiyanti, W., Kusmiyarti, T.B., & Sunarta, I.N. (2023). Landslide inventory mapping derived from multispectral imagery by support vector machine (SVM) algorithm. In IOP Conference Series: *Earth and Environmental Science*, 1190, (1), 012012. doi:10.1088/1755-1315/1190/1/012012
- Tyagi, A., Tiwari, R.K., & James, N. (2021). GIS-based landslide hazard zonation and risk studies using MCDM. In *Local Site Effects and Ground Failures: Select Proceedings of 7th ICORAGEE 2020* (pp. 251-266). Springer Singapore. doi:10.1007/978-981-15-9984-2_22
- Wang, Z., & Brenning, A. (2021). Active-learning approaches for landslide mapping using support vector machines. *Remote Sensing*, 13(13), 2588. doi:10.3390/rs13132588
- Wu, W., Zucca, C., Muhaimed, A.S., Al-Shafie, W.M., Al-Quraishi, A.M.F., Nangia, V., Zhu MinQiang, Z.M., & Liu GuangPing, L.G., Wu, W., Zucca, C., Muhaimed, A.S., Al-Shafie, W.M., Fadhil Al-Quraishi, A.M., Nangia, V., Zhu, M., Liu, G. (2018). Soil salinity prediction and mapping by machine learning regression in Central Mesopotamia, Iraq. *Land Degradation & Development*, 29(11), 4005-4014. doi:10.1002/ldr.3148
- Yarahmadi, J., Amini, A., & Rostamizad, G. (2023). Accuracy assessment of pistachio climate suitability map based on ROC curve. *Environment and Water Engineering*, 9(1), 127-

140. doi:10.22034/jewe.2021.262531.1486. [In Persian]
- Zali, M., & Shahedi, K. (2021). Assessment of landslide sensitivity using fuzzy logic approach and geographic information systems in the Nekarud watershed. *Water and Soil Modeling and Management*, 1(1), 67-80. doi:10.22098/mmws.2021.1183 [In Persian]
- Zhou, X., Wu, W., Lin, Z., Zhang, G., Chen, R., Song, Y., Wang, Z., Lang, T., Qin, Y., Ou, P., Huangfu, W., Zhang, Y., Xie, L., Huang, X., Fu, X., Li, J., Jiang, J., Zhang, M., Liu, Y., Peng, Sh., Shao, C., Bai, Y., Zhang, X., Liu, X., & Liu, W. (2020). Landslide risk zoning in Ruijin, Jiangxi, China. *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1-21. doi:10.5194/nhess-2020-270
- Zhu, A.X., Miao, Y., Liu, J., Bai, S., Zeng, C., Ma, T., & Hong, H. (2019). A similarity-based approach to sampling absence data for landslide susceptibility mapping using data-driven methods. *Catena*, 183, 104188. doi:10.1016/j.catena.2019.104188